

# Klasifikasi Rimpang Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-occurrence Matrix

Asep Zainal Alfarizi<sup>1</sup>, Enny Itje Sela<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Informatika, Sains dan Teknologi, Universitas Teknologi Yogyakarta

<sup>1</sup>zaenalasep91@gmail.com\*, <sup>2</sup>ennysela@uty.ac.id

## Abstract

*Rhizome is a modification of plant stems that grow under the soil surface and function as a storage place for food reserves. These plants have internodes that function produce new shoots and roots. Rhizomes are commonly used by people as spices in cooking and herbal medicine. Rhizomes have many types, such as ginger, sand ginger, fingerroot, turmeric, galangal, and curcuma. These types have similarities to each other, such as texture, shape, and color. These similarities can cause problems such as difficulty in identifying the type of rhizome. The solution to this problem is a computer system that can classify the type of rhizomes. The system in this research was built using the K-Nearest Neighbor method and Gray Level Co-occurrence Matrix texture feature extraction. Research data amounted to 500 images with ginger, sand ginger, fingerroot, turmeric, and galangal classes. The stages of this research are data collection, image resizing, conversion to grayscale, GLCM feature extraction, storing the extraction results into dataframe, dividing data into train data and test data, classification with K-NN, and implement GUI to make operation easier. Accuracy results on this system get a value of 74% on test data and 64% on train data with value of K=11.*

*Keywords: image, GLCM, classification, k-nearest neighbor, rhizome*

## Abstrak

Rimpang merupakan modifikasi dari batang tumbuhan yang tumbuh dibawah tanah dan berfungsi sebagai tempat penyimpanan cadangan makanan. Tanaman ini memiliki ruas-ruas yang berfungsi menghasilkan tunas dan akar baru. Rimpang biasa digunakan oleh masyarakat sebagai bumbu dalam masakan dan juga sebagai obat herbal atau jamu. Rimpang memiliki banyak jenis, seperti jahe, kencur, kunci, kunyit, laos, dan temulawak. Jenis-jenis tersebut memiliki kemiripan antara satu dengan lainnya seperti tekstur, bentuk, dan warna. Kemiripan tersebut dapat menimbulkan masalah seperti kesulitan untuk mengidentifikasi jenis rimpang. Solusi dari permasalahan tersebut adalah sebuah sistem komputer yang dapat mengklasifikasikan jenis rimpang. Sistem pada penelitian ini dibangun menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* dan ekstraksi ciri tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix*. Data penelitian berjumlah 500 citra dengan kelas jahe, kencur, kunci, kunyit, dan laos. Tahapan penelitian ini yaitu pengumpulan data, mengubah ukuran citra, konversi ke *grayscale*, ekstraksi ciri GLCM, menyimpan hasil ekstraksi kedalam *dataframe*, membagi data kedalam data *train* dan data *test*, klasifikasi dengan K-NN, dan implementasi GUI untuk memudahkan dalam pengoperasian. Hasil akurasi pada sistem ini mendapatkan nilai sebesar 74% pada data *test* dan 64% pada data *train* dengan nilai K=11.

Kata kunci: citra, GLCM, klasifikasi, *k-nearest neighbor*, rimpang

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

## 1. Pendahuluan

Rimpang (*Rhizome*) merupakan modifikasi dari batang tumbuhan yang tumbuh dibawah tanah dan berfungsi sebagai tempat penyimpanan cadangan makanan, serta memiliki ruas-ruas yang berfungsi menghasilkan tunas dan akar baru. Rimpang atau masyarakat biasa menyebut dengan empon-empon memiliki manfaat yang begitu banyak, umumnya tanaman ini digunakan sebagai penyedap/bumbu masakan. Dalam bidang kesehatan, rimpang juga biasa digunakan sebagai obat herbal atau jamu yang dapat mengobati berbagai penyakit.

Rimpang memiliki banyak jenis dan setiap jenisnya memiliki khasiat dan kegunaanya masing-masing. Tanaman ini memiliki ciri-ciri atau karakteristik hampir sama, seperti dari bentuk, warna, dan tekstur. Karakteristik yang hampir sama inilah yang dapat membuat orang keliru dalam mengklasifikasikan jenisnya. Penelitian [1] membuat survei untuk

mengetahui pemahaman orang tentang jenis rimpang dalam bentuk kuisioner dengan peserta 56 orang, dimana 28 orang jawaban salah, 16 orang jawaban ragu-ragu, dan 12 orang jawaban benar. Akibat dari kekeliruan dalam klasifikasi rimpang yaitu penggunaan yang tidak tepat ketika digunakan sebagai bumbu masakan, hal ini akan membuat cita rasa masakan berubah. Akibat lain yang ditimbulkan yaitu gangguan kesehatan, karena apabila pemakaian rimpang untuk bahan obat tidak tepat maka akan menyebabkan risiko kesehatan. Terdapat permasalahan dalam mengklasifikasikan jenis rimpang, maka harus ada solusi yang dapat menyelesaikan masalah tersebut. Kemajuan teknologi dapat dimanfaatkan untuk efisiensi dan kemudahan dalam melakukan berbagai tugas di kehidupan sehari-hari dan hal ini mengakibatkan orang-orang mulai mengembangkan berbagai macam teknologi yang dapat membantu pekerjaan [2]. Bidang pembelajaran mesin/*machine learning* merupakan sistem komputer yang dilengkapi

dengan algoritma matematika yang melalui pembelajaran dari data dan menghasilkan prediksi [3], [4]. Salah satu bentuk kemajuan teknologi yang dijadikan solusi untuk permasalahan tersebut adalah membuat sistem komputer untuk mengklasifikasikan citra rimpang dengan ekstraksi ciri GLCM dan metode K-NN.

K-NN termasuk salah satu metode klasifikasi dengan perhitungan matematika yang sederhana, yaitu menggunakan perhitungan jarak *Euclidean*, *Manhattan*, atau *Minkowski*. Algoritma ini menghitung kedekatan atau kemiripan data sehingga cocok digunakan untuk klasifikasi atau melakukan prediksi suatu data kedalam kelas tertentu. GLCM menangkap hubungan antar piksel pada citra sehingga memungkinkan memperoleh informasi tekstur secara detail. GLCM dapat digunakan untuk mengekstraksi berbagai fitur pada citra seperti *Homogeneity*, *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, *IDM*, dan *Entropy*.

Sebuah citra memiliki karakteristik unik yang dapat dibedakan dengan objek lainnya yang disebut fitur. Informasi dari sebuah citra diekstrak kemudian digunakan sebagai parameter masukan untuk membedakan antara objek atau citra satu dengan lainnya dalam proses identifikasi atau klasifikasi [5]. Dengan ekstraksi fitur, dapat diekstrak informasi atau fitur dari sebuah gambar yang dapat digunakan sebagai referensi untuk membedakan dengan gambar lain [6]. Ekstraksi fitur yang dapat diimplementasikan pada sebuah citra digital yaitu ekstraksi bentuk, ekstraksi tekstur, dan ekstraksi warna. Ekstraksi ciri tekstur adalah fitur yang didapatkan dengan menggali karakteristik sebuah citra dari susunan permukaan citra yang menyimpan informasi yang dapat dimanfaatkan [7]. Ekstraksi fitur dilakukan sebelum proses klasifikasi dengan *K-Nearest Neighbor*.

Penelitian ini mengimplementasikan ekstraksi fitur GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) untuk memperoleh informasi fitur dari citra dan metode K-NN (*K-Nearest Neighbor*) untuk melakukan klasifikasi berdasarkan fitur yang didapat. Metode ekstraksi fitur GLCM memanfaatkan komputasi statistik berdasarkan nilai piksel gambar dan korelasi antara dua piksel pada jarak dan arah sudut yang sudah ditentukan [8]. K-NN adalah suatu algoritma pembelajaran mesin bekerja dengan cara menghitung jarak antara data uji dengan data latih [9]. *K-Nearest Neighbor* termasuk dalam *supervised learning* dimana hasil dari *instance* yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas dari kategori k-tetangga terdekat [10]. Jarak *Euclidean* diterapkan untuk menghitung dan mengetahui jarak objek.

Penelitian [6] menggunakan *support vector machine* untuk melakukan klasifikasi terkait tanaman obat herbal. Data yang digunakan yaitu rimpang lengkuas, kunyit, temulawak, dan jahe. Penelitian ini menggabungkan beberapa ekstraksi ciri, yaitu *Color Histogram* untuk warna, *Sobel* untuk bentuk, dan *Gray*

*Level Co-Occurrence Matrix* untuk tekstur. Data berjumlah 430 untuk setiap jenis rimpang sehingga keseluruhan berjumlah 1720 citra dan dibagi menjadi 80% *train* dan 20% *test*. Pengujian dilakukan dengan 120 citra baru untuk setiap jenis rimpang. Nilai akurasi lengkuas 53,3%, kunyit 93,3%, temulawak 60%, dan jahe 73%.

Penelitian [1] menggunakan metode CNN VGG-16 untuk klasifikasi rimpang dengan data berjumlah 250 citra dan setiap kelas berjumlah 50 citra jahe, kencur, kunyit, lengkuas dan temulawak. Proses training dan validation menggunakan 20 epoch dan learning rate 0,0001. Proses testing menggunakan 50 citra menunjukkan akurasi 0.9.

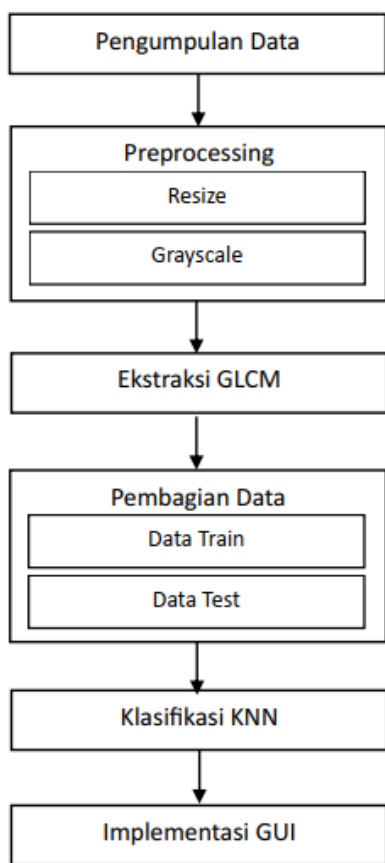
Penelitian [11] mengklasifikasikan 4 jenis rempah kunyit, temulawak, jahe dan lengkuas dengan algoritma *Naïve Bayes*. Tahapan penelitian yaitu *preprocessing* citra, *segmentation*, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan pengujian performa. Tahap *preprocessing* yaitu mengubah RGB to *Grayscale*, metode Otsu digunakan dalam *segmentation* dengan *thresholding*, *RoI (Region of Interest)* diterapkan untuk menghasilkan perkalian piksel. Mendapatkan fitur dari ekstraksi *Grey Level Co-occurrence Matrix*) dan RGB (*Red, green, blue*). Pengujian performa menerapkan *K-fold cross validation* menghasilkan akurasi 52% dengan  $K=10$ .

Penelitian [12] membuat sistem dengan metode KNN (*K-Nearest Neighbor*) dan SVM (*Support Vector Machine*) untuk pengenalan jenis rimpang. Ada 3 jenis rimpang yang digunakan yaitu lengkuas, jahe, dan kunyit. Data citra yang digunakan berjumlah 150 citra untuk pelatihan dan 30 citra untuk pengujian. Pengujian diterapkan pada 3 jenis rimpang dari data uji untuk mengetahui akurasi dengan menggunakan metode SVM dan KNN. Fitur bentuk terdiri dari *eccentricity*, *perimeter*, *area*, *metric*, *mayor axis*, dan *minor axis*. Fitur tekstur mencakup *correlation*, *contrast*, *homogeneity*, dan *energy*. Hasil akurasi tertinggi terdapat pada metode SVM+KNN  $K=2$  yaitu sebesar 85% dengan kombinasi ekstraksi bentuk dan tekstur.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 menunjukkan tahapan penelitian. Dimulai dengan pengumpulan data citra. *Preprocessing* yang meliputi *resize* dan konversi citra ke *grayscale*. Ekstraksi ciri tekstur dengan GLCM dan menyimpan hasil ekstraksi ke *dataframe*. Membagi data *train* dan data *test*. Klasifikasi dengan metode KNN. Terakhir adalah implementasi GUI menggunakan Tkinter.



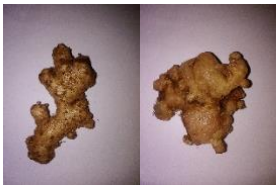

Gambar 1. Tahapan Penelitian

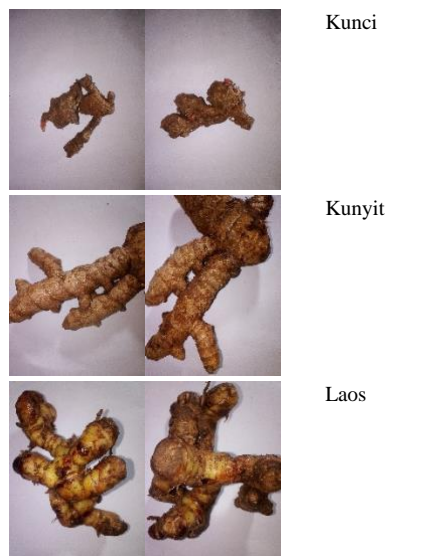
## 2.2. Data Penelitian

Sumber data untuk penelitian ini merupakan data primer. Data didapatkan dengan mengambil foto objek menggunakan kamera smartphone. Objek ditempatkan diatas kertas berwarna putih. Jarak objek dengan kamera sekitar 10 cm dan difoto dengan mengaktifkan flash. Data berupa citra dengan format JPG.

Data pada penelitian ini menggunakan lima jenis rimpang, yaitu jahe, kencur, kunci, kunyit, dan laos. Untuk setiap jenis rimpang berisi 100 data citra dengan keseluruhan data berjumlah 500 citra. Contoh data penelitian dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Data Penelitian

Citra	Kelas/label
	Jahe
	Kencur



## 2.3. Preprocessing

Tahapan ini meliputi dua proses yaitu *resize* dan *grayscale*. *Resize* atau mengubah ukuran citra menjadi 300x300 piksel. Proses *resize* dilakukan dengan maksud supaya citra yang akan diekstrak mempunyai *size* yang sama. Selain itu juga dapat mengurangi waktu pemrosesan.

Selanjutnya adalah proses konversi citra ke *grayscale*. Proses ini akan menghasilkan citra *grayscale* atau citra dengan warna abu-abu. Citra *grayscale* akan digunakan sebagai masukan dalam tahapan ekstraksi GLCM.

## 2.4. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM memperhitungkan pasangan dua piksel citra didasarkan pada jarak dan orientasi sudut. Dengan jarak yang sudah ditentukan yaitu 1 piksel, orientasi dibuat dengan empat arah sudut: 0°, 45°, 90°, dan 135° [6]. GLCM digunakan karena memiliki kekuatan dalam menangkap citra dalam resolusi yang sama ketika ada proses rotasi [13]. Metode ini memiliki fitur/properti seperti *Homogeneity*, *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, *IDM*, dan *Entropy*. *Homogeneity* menghitung tingkat homogenitas abu-abu dalam suatu citra [14]. *Correlation* merepresentasikan keterkaitan linear dari derajat citra keabuan dengan nilai antara -1 sampai dengan 1 [15]. *Contrast* mengukur frekuensi spasial dan perbedaan tinggi rendahnya suatu piksel yang dihasilkan dari perbedaan *moment* GLCM dari sebuah citra [16]. *Energy* mengukur konsentrasi pasangan intensitas pada matriks GLCM [17].

Langkah-langkah pembuatan matrik GLCM yaitu membuat area kerja atau *framework matrix*, menentukan nilai sudut dan jarak, membentuk matrik kookurensi dengan mengisi *framework matrix*, membuat *symmetric matrix* dengan menjumlahkan matrik kookurensi dengan matrik *transpose*, dan melakukan normalisasi pada matrik sehingga menghasilkan nilai matrik antara nol sampai dengan satu. Dari matrik yang sudah dinormalisasi, bisa didapatkan fitur teksturnya seperti *Homogeneity*,

*Correlation, Contrast, dan Energy.* Parameter yang digunakan pada GLCM pada penelitian ini yaitu jarak ditentukan 1 dan sudut ditentukan 0°, 45°, 90°, dan 135°. Properti yang diterapkan pada GLCM yaitu *Correlation, Homogeneity, Contrast, dan Energy.*

### 2.5. Pembagian Data

Tahapan pembagian data merupakan proses membagi dataset menjadi dua bagian yaitu data *train* dan data *test*. Data *train* digunakan untuk pelatihan, sedangkan data *test* digunakan untuk pengujian. Pada penelitian ini, membagi data *train* sebesar 90% dan data *test* sebesar 10%. Detail pembagian data dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembagian Data

Jumlah		Kelas/label
Data <i>train</i>	Data <i>test</i>	
90	10	Jahe
90	10	Kencur
90	10	Kunci
90	10	Kunyit
90	10	Laos

### 2.6. K-Nearest Neighbor

K-NN merupakan metode klasifikasi terhadap suatu objek dengan objek lain dengan jarak paling dekat berdasarkan data pembelajaran yang diproyeksikan kedalam ruang multi dimensi, dimana setiap dimensi menunjukkan karakteristik data [18]. Metode ini memerlukan nilai K dan metrik jarak. Pada penelitian ini, nilai K ditentukan antara 1 sampai dengan 15 untuk mencari akurasi terbaik. Metrik jarak menggunakan *Euclidean distance*, yang dapat dilihat pada persamaan (1).

$$D_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

dengan *D* adalah jarak. *x* adalah data *training*. *y* adalah data *testing*. *n* adalah jumlah atribut antara 1 sampai dengan *n*. *i* adalah atribut antara 1 sampai dengan *n*.

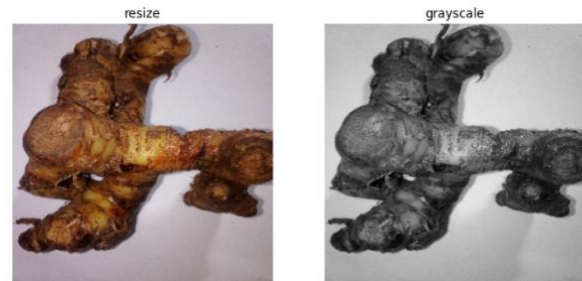
### 2.7. Implementasi GUI Tkinter

Penelitian ini mengimplementasikan GUI untuk memudahkan pengguna dalam mengoperasikan sistem. GUI yang dibuat menggunakan *library* tkinter dengan bahasa pemrograman *python*. Dalam GUI proses yang dilakukan yaitu *input* citra, *resize* citra, *grayscale*, ekstraksi ciri, dan pengujian.

Pada tampilan GUI terdapat beberapa tombol, yaitu tombol untuk memilih citra yang ingin diprediksi, tombol untuk melakukan pemrosesan, dan tombol untuk keluar dari program. Pada GUI juga menampilkan hasil ekstraksi GLCM, menampilkan hasil perhitungan jarak *Euclidean distance* antara citra baru dan citra pada data latih, dan menampilkan hasil klasifikasi jenis rimpang. Proses pengujian menggunakan model yang sudah disimpan menggunakan *library pickle*.

## 3. Hasil dan Pembahasan

Tahapan awal yang dilakukan pada citra yaitu *preprocessing*. *Preprocessing* dilakukan untuk mengolah citra sebelum tahapan ekstraksi ciri. Tahapan ini meliputi *resize* citra ukuran 300x300 piksel dan konversi citra ke *grayscale*. Hasil tahapan *preprocessing* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Hasil *Resize* dan *Grayscale* Citra Laos

Selanjutnya melakukan ekstraksi GLCM. Pada Tabel 3 menunjukkan hasil ekstraksi pada sebuah citra laos. Untuk satu buah citra akan memiliki 16 fitur, dimana jumlah ini diperoleh dari 4 properti GLCM dengan setiap properti memiliki 4 sudut. Hasil ekstraksi dari seluruh citra akan disimpan kedalam *dataframe* dan kemudian dilakukan pembagian data dengan 90% data *train* dan 10% data *test*.

Tabel 3. Hasil Ekstraksi GLCM Citra Laos

	<i>Correlation</i>	<i>Homogeneity</i>	<i>Contrast</i>	<i>Energy</i>
0	0.964087	0.172179	257.129164	0.017939
45	0.943323	0.157814	406.570888	0.017284
90	0.955524	0.165248	318.82825	0.017705
135	0.950786	0.161386	353.033053	0.017479

Tahapan berikutnya adalah klasifikasi dengan metode KNN. Tahapan ini menggunakan data *train* untuk melakukan pelatihan atau mempelajari hubungan antara fitur dengan label dan data *test* untuk melakukan pengujian serta mengetahui kinerja atau akurasi sistem. Pengujian dilakukan untuk mengetahui akurasi pada data *train* dan data *test*. Eksperimen dilakukan dengan memasukkan nilai K antara 1 sampai 15. Tabel 4 menunjukkan bahwa hasil akurasi tertinggi pada data *train* sebesar 1.0 dengan nilai K=1 dan pada data *test* sebesar 0.74 dengan nilai K=11 dan K=15.

Tabel 4. Akurasi pada Data *Train* dan Data *Test*

Nilai K	Akurasi <i>Train</i>	Akurasi <i>Test</i>
1	1.0	0.64
2	0.7933333333333333	0.6
3	0.8022222222222222	0.6
4	0.7422222222222222	0.66
5	0.7133333333333334	0.7
6	0.7088888888888889	0.72
7	0.6977777777777778	0.72
8	0.6844444444444444	0.66
9	0.6666666666666666	0.68
10	0.6622222222222223	0.7
11	0.6488888888888888	0.74
12	0.6333333333333333	0.7

13	0.6422222222222222	0.7
14	0.64	0.68
15	0.6244444444444444	0.74

Evaluasi performa model klasifikasi menggunakan *confusion matrix* yang menunjukkan perbandingan hasil klasifikasi *actual* dengan prediksi yang diberikan oleh model [19]. Pada *confusion matrix* menampilkan kelas/label yang diprediksi benar dan diprediksi kedalam kelas lain. *Confusion matrix* tersebut menampilkan hasil pengujian pada data *test* dengan nilai K=11, dengan jumlah data sebesar 50. Pada Tabel 5 menunjukkan Jahe diprediksi benar sebesar 10, Kencur diprediksi benar sebesar 8, Kunci diprediksi benar sebesar 6, Kunyit diprediksi benar sebesar 5, dan Laos diprediksi benar sebesar 8. Jadi, untuk setiap kelas mendapat akurasi sebesar 100% untuk Jahe, 80% untuk Kencur, 60% untuk Kunci, 50% untuk Kunyit, dan 80% untuk Laos.

Tabel 5. *Confusion Matrix*

True	Prediction				
	Jahe	Kencur	Kunci	Kunyit	Laos
Jahe	10	0	0	0	0
Kencur	1	8	1	0	0
Kunci	2	1	6	1	0
Kunyit	4	1	0	5	0
Laos	0	0	1	1	8

Dengan *confusion matrix*, bisa dicari nilai *precision*, *recall*, *f1-score*, dan akurasi. Tabel 6 menunjukkan hasil pengujian data *test* dengan nilai K=11 mendapatkan nilai *average precision* sebesar 0.77, *average recall* sebesar 0.74, *average f1-score* sebesar 0.74, dan akurasi sebesar 0.74. Dari nilai-nilai tersebut dapat diketahui bahwa sistem mampu mengklasifikasi beberapa citra rimpang dengan benar, tetapi masih belum sepenuhnya sukses dalam menyelesaikan masalah yang ada. Nilai tersebut didapatkan dengan persamaan (2), (3), (4), dan (5) dan dilakukan rata-rata/*average*.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+TN+FP} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$F1 - score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

Tabel 6. Hasil Pengujian Nilai K=11

	Precision	Recall	F1-score	Support
Jahe	0.59	1.00	0.74	10
Kencur	0.80	0.80	0.80	10
Kunci	0.75	0.60	0.67	10
Kunyit	0.71	0.50	0.59	10
Laos	1.00	0.80	0.89	10
Accuracy			0.74	50
Macro avg	0.77	0.74	0.74	50
Weighted avg	0.77	0.74	0.74	50

Tabel 7 menunjukkan perbandingan dengan penelitian terdahulu. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi kurang sebaik beberapa penelitian lain. Hal ini bisa diakibatkan karena kualitas citra yang digunakan tidak sebaik penelitian lain, metode ekstraksi yang digunakan hanya GLCM, dan jumlah data yang digunakan tidak sebanyak penelitian lain.

Tabel 7. Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Judul	Metode	Data	Akurasi
Klasifikasi Rimpang Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-occurrence Matrix	GLCM dan KNN	jahe, kencur, kunci, kunyit, dan laos	74%
Klasifikasi Tanaman Obat Herbal Menggunakan Metode Support Vector Machine	SVM, Color Histogram, Sobel, dan GLCM	lengkuas, kunyit, temulawak, dan jahe	77,6%
Klasifikasi Rimpang Menggunakan Convolution Neural Network	CNN VGG-16	jahe, kencur, kunyit, lengkuas, dan temulawak	90%
Klasifikasi rimpang berdasarkan ciri warna rgb dan tekstur glm menggunakan algoritma naive bayes	Naive Bayes, GLCM, dan RGB	kunyit, temulawak, jahe, dan lengkuas	52%
Klasifikasi Rimpang Menggunakan Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor	KNN, SVM, eccentricity, perimeter, area, metric, mayor axis, minor axis, dan GLCM	lengkuas, jahe, dan kunyit	85%

Setelah mengetahui hasil pengujian, selanjutnya adalah tahapan pembuatan GUI. Antarmuka GUI (Gambar 3) yang dibuat memiliki tiga tombol, yaitu Pilih Gambar, Proses, dan Close. Tombol Pilih Gambar berfungsi untuk mencari lokasi gambar yang ingin diproses. Tombol Proses digunakan untuk melakukan pengujian gambar, menampilkan hasil ekstraksi, hasil *Euclidean distance*, dan hasil klasifikasi. Tombol Close digunakan untuk keluar dari program. Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar 4, dimana gambar yang dipilih adalah citra Laos dan sistem mengklasifikasi citra tersebut sebagai citra Laos. Dengan demikian aplikasi tersebut mampu berjalan dengan baik.

Aplikasi tersebut dapat dijalankan melalui perangkat desktop. Pada tampilan aplikasi, terdapat tabel yang akan menampilkan hasil ekstraksi dari citra dan hasil perhitungan jarak *Euclidean* serta kelas aktual. Pada aplikasi ini nilai K yang ditentukan adalah 11, sehingga sistem akan mengambil 11 data dengan jarak terdekat dan melabeli data baru dengan mayoritas kelas pada 11

data tersebut. Dengan dibuatnya GUI, maka pengguna akan diberi kemudahan dalam berinteraksi dengan sistem, pengguna tinggal menekan tombol-tombol yang ada pada antarmuka untuk melakukan tugas

tertentu, serta pengguna dapat memahami informasi dengan mudah melalui elemen seperti tabel. Aplikasi yang dibuat diharapkan dapat dijadikan bahan referensi untuk pengembangan pada penelitian selanjutnya.



Gambar 3. Tampilan GUI Awal



Gambar 4. Tampilan GUI Hasil Pengujian

#### 4. Kesimpulan

Kesimpulan yang didapat dari penelitian ini adalah metode ekstraksi ciri GLCM dan K-NN dapat melakukan klasifikasi terhadap citra rimpang dengan cukup baik. Sistem ini dapat membantu masyarakat yang kesulitan dalam mengidentifikasi jenis rimpang. Pengujian pada penelitian ini mendapatkan akurasi tertinggi sebesar 74% pada data *test* dengan nilai K=11 dan K=15. Penentuan nilai K merupakan hal yang sangat penting, karena akan berpengaruh terhadap hasil yang diperoleh. Berdasarkan kesimpulan tersebut,

akurasi sistem perlu ditingkatkan agar hasil klasifikasi menjadi lebih akurat. Saran-saran untuk menjadikan penelitian lebih baik yaitu data yang digunakan lebih banyak dan bervariasi, menambah tahapan *preprocessing* seperti segmentasi untuk memisahkan bagian objek dan *background*, mengkombinasikan beberapa metode ekstraksi ciri seperti ekstraksi bentuk dan warna agar fitur pada citra lebih banyak diketahui, menambah metode klasifikasi seperti SVM dan CNN untuk mencari metode yang memiliki performa terbaik.

## Daftar Rujukan

- [1] Y. Feberian and D. Fitriati, "Klasifikasi Rimpang Menggunakan Convolution Neural Network," *J. Informatics Adv. Comput.*, vol. 3, no. 1, pp. 10–14, 2022.
- [2] A. Suprasyto, A. D. Kalifa, and S. Diwandari, "Penyiraman Otomatis dan System Monitoring Bibit Kelapa Sawit Menggunakan Metode Fuzzy Sugeno," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 3, pp. 431–437, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i3.6150.
- [3] A. Roihan, P. A. Sunarya, and A. S. Rafika, "Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper," *IJCIT (Indonesian J. Comput. Inf. Technol.)*, vol. 5, no. 1, pp. 75–82, 2020, doi: 10.31294/ijcit.v5i1.7951.
- [4] D. C. Agustin, M. A. Rosid, and N. Ariyanti, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Kesegaran Pada Apel," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 02, pp. 145–150, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i02.5175.
- [5] R. Kosasih, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Pisang Berdasarkan Ekstraksi Fitur Tekstur dan Algoritme KNN," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 4, pp. 383–388, 2021, doi: 10.22146/jnteti.v10i4.462.
- [6] 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.
- [7] D. Nurnaningsih, D. Alamsyah, A. Herdiansah, and A. A. J. Sinlae, "Identifikasi Citra Tanaman Obat Jenis Rimpang dengan Euclidean Distance Berdasarkan Ciri Bentuk dan Tekstur," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 3, no. 3, pp. 171–178, 2021, doi: 10.47065/bits.v3i3.1019.
- [8] B. Zaman, A. Rifai, and M. B. Hanif, "Komparasi Metode Klasifikasi Batik Menggunakan Neural Network Dan K-Nearest Neighbor Berbasis Ekstraksi Fitur Tekstur," *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 3, no. 4, pp. 582–595, 2021, doi: 10.51519/journalisi.v3i4.213.
- [9] D. Sartika, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbour dalam Menganalisis Sentimen Terhadap Program Merdeka Belajar Kampus Merdeka (MBKM)," *J. Buana Inform.*, vol. 14, no. 01, pp. 69–76, 2023, doi: 10.24002/jbi.v14i01.7178.
- [10] M. Astiningrum, P. P. Arhandi, and N. A. Ariditya, "Identifikasi Penyakit Pada Daun Tomat Berdasarkan Fitur Warna Dan Tekstur," *J. Inform. Polinema*, vol. 6, no. 2, pp. 47–50, 2020, doi: 10.33795/jip.v6i2.320.
- [11] N. P. Batubara, D. Widiyanto, and N. Chamidah, "Klasifikasi rempah rimpang berdasarkan ciri warna rgb dan tekstur glcm menggunakan algoritma naive bayes," *Inform. J. Ilmu Komput.*, vol. 16, no. 3, p. 156, 2020, doi: 10.52958/iftk.v16i3.2196.
- [12] S. Mawaddah, M. R. Mufid, D. Aditama, N. Islamiya, and T. Wulandari, "Klasifikasi Citra Rimpang Menggunakan Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor," *J. Teknol. Inf. dan Terap.*, vol. 9, no. 1, pp. 15–18, 2022, doi: 10.25047/jtit.v9i1.250.
- [13] F. M. Sarimole and A. Syaeful, "Classification of Durian Types Using Features Extraction Gray Level Co-Occurrence Matrix (GlcM) and K-Nearest Neighbors (Knn)," *J. Appl. Eng. Technol. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 111–121, 2022, doi: 10.37385/jaets.v4i1.959.
- [14] R. A. Rizal *et al.*, "Analisis Gray Level Co-Occurrence Matrix (GlcM) Dalam Mengenali Citra Ekspresi Wajah," *J. Mantik Augustus Manajemen, Teknol. Informatiak dan Komun.*, vol. 3, no. 2, pp. 31–38, 2019.
- [15] H. S. Maharani and I. K. D. Nuryana, "Role Of Gray Level Co-Occurrence Matrix for Convolution Neural Network Transfer Learning in Coffee Bean Classification," (*Journal Informatics Comput. Sci.*), vol. 05, no. 1, pp. 1–6, 2023, doi: 10.26740/jinacs.v5n01.
- [16] S. W. Agusta and W. Kaswidjanti, "The Implementation of Color Feature Extraction and Gray Level Co-occurrence Matrix Combination in K-Nearest Neighbor Classification Method for Tomato Leaf Disease Identification Penerapan Kombinasi Ekstraksi Fitur Warna dan Gray Level Co-occurrence Matrix," *J. Inform. dan Teknol. Inf.*, vol. 20, no. 2, pp. 250–262, 2023, doi: 10.31515/telematika.v20i2.10009.
- [17] B. E. Salam, P. Sokibi, and A. Seviana, "KLASIFIKASI JENIS BATU ALAM MENGGUNAKAN METODE GRAYLEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DAN K-NEAREST NEIGHBOR (K-NN) (STUDI KASUS: PABRIK BATU PRIMA STONE DI DESA BALAD)," *Kohesi J. Multidisiplin Saintek*, vol. 01, no. 04, pp. 83–93, 2023, doi: 10.3785/kjst.v1i1.195.
- [18] C. Wijaya, H. Irsyad, and W. Widhiarso, "Klasifikasi Pneumonia Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Dengan Ekstraksi Glem," *J. Algoritm.*, vol. 1, no. 1, pp. 33–44, 2020, doi: 10.35957/algoritme.v1i1.431.
- [19] I. Habib Kusuma and N. Cahyono, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penggunaan E-Commerce Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 3, pp. 302–307, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i3.5734.