

## ***Implementation of Histogram Equalization for Image Enhancement in The Classification of Spices Using K-Nearest Neighbor***

Penerapan *Histogram Equalization* untuk Perbaikan Citra pada Klasifikasi Rempah Rimpang menggunakan *K-Nearest Neighbor*

**Busroni Ahmad Safrizal<sup>1</sup>, Wilis Kaswidjanti<sup>2</sup>**

<sup>1,2</sup> Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Yogyakarta, Indonesia

<sup>1</sup>123190147@student.upnyk.ac.id, <sup>2\*</sup>wilisk@upnyk.ac.id

\*: *Penulis korespondensi (corresponding author)*

### ***Informasi Artikel***

*Received: December 2023*

*Revised: March 2024*

*Accepted: August 2024*

*Published: October 2024*

### ***Abstract***

*Purpose: To determine the effect of implementing Histogram equalization (HE) at the image preprocessing stage to improve image quality in rhizome spice classification using the K-Nearest Neighbor classification method.*

*Design/Method/Approach: Rhizome spice data was taken directly using a camera with a total of 600 images divided by a ratio of 80:20 for training and testing data. Preprocessing is done starting from resize to 512x512 pixels, then remove background to remove background objects that are not needed, then histogram equalization and also grayscale conversion. Glcm texture feature modeling, rgb color feature and hsv color feature are used as classification parameters. Classification is done using the K-Nearest Neighbor (KNN) method.*

*Findings/result: The test results of this study can be concluded that the application of HE at the image preprocessing stage succeeded in improving classification performance as seen from the accuracy evaluation value. In KNN classification without preprocessing histogram equalization gets an accuracy of 73.8%. When implementing histogram equalization the classification accuracy increases to 76.1%. From the two accuracy results obtained, it can be seen that the implementation of histogram equalization has a good effect in increasing the accuracy of classification.*

*Originality/value/state of the art: The application of Histogram equalization (HE) in image preprocessing is able to improve image quality so that classification accuracy can*

---

*increase compared to without using histogram equalization preprocessing.*

*Keywords: K-Nearest Neighbor; Classification; LBP; GLCM; RGB; HSV; Histogram Equalization*  
*Kata kunci: K-Nearest Neighbor; Klasifikasi; LBP; GLCM; RGB; HSV; Histogram Equalization*

---

### Abstrak

**Tujuan:** Untuk mengetahui pengaruh pengimplementasian *Histogram Equalization* (HE) pada tahap *preprocessing* citra untuk meningkatkan kualitas citra pada klasifikasi rempah rimpang menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor*.

**Perancangan/metode/pendekatan:** Data rempah rimpang diambil secara langsung menggunakan kamera dengan jumlah 600 citra yang dibagi dengan ratio 80:20 untuk data *training* dan *testing*. *Preprocessing* yang dilakukan dimulai dari *resize* menjadi 512x512 piksel, selanjutnya *remove background* untuk menghapus *background* objek yang tidak diperlukan, selanjutnya *histogram equalization* dan juga dilakukan konversi *grayscale*. Pemodelan ciri tekstur *glcm*, ciri warna RGB dan ciri warna HSV digunakan sebagai parameter klasifikasi. Klasifikasi yang dilakukan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN).

**Hasil:** Hasil pengujian dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa penerapan HE pada tahap *preprocessing* citra berhasil meningkatkan performa klasifikasi dilihat dari nilai evaluasi akurasi. Pada klasifikasi KNN tanpa *preprocessing Histogram Equalization* mendapatkan akurasi sebesar 73.8%. Ketika mengimplementasikan *histogram equalization* akurasi klasifikasi meningkat menjadi 76.1%. Dari kedua hasil akurasi yang didapatkan tersebut dapat dilihat bahwa pengimplementasian *Histogram Equalization* memberikan pengaruh yang baik dalam meningkatkan tingkat keakuratan klasifikasi.

**Keaslian/ state of the art:** Penerapan *Histogram Equalization* (HE) pada *preprocessing* citra mampu meningkatkan kualitas citra sehingga akurasi klasifikasi dapat mengalami peningkatan dibanding tanpa menggunakan *preprocessing Histogram Equalization*.

## 1. Pendahuluan

Rempah rimpang merupakan bagian tumbuhan yang memiliki aroma kuat yang biasa digunakan sebagai bahan penyedap atau perisa dalam masakan. Rimpang atau *rhizoma* merupakan modifikasi batang tumbuhan yang menjalar dipermukaan tanah serta dapat menghasilkan tunas. Rempah rimpang ada banyak jenisnya, beberapa rimpang yang populer dimanfaatkan seperti lengkuas, jahe, kunyit, dan kencur. Beberapa rempah rimpang memiliki bentuk yang sekilas terlihat mirip jika tidak mengenali ciri-ciri bentuknya dengan pasti. Setiap rempah memiliki ciri uniknya masing-masing. Namun untuk orang yang jarang atau baru pertama melihatnya akan merasa bahwa rimpang tersebut sama. Sehingga dengan demikian peneliti menyimpulkan perlunya perancangan sistem yang dapat mengklasifikasikan jenis rempah rimpang agar masyarakat dapat mengetahui jenis rempah yang ingin pilih atau dimanfaatkan dengan tepat tidak keliru dengan yang lain.

Pada penelitian sebelumnya oleh Batubara pada tahun 2020 dengan judul penelitian Klasifikasi Rempah Rimpang Berdasarkan Ciri Warna RGB Dan Tekstur GLCM Menggunakan Algoritma *Naive Bayes*, menggunakan dataset berupa citra kunyit, jahe, temulawak, dan lengkuas diujikan dan dapat menghasilkan tingkat akurasi dari proses klasifikasi mencapai 52% [1]. Penelitian lainnya oleh Arifin pada tahun 2021 dengan judul penelitian Klasifikasi Tanaman Obat Herbal Menggunakan Metode *Support Vector Machine* menggunakan citra jahe, kunyit, lengkuas, dan temulawak, berdasarkan ciri warna *color histogram*, ciri bentuk *sobel*, dan ciri tekstur GLCM menghasilkan akurasi Jahe 73%, Kunyit 93.3%, Lengkuas 53.3% dan Temulawak 60% [2]. Selain menggunakan metode *naive bayes* dan *support vector machine* (SVM) klasifikasi dapat dilakukan menggunakan metode lain seperti *K-Nearest Neighbor* (KNN). KNN merupakan metode klasifikasi yang melakukan klasifikasi dengan menentukan kategori berdasarkan mayoritas kategori pada tetangga terdekat. Pada penelitian sebelumnya oleh Priya dan Signh pada tahun 2021 dengan judul penelitian *Classification of Herbal Plant and Comparative analysis of SVM and KNN classifier models on the leaf features using Machine Learning* mendapatkan hasil bahwa SVM dan KNN memberikan hasil yang baik untuk klasifikasi. Namun metode KNN dapat memberikan hasil yang lebih akurat untuk klasifikasi ketika jumlah parameter diperbanyak [3].

Klasifikasi menggunakan citra digital memiliki masalah pada proses *feature engineering*, yang mana setiap citra digital memiliki perbedaan tingkat kondisi pencahayaan, tingkat kontras, tingkat saturasi, dan sebagainya yang dapat menyebabkan akurasi pada klasifikasi menjadi kurang maksimal [4]. Untuk mengatasi permasalahan tersebut maka digunakan *Histogram equalization* untuk memperbaiki suatu citra digital. *Histogram Equalization* merupakan metode yang digunakan untuk meningkatkan kualitas citra digital dengan cara meratakan histogram citra tersebut. Konsep dasar dari metode ini adalah dengan melakukan *stretch histogram* sehingga perbedaan *pixel* menjadi semakin besar dan informasi yang ditangkap oleh mata menjadi lebih baik [5]. Penelitian sebelumnya yang telah dilakukan oleh Celik pada tahun 2012 membuktikan bahwa *Histogram Equalization* dapat meningkatkan kualitas citra digital dari tipe citra yang berbeda-beda [6]. Penelitian oleh Kapoor dan Arora pada tahun 2015 [7] yang melakukan percobaan perbaikan citra dengan *Histogram Equalization* memperoleh hasil bahwa perbaikan citra dengan basis histogram dapat menyempurnakan citra berwarna kurang terang secara efektif dan efisien. *Histogram Equalization* dapat memperbaiki citra menjadi lebih baik sehingga mempermudah dalam proses segmentasi citra [8]. Pada penelitian sebelumnya yang

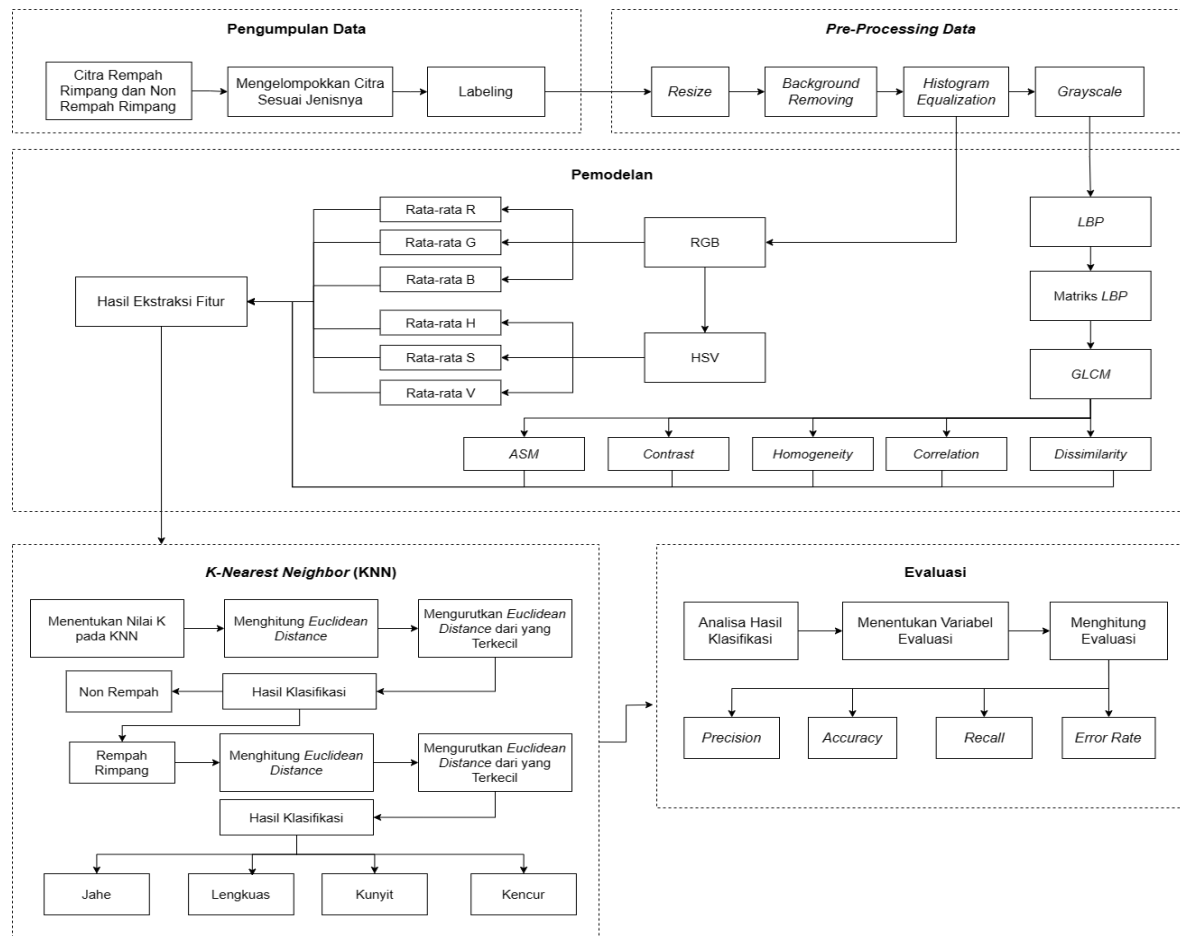
telah dilakukan oleh Saifullah pada tahun 2020 yaitu penerapan *Histogram Equalization* pada perbaikan citra untuk mendeteksi fertilitas telur memberikan peningkatan hasil menjadi maksimal dengan akurasi 98% [9].

Klasifikasi citra digital dapat dilakukan dengan berbagai parameter seperti menggunakan ciri tekstur dan ciri warna. Ekstraksi ciri tekstur pada citra dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) sedangkan untuk ekstraksi ciri warna menggunakan ekstraksi RGB dan HSV. Metode ekstraksi fitur tekstur LBP dan GLCM dipilih pada penelitian ini karena hasil dari penelitian sebelumnya dengan judul Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik dan penelitian dengan judul Integrasi Ekstraksi Fitur *Local Binary Pattern* dan *Gray-Level Co-occurrence Matrix* Untuk Pengenalan Ekspresi Mulut Pembelajar menghasilkan akurasi yang maksimal ketika kedua metode itu digabungkan [7] [8]. Pada penelitian yang telah dilakukan Batubara et al., pada tahun 2020 yaitu Klasifikasi Rempah Rimpang Berdasarkan Ciri Warna RGB Dan Tekstur GLCM Menggunakan Algoritma *Naive Bayes* mendapatkan hasil bahwa ekstraksi ciri digital mempengaruhi hasil pengenalan objek, semakin banyak ciri yang diekstraksi akan mempengaruhi akurasi klasifikasi [1].

Berdasarkan permasalahan yang telah dipaparkan di atas, maka penerapan dari *Histogram Equalization* sebagai metode perbaikan citra sebelum proses klasifikasi menjadi solusi yang ditawarkan pada penelitian ini untuk dapat menghasilkan akurasi klasifikasi yang lebih optimal. Metode ekstraksi ciri yang digunakan yaitu ekstraksi ciri tekstur LBP dan GLCM sedangkan ekstraksi warnanya yaitu RGB dan HSV. Data yang akan digunakan pada penelitian ini merupakan data primer yang diambil langsung menggunakan kamera. Data tersebut akan dibagi menjadi data latih dan data uji. Dengan menerapkan metode *Histogram Equalization* pada klasifikasi *K-Nearest Neighbor* diharapkan dapat mengatasi masalah feature engineering dan meningkatkan akurasi penentuan jenis rempah rimpang yang tepat sesuai jenis yang diklasifikasikan serta menghasilkan optimasi yang lebih baik dari penelitian sebelumnya.

## 2. Metode

Tahapan metodologi penelitian dimulai dari pengumpulan data, *preprocessing* data, pemodelan, klasifikasi *K-Nearest Neighbor*, dan evaluasi model. Metodologi yang digunakan pada penelitian ini adalah metode kuantitatif tipe eksperimental dengan menggunakan dataset primer. Tahapan metodologi penelitian dapat dilihat pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

## 2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data primer. Pengumpulan data primer rempah rimpang dimulai dengan melakukan survey dan wawancara dengan petani atau pedagang rempah rimpang tepatnya di pasar tradisional kelurahan Mudal, Kecamatan Boyolali, Kabupaten Boyolali, Jawa Tengah. Hasil dari wawancara yang dilakukan selanjutnya digunakan untuk menentukan jenis atau nama dari rempah rimpang yang dipilih. Pengambilan gambar dilakukan dengan menggunakan kamera handphone iPhone 7 dengan ukuran 3024x3024 piksel. Pengambilan citra dibantu dengan alat bantu pencahayaan 2 lampu LED putih 5 Watt. Citra yang diambil total sebanyak 600 sample rempah rimpang. Citra tersebut terbagi menjadi 4 label yaitu jahe, kencur, kunyit, dan lengkuas dengan masing-masing sebanyak 150 citra. Data rempah rimpang yang dikumpulkan akan dibagi dua yaitu sebagai data training 70% dan data testing 30%.

## 2.2. Preprocessing Data

Sebelum digunakan menjadi model pada sistem, data citra melalui tahapan *preprocessing* yang bertujuan untuk mengubah atau menghilangkan data citra agar siap dan kompatibel pada sistem. Dalam penelitian ini *preprocessing* data dapat dilakukan setelah data citra telah dikumpulkan. Ada beberapa tahap *preprocessing* pada penelitian ini yaitu *resize*, *remove background*, *histogram equalization*, dan *grayscale*. Tahap pertama yaitu *resize* yaitu mengubah ukuran citra

menjadi 512x512 piksel. Pengubahan ukuran ini dilakukan dengan tujuan menyamaratakan ukuran setiap citra yang diproses dan juga untuk membuat proses ekstraksi fitur ataupun klasifikasi menjadi lebih efektif. Tahapan kedua yaitu *remove background* atau penghapusan background, tahap ini memiliki tujuan untuk menghapus sebagian citra yang merupakan latar belakang dari objek supaya dalam proses ekstraksi fitur nantinya dapat terfokus pada objek yang diteliti saja. Setelah selesai tahapan penghapusan *background*, maka dapat dilanjutkan ke tahapan yang ketiga yaitu adalah perbaikan citra dengan *Histogram Equalization*. Metode *Histogram Equalization* dipilih karena terbukti pada penelitian sebelumnya dapat menyebarkan histogram citra sehingga citra menjadi lebih baik dan dapat meningkatkan proses ekstraksi fitur nantinya. *Histogram Equalization* diterapkan pada seluruh *channel* RGB. Tahap yang keempat yaitu mengubah citra yang berwarna hasil histogram equalization yang berupa citra RGB menjadi citra *grayscale*. Berikut merupakan sample *data preprocessing*.

### 2.3. Pemodelan

Pemodelan dilakukan terhadap citra setelah melalui proses pra-pemrosesan. Hasil dari pemodelan yang dilakukan digunakan sebagai data parameter dalam melakukan klasifikasi citra rempah rimpang nantinya. Pemodelan yang dilakukan yaitu Pemodelan ciri tekstur dan ciri warna. Metode ciri tekstur yang digunakan yaitu *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) sedangkan ciri warna yang digunakan yaitu RGB dan HSV. Ekstraksi ciri tekstur LBP menghasilkan matriks atau citra LBP yang diproses kembali dalam ekstraksi ciri tekstur GLCM. Nilai-nilai GLCM yang dipakai yaitu *ASM*, *Corellation*, *Homogeneity*, *Contrast*, dan *Dissimilarity*. Nilai-nilai tersebut diambil dengan empat orientasi sudut yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Ekstraksi ciri warna RGB menghasilkan nilai rata-rata *Red*, *Green* dan *Blue*. Citra RGB dikonversi menjadi citra HSV untuk dapat diproses dalam ekstraksi ciri warna HSV menghasilkan nilai rata-rata *Hue*, *Saturation* dan *Value*. Dari pemodelan tersebut digabungkan menjadi satu matriks yang selanjutnya digunakan sebagai parameter klasifikasi.

### 2.4. Klasifikasi K-Nearest Neighbor

Metode K-Nearest Neighbor melakukan klasifikasi rempah rimpang dengan perhitungan kuadrat jarak *euclidean*. Parameter yang digunakan untuk perhitungan kuadrat jarak *euclidean* adalah GLCM, nilai rata-rata RGB, dan nilai rata-rata HSV. Proses klasifikasi dimulai dari menentukan nilai k yaitu jumlah tetangga terdekat. Penentuan nilai k terbaik ditentukan menggunakan *hyperparameter* yaitu *grid search*. Selanjutnya menghitung kuadrat jarak *euclidean* masing-masing data training terhadap data uji. Mengurutkan hasil perhitungan jarak *euclidean* mulai dari yang terkecil hingga terbesar dan mengelompokkannya. Mengumpulkan kategori Y atau klasifikasi *Nearest Neighbor* berdasarkan nilai k yang telah ditentukan. Kategori *Nearest Neighbor* yang paling mayoritas akan menghasilkan prediksi [12]

### 2.5. Evaluasi

Evaluasi model penelitian ini menggunakan metode pengujian *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan matriks yang menampilkan visualisasi kinerja dari algoritma klasifikasi menggunakan data yang berupa matriks [13]. *Confusion matrix* melakukan pengujian dengan menghitung *true positive*, *false positive*, *true negative*, dan *false negative*. Nilai tersebut yang digunakan untuk menghitung akurasi, *error rate*, *precision*, dan *recall*. Nilai-nilai tersebut dapat diperoleh menggunakan persamaan 1, 2, 3, dan 4 berikut.

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (1)$$

$$Error Rate = \frac{\text{jumlah citra yang diidentifikasi}}{\text{jumlah citra}} \quad (2)$$

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

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

### 3. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini menguji pengimplementasian *Histogram Equalization* (HE) untuk meningkatkan kualitas citra sebelum ekstraksi ciri tekstur LBP dan GLCM serta ekstraksi warna RGB dan HSV yang selanjutnya digunakan sebagai parameter klasifikasi menggunakan metode KNN untuk menentukan jenis rempah rimpang yang sedang diprediksi. Data yang digunakan pada penelitian ini yaitu berupa data primer dengan jumlah total 600 citra yang terdiri dari citra kencur sebanyak 150, citra jahe 150, citra kunyit 150, dan citra lengkuas sebanyak 150. Data tersebut dibagi menjadi dua yang terdiri *data training* sebanyak 70% dan *data testing* sebanyak 30%. Pada penelitian ini dilakukan dua pengujian yaitu klasifikasi KNN tanpa menggunakan *preprocessing Histogram Equalization* dan klasifikasi KNN dengan mengimplementasikan *preprocessing Histogram Equalization*. Pengujian yang dilakukan selanjutnya dievaluasi menggunakan *confussion matrix*. Berikut merupakan hasil dari percobaan yang telah dilakukan berdasarkan dua skenario yang telah ditetapkan.

**Tabel 1. Hasil Pengujian sistem**

	Realita	Hasil			
		Jahe	Kencur	Kunyit	Lengkuas
KNN Tanpa Histogram equalization	Jahe	36	6	6	4
	Kencur	3	34	4	1
	Kunyit	6	3	25	5
	Lengkuas	2	3	4	38
KNN dengan Histogram equalization	Jahe	36	7	5	4
	Kencur	4	34	4	0
	Kunyit	6	2	28	3
	Lengkuas	3	3	2	39

Setelahnya, pengujian yang telah dilakukan pada tabel 1 untuk mendapatkan nilai *confusion matrix*, kemudian dilakukan perhitungan nilai berdasarkan persamaan 1, 2, 3 dan 4 untuk mendapatkan nilai akurasi, *precision*, *recall* dan *f1-score*. Berikut merupakan hasil confusion matriks dari kedua skenario yang telah ditetapkan.

**Tabel 2. Hasil Evaluasi Confusion Matrix**

	Label	Precision	Recall	F1-score	Support
KNN Tanpa Histogram equalization	Jahe	0.77	0.69	0.73	52
	Kencur	0.74	0.81	0.77	42
	Kunyit	0.64	0.64	0.64	39
	Lengkuas	0.79	0.81	0.80	47
	Accuracy			0.74	180
	Macro AVG	0.73	0.74	0.74	180
	Weighted AVG	0.74	0.74	0.74	180

	Label	Precision	Recall	F1-score	Support
KNN Dengan Histogram Equalization	Jahe	0.73	0.69	0.71	52
	Kencur	0.74	0.81	0.77	42
	Kunyit	0.72	0.72	0.72	39
	Lengkuas	0.85	0.83	0.84	47
	Accuracy			0.76	180
	Macro AVG	0.76	0.76	0.76	180
	Weighted AVG	0.76	0.76	0.76	180

Penelitian ini mendapatkan bahwa penerapan *Histogram equalization* (HE) dalam *praprosesing* citra sangat berpengaruh dengan mendapat hasil klasifikasi yang lebih akurat dibandingkan tanpa pengimplementasian *Histogram Equalization* pada proses *preprocessing*. Hasil pengujian yang telah dilakukan didapatkan bahwa nilai akurasi klasifikasi KNN tanpa menerapkan *Histogram Equalization* yaitu sebesar 74% dengan nilai *macro average* sebesar 73% hingga 74% dan nilai *weighted average* sebesar 74%. Sedangkan klasifikasi KNN dengan pengimplementasian *histogram equalization* didapatkan akurasi sebesar 76%. Data yang lain didapatkan nilai *macro average* atau nilai rata-rata dari seluruh *matrix* evaluasi sebesar 76%. Didapatkan juga nilai *weighted average* yaitu nilai rata-rata pemberian bobot pada *matrix* evaluasi berdasarkan jumlah sampelnya sebesar 76%.

Melihat hasil yang telah didapatkan dapat disimpulkan bahwa *histogram equalization* berhasil meningkatkan tingkat akurasi klasifikasi KNN dalam menentukan jenis rempah rimpang berdasarkan ciri teksur LBP dan GLCM serta ciri warna RGB dan HSV. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *Histogram Equalization* dapat memberikan pengaruh positif dalam mengatasi masalah *feature engineering* dan hasilnya akurasi klasifikasi dapat mengalami peningkatan.

#### 4. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil penelitian dari Penerapan *Histogram Equalization* untuk perbaikan citra pada klasifikasi rempah rimpang menggunakan KNN yang telah dilakukan maka didapatkan kesimpulan bahwa *Histogram Equalization* mampu meningkatkan kualitas citra digital sehingga hasil klasifikasi menjadi lebih baik yaitu didapatkan hasil akurasi sebesar 76,1% dibandingkan klasifikasi tanpa penggunaan *histogram equalization* mendapatkan akurasi 73,8%, dengan demikian peningkatan akurasi yang didapatkan sebesar 2,3%. Hasil tersebut menunjukkan penerapan *preprocessing Histogram Equalization* memberikan kontribusi positif dalam meningkatkan akurasi klasifikasi rempah rimpang dengan metode klasifikasi KNN. Hasil penelitian juga mendapatkan bahwa keakuratan hasil klasifikasi dipengaruhi oleh detail citra atau ukuran resolusi citra. Klasifikasi yang dilakukan terhadap citra yang memiliki resolusi yang terlalu kecil menyebabkan kesalahan uji klasifikasi. Hal ini dikarenakan citra dengan ukuran terlalu kecil apabila dilakukan pembesaran ukuran tanpa interpolasi yang baik menyebabkan gambar menjadi kehilangan detail dan terlihat buram. Akibatnya nilai hasil ekstraksi fitur dari citra resolusi rendah tersebut menjadi tidak maksimal karena detail penting pada citra dapat hilang dengan demikian nilai-nilai fitur aslinya tidak terbaca dengan lengkap atau tidak representatif. Adapun saran yang dapat diterapkan yaitu Memperbanyak jumlah dataset untuk meningkatkan variasi bentuk dan warna citra rempah rimpang yang dikenali. Menambahkan kelas rempah rimpang sehingga bisa mengklasifikasi rempah rimpang lebih banyak lagi tidak



hanya jahe, kencur, kunyit, lengkuas. Selain itu juga dapat menambahkan metode ekstraksi ciri fitur lain untuk melihat pengaruhnya pada klasifikasi rempah rimpang dengan metode KNN.

## Daftar Pustaka

- [1] N. P. Batubara, D. Widiyanto, and N. Chamidah, “Klasifikasi Rempah Rimpang Berdasarkan Ciri Warna RGB Dan Tekstur GLCM Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *Informatik : Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 16, no. 3, pp. 156–163, Dec. 2020, doi: 10.52958/iftk.v16i3.2196.
- [2] A. Arifin, J. Hendyli, and D. E. Herwindiati, “Klasifikasi Tanaman Obat Herbal Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Computatio : J. Comput. Science and Inf. Syst.*, vol. 5, no. 1, p. 25, Sep. 2021, doi: 10.24912/computatio.v1i1.12811.
- [3] P. P. Kaur and S. Singh, “Classification of Herbal Plant and Comparative Analysis of SVM and KNN Classifier Models on the Leaf Features Using Machine Learning,” in *Soft Computing for Intelligent Systems*, N. Marriwala, C. C. Tripathi, S. Jain, and S. Mathapathi, Eds., in Algorithms for Intelligent Systems. , Singapore: Springer Singapore, 2021, pp. 227–239. doi: 10.1007/978-981-16-1048-6\_17.
- [4] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiharih, “Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN),” *J.Gauss*, vol. 9, no. 3, pp. 273–282, Aug. 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.27416.
- [5] N. Ahmad and A. Hadinegoro, “Metode Histogram Equalization Untuk Perbaikan Citra Digital,” presented at the Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2012, Jun. 2012, pp. 439–445.
- [6] T. Celik, “Two-dimensional histogram equalization and contrast enhancement,” *Pattern Recognition*, vol. 45, no. 10, pp. 3810–3824, Oct. 2012, doi: 10.1016/j.patcog.2012.03.019.
- [7] K. Kapoor and S. Arora, “Colour Image Enhancement based on Histogram Equalization,” *ECIJ*, vol. 4, no. 3, pp. 73–82, Sep. 2015, doi: 10.14810/ecij.2015.4306.
- [8] F. Liantoni and H. Nugroho, “Perbaikan Kontras Citra Dengan Ekualisasi Histogram Dan Gaussian Pada Klasifikasi Semangka,” *JIU*, vol. 5, no. 1, pp. 35–39, Jul. 2019, doi: 10.26877/jiu.v5i1.3016.
- [9] S. Saifullah, “Analisis Perbandingan He Dan Clahe Pada Image Enhancement Dalam Proses Segmenasi Citra Untuk Deteksi Fertilitas Telur,” *j. nas. pendidik. teknik. inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 134–145, Apr. 2020, doi: 10.23887/janapati.v9i1.23013.
- [10] P. N. Andono and E. H. Rachmawanto, “Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik,” *RESTI*, vol. 5, no. 1, pp. 1–9, Feb. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2615.
- [11] A. Azwar, “Integrasi Ekstraksi Fitur Local Binary Pattern Dan Gray-Level Cooccurrence Metrix Untuk Pengenalan Ekspresi Mulut Pembelajar,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 9, no. 1, pp. 17–24, Apr. 2017, doi: 10.33096/ilkom.v9i1.105.17-24.
- [12] A. Salsabila, R. Yunita, and C. Rozikin, “Identifikasi Citra Jenis Bunga menggunakan Algoritma KNN dengan Ekstrasi Warna HSV dan Tekstur GLCM,” *TMJ*, vol. 6, no. 1, pp. 124–137, Jul. 2021, doi: 10.33050/tmj.v6i1.1667.
- [13] H. K. Sanjaya and N. Wijaya, “Klasifikasi Jenis Pisang Menggunakan Support Vector Machine dengan Fitur GLCM dan HOG,” *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 9, no. 2, pp. 129–143, Oct. 2020.

- [14] O. D. Sukrisdyanto, I. K. E. Purnama, and S. M. S. Nugroho, "Wood Strength Classification Based on RGB Color and Image Texture Using KNN Method," in *2019 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA)*, Surabaya, Indonesia: IEEE, Aug. 2019, pp. 360–365. doi: 10.1109/ISITIA.2019.8937239.
- [15] F. Liantoni and A. A. Santoso, "Penerapan Ekstraksi Ciri Statistik Orde Pertama Dengan Ekualisasi Histogram Pada Klasifikasi Telur Omega-3," *Simet*, vol. 9, no. 2, pp. 953–958, Nov. 2018, doi: 10.24176/simet.v9i2.2476.
- [16] O. R. Indriani, E. J. Kusuma, C. A. Sari, E. H. Rachmawanto, and D. R. I. M. Setiadi, "Tomatoes classification using K-NN based on GLCM and HSV color space," in *2017 International Conference on Innovative and Creative Information Technology (ICITech)*, Salatiga: IEEE, Nov. 2017, pp. 1–6. doi: 10.1109/INNOCIT.2017.8319133.
- [17] M. Lumb and P. Sethi, "Texture Feature Extraction of RGB, HSV, YIQ and Dithered Images using Wavelet and DCT Decomposition Techniques," *IJCA*, vol. 73, no. 10, pp. 41–49, Jul. 2013, doi: 10.5120/12781-9436.
- [18] S. Sanjaya, M. L. Pura, S. K. Gusti, F. Yanto, and F. Syafria, "K-Nearest Neighbor for Classification of Tomato Maturity Level Based on Hue, Saturation, and Value Colors," *IJAIDM*, vol. 2, no. 2, p. 101, Nov. 2019, doi: 10.24014/ijaidm.v2i2.7975.