

# KLASIFIKASI BENIH JAGUNG UNGGUL MENGGUNAKAN METODE *MACHINE LEARNING K-NEAREST NEIGHBORS*

Madeleine Nizara Seyk, Wenefrida Tulit Ina, Hendrik J. Djahi, Silvester Tena\*

Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana, Kupang, Indonesia  
Email: madeleinenizarasaklar16@gmail.com, wenefrida\_ina@staf.undana.ac.id, hdjahi@staf.undana.ac.id, siltena@staf.undana.ac.id\*

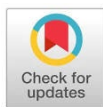
## Info Artikel

### Histori Artikel:

Diterima Sep 11, 2024

Direvisi Okt 10, 2024

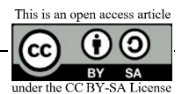
Disetujui Okt 28, 2024



## ABSTRACT

Classifying the quality of corn seeds by manual visual observation takes a long time. It also produces products with uneven quality due to visual limitations, fatigue, and differences in observer perception. This research aims to classify superior corn seeds using the machine learning method, namely K-Nearest Neighbors (K-NN). The research data uses 500 images of corn seeds consisting of 400 training images and 100 test images. Extraction of corn image features uses the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) method to obtain texture characteristics. The texture characteristic values of metric natural corn images consist of contrast, energy, homogeneity and correlation. Based on the image texture characteristic values, classification is carried out using the K-Nearest Neighbor (K-NN) method. The classification results consist of classes of viable and non-viable corn seeds. The performance evaluation metric method calculates accuracy, sensitivity and specificity using a confusion matrix. This research shows that the value of  $k=5$  is the most optimal, and the accuracy, sensitivity and specificity values, respectively, are 75%, 77% and 72% found in the ninth fold.

**Keywords :** Corn Seeds; GLCM, Classification; K-NN; Confusion Matrix



## ABSTRAK

Klasifikasi kualitas benih jagung dengan pengamatan visual secara manual membutuhkan waktu yang lama. Selain itu juga menghasilkan produk dengan kualitas yang tidak merata karena keterbatasan visual, kelelahan, dan perbedaan persepsi pengamat. Penelitian ini bertujuan untuk klasifikasi benih jagung unggul dengan metode machine learning yaitu K-Nearest Neighbors (K-NN). Data penelitian menggunakan 500 citra benih jagung terdiri dari 400 citra latih dan 100 citra uji. Proses ekstraksi ciri citra jagung menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk mendapatkan ciri teksturnya. Nilai ciri tekstur citra jagung alam metrik terdiri dari contrast, energy, homogeneity, dan correlation. Berdasarkan nilai ciri tekstur citra dilakukan klasifikasi dengan metode K-Nearest Neighbor (K-NN). Hasil klasifikasi terdiri dari kelas benih jagung yang layak dan tidak layak. Metrik evaluasi kinerja metode menggunakan confusion matrix untuk menghitung akurasi, sensitivitas, dan spesifitas. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa nilai  $k=5$  paling optimal dan berturut-turut nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifitas yakni 75%, 77%, dan 72% terdapat pada fold ke-9.

**Kata kunci :** Benih Jagung; GLCM, Klasifikasi; K-NN; Confusion Matrix

### Penulis Korespondensi:

Silvester Tena,

Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Sains dan Teknik,

Universitas Nusa Cendana,

Jl. Adisucipto, Penfui, Kupang

siltena@staf.undana.ac.id



## 1. PENDAHULUAN

Jagung (*Zea mays L.*) merupakan salah satu tanaman pangan dunia yang terpenting, selain gandum, ubi dan padi. Selain sebagai sumber karbohidrat utama, jagung juga menjadi alternatif sumber pangan. Jagung yang telah direkayasa genetiknya juga dimanfaatkan sebagai penghasil farmasi. Dalam mengevaluasi kualitas benih jagung unggul masih dilakukan secara manual yakni pengamatan visual manusia. Proses klasifikasi secara manual tersebut membutuhkan waktu yang lama dan menghasilkan produk dengan kualitas yang tidak merata karena keterbatasan visual, kelelahan, dan perbedaan persepsi pengamat [1]. Benih jagung merupakan faktor penting dalam keberhasilan produksi pertanian. Kualitas benih yang baik akan meningkatkan produktivitas panen. Oleh karena itu, penting untuk memiliki sistem yang efektif dalam mengklasifikasikan kualitas benih jagung [2].

Penelitian untuk klasifikasi citra jenis daging menggunakan metode *Support Vektor Machine* berdasarkan tekstur. Ekstraksi ciri citra dengan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Pengklasifikasian citra daging yakni kambing, kerbau, kuda, dan sapi dengan jarak pengambilan 20 cm, 30 cm, dan 40 cm. Dilakukan dalam empat arah GLCM yakni  $0^{\circ}$ ,  $45^{\circ}$ ,  $90^{\circ}$ , dan  $135^{\circ}$ . Penelitian ini menghasilkan tingkat pengenalan terbaik dengan evaluasi keberhasilan yakni 87,5% [3].

Penelitian tentang klasifikasi jenis umbi berdasarkan citra menggunakan SVM dan K-NN dilakukan oleh Hasanah, dkk. [4]. Ketidakmampuan daya ingat petani terhadap bentuk dan tekstur dari jenis ubi yang beragam, menjadi acuan dalam penelitian ini. Proses klasifikasi dilakukan dengan mengubah citra ubi berwarna menjadi *grayscale* dilanjutkan proses *thresholding* yakni memisahkan objek dengan *background* citra. Metode ekstraksi ciri bentuk citra berupa *Area*, *Perimeter*, *Metric*, *Mayor Axis*, *Minor Axis*, *Eccentricity*. Sedangkan ekstraksi ciri tekstur dengan metode *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM). Parameter ciri tekstur berupa *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogeneity*. Untuk proses klasifikasi menggunakan metode SVM dan K-NN sehingga memudahkan dalam pengenalan jenis umbi-umbian.

Penelitian yang dilakukan oleh [5] menggunakan *replace imputation* untuk tahap *pre-processing* data *missing value* dan *bagging* digunakan untuk menangani dataset dalam skala besar sedangkan K-NN digunakan sebagai klasifikasi kualitas mutu jagung berdasar atribut varietas, panjang, bentuk,

warna rasa, teknik musim, hama PH. Berdasarkan pengujian data nilai akurasi terbaik yaitu 79,30%. Penelitian yang dilakukan bertujuan untuk mengetahui benih jagung yang unggul dan tidak unggul menggunakan metode *machine learning*. Kombinasi GLCM dan KNN untuk klasifikasi benih jagung merupakan bagian dari pembelajaran mesin. Proses ekstraksi ciri citra jagung menggunakan GLCM untuk mendapatkan ciri teksturnya. Nilai ciri tekstur citra jagung terdapat dalam metrik yakni *contrast*, *energy*, *homogeneity*, dan *correlation*. Berdasarkan nilai ciri tekstur citra dilakukan klasifikasi dengan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) untuk menentukan kelas dan evaluasi dengan *confusion matrix*. Ekstraksi fitur atau ciri merupakan bagian yang penting untuk pengukuran kemiripan dalam proses klasifikasi [6]. Hasil yang diperoleh adalah keputusan terhadap benih jagung mana yang terbaik.

Paper ini dibagi dalam beberapa bagian yakni, bagian 2 menjelaskan tentang metode dan bahan penelitian yang digunakan. Bagian 3 menguraikan hasil dan pembahasan. Bagian terakhir adalah kesimpulan.

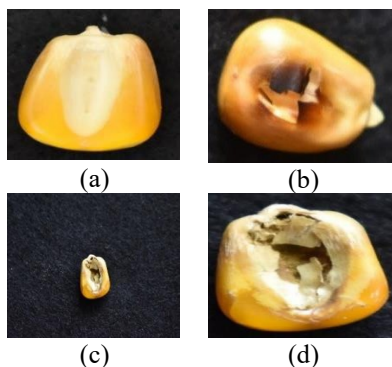
## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Pra-Proses Data Citra

Pra-proses merupakan proses pengolahan data citra asli sebelum data tersebut dianalisis ke tahap berikutnya. Tahapan ini dilakukan untuk mendapatkan akurasi data dari citra benih jagung yang akan dijadikan sampel [7]. Proses yang dilakukan pada tahap ini adalah *resize* atau perubahan dimensi ke ukuran lebih kecil yang bertujuan agar sistem dapat dengan mudah mendeteksi tekstur citra jagung. Tahap selanjutnya adalah mengubah format citra RGB kedalam bentuk citra *grayscale* agar tidak memakan waktu komputasi yang disebut skala keabuan. Rentang skala keabuan yakni warna hitam sebagai warna minimal (0) dan warna putih (255) sebagai warna maksimalnya, serta warna antaranya adalah abu-abu.

Data citra jagung yang digunakan sebanyak 500 terdiri dari 400 citra latih dan 100 citra uji. Jenis jagung yang dipakai dalam penelitian adalah jenis jagung tepung (*floury corn*) berwarna kuning. Hasil keputusan dalam proses klasifikasi yakni citra layak (1) dan citra tidak layak (0). Data citra diawali dengan *pra-proccesing* yakni mengubah ukuran, pelabelan, dan mengubah ruang warna. Ukuran citra hasil pemrosesan awal adalah 300 x 300 piksel dan dikonversi dari ruang warna RGB menjadi

grayscale. Perubahan ruang warna untuk memudahkan ekstraksi ciri dengan metode GLCM.



**Gambar 1.** Citra benih jagung, a) layak, b) tidak layak, c) Sebelum *cropping*, d) Hasil *cropping*.

**Tabel 1** ditampilkan perbandingan benih jagung yang layak dan tidak layak.

**Tabel 1** Perbandingan benih jagung yang layak dan tidak layak

No.	Benih yang layak	Benih tidak layak
1	Benih yang bersih dan utuh	Benih yang kotor dan tidak utuh
2	Benih yang tidak berwarna hitam	Benih yang berwarna hitam
3	Benih yang tidak patah	Benih yang patah
4	Benih yang tidak rusak	Benih yang rusak
5	Benih yang tidak berlubang	Benih yang berlubang

**2.2 Ekstraksi Ciri**

Ekstraksi ciri citra dalam pengolahan citra digital merupakan proses untuk mendapatkan ciri atau fitur yang dimiliki suatu objek dalam citra yang ingin dikenali atau dibedakan dengan objek lain. Ciri yang telah diekstrak kemudian digunakan sebagai parameter atau nilai masukan untuk membedakan antara objek satu dengan lainnya pada tahapan klasifikasi. Proses ekstraksi ciri dalam penelitian ini adalah metode GLCM.

*Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) adalah suatu metode yang digunakan untuk analisis tekstur dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel. Analisis tekstur orde dua memerlukan bantuan matriks kookurensi (*matrix co-occurrence*). Matriks kookurensi dibentuk dari suatu citra dengan melihat pada piksel-piksel yang berpasangan dan memiliki intensitas tertentu. Penggunaan metode ini berdasarkan pada hipotesis bahwa dalam suatu tekstur akan terjadi perulangan konfigurasi atau pasangan aras keabuan [8].

Kookurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak (*d*) dan orientasi sudut (*θ*) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45°, yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135° [3].

**1. Energi (energy)**

Menyatakan ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks.

$$Energy = \sum_{ij} p(ij)^2 \tag{1}$$

Dengan *p* (*i, j*) menyatakan nilai pada baris *i* dan kolom *j* pada matriks kookurensi.

**2. Kontras (Contrast)**

Kontras merupakan hasil perhitungan yang berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra.

$$f_3 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p_d(i, j) \tag{2}$$

**3. Homogenitas (Homogeneity)**

Menunjukkan ukuran kedekatan setiap elemen dari *co-occurrence matrix*.

$$f_4 = \sum_i \sum_j \frac{p_d(i, j)}{1 + |i - j|} \tag{3}$$

**4. Korelasi (Correlation)**

Menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{ij p_d(i, j) - U_x U_y}{\sigma_x \sigma_y} \tag{4}$$

**2.3 K-Nearest Neighbor (K-NN)**

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Data pembelajaran diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak dan masing-masing dimensi merepresentasikan fitur dari data. Pengambilan keputusan dari algoritma K-NN adalah mencari sampel uji dengan *k*-tetangga (*neighbor*) terdekat atau terbanyak sampel pelatihan serupa di ruang fitur, lalu sampel uji ditetapkan ke suara mayoritas dari *k* tetangga terdekatnya. Jarak merupakan pendekatan yang umum dipakai untuk mewujudkan pencarian citra. Fungsinya untuk menentukan kesamaan atau ketidaksamaan dua vektor fitur. Struktur model K-NN didasarkan pada himpunan data dan tidak adanya asumsi tentang distribusi data yang mendasarinya. Hal ini sangat berguna dalam praktiknya, karena sebagian besar kumpulan data dunia nyata tidak mematuhi matematika asumsi teoretis [9].

Salah satu cara untuk menghitung jarak dekat atau jauhnya tetangga menggunakan metode *Euclidean Distance* (ED) [10]. *Euclidean Distance* berfungsi menguji ukuran yang bisa digunakan sebagai interpretasi kedekatan jarak antara dua objek.

Bentuk persamaan K-NN untuk *euclidean distance* adalah sebagai berikut:

$$d_i(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (5)$$

Dengan  $d$  = jarak *Euclidean*,  $x$  = nilai vektor ciri data uji, dan  $y$  = nilai vektor ciri data referensi atau data latih.

Jika hasil nilai dari rumus di atas besar maka akan semakin jauh tingkat kemiripan antara kedua objek dan sebaliknya jika hasil nilainya semakin kecil maka akan semakin dekat tingkat kemiripan antar objek tersebut. Objek yang dimaksud adalah data *training* dan data *testing*.

Algoritma *K-Nearest Neighbor* [11] sebagai berikut:

1. Menentukan parameter  $k$  (jumlah tetangga paling dekat).

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (6)$$

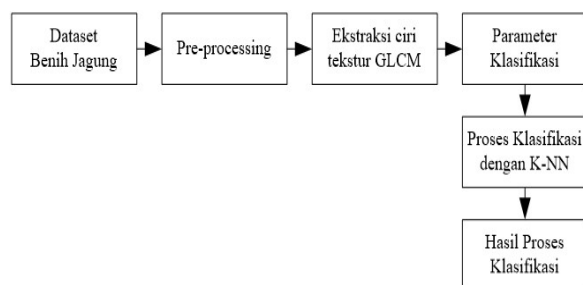
$$\text{Spesifitas} = \frac{TN}{TN+FN} \times 100\% \quad (7)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum \text{data diprediksi benar}}{\sum \text{seluruh data}} \times 100\% \quad (8)$$

2. Hitung jarak antara data latih dan data uji menggunakan persamaan (5).
3. Tentukan kelompok data baru berdasarkan kelas mayoritas pada  $k$ .

### 2.4 Kerangka Penelitian

Dalam penelitian ini dilakukan berdasarkan kerangka penelitian yang ditampilkan pada Gambar 2. Proses pelatihan untuk mendapatkan ciri yang diekstraksi dengan metode GLCM sehingga diperoleh beberapa parameter klasifikasi yakni *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*. Berdasarkan parameter hasil ekstraksi ciri maka dilakukan klasifikasi dengan metode K-NN yang diukur menggunakan jarak *Euclidean* (*Euclidean Distance*).



Gambar 2. Kerangka Penelitian.

### 2.5 Parameter Evaluasi

Evaluasi penentuan kualitas benih jagung, dilakukan untuk memprediksi seberapa baik klasifikasi label pada kelas tupel. Tupel adalah pengelompokan nilai tanpa nama tetapi berurutan, dimungkinkan dalam berbagai jenis. Hasil klasifikasi menggunakan K-NN akan diuji menggunakan *confusion matrix* [12]. Metode ini menggunakan tabel matriks di bawah ini jika *dataset* hanya terdiri dari dua kelas yakni kelas yang satu dianggap sebagai *positive* dan yang lainnya *negative*.

		Kelas Prediksi	
		Positive	Negative
Kelas aktual	Positive	True Positive	False Negative
	Negative	False Positive	True Negative

Gambar 3 Confusion Matrix.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian tentang klasifikasi benih jagung unggul menggunakan metode *machine learning* khususnya GLCM dan K-NN. GLCM berfungsi untuk ekstraksi ciri dan K-NN untuk proses klasifikasi. Metode GLCM untuk menghitung rata-rata dari nilai *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*. Berdasarkan nilai-nilai tersebut akan dilakukan analisis menggunakan *confusion matrix*. Hasil *confusion matrix* akan dihitung beberapa metrik yakni akurasi, sensitivitas, spesifitas dan menentukan  $k$  optimal berdasarkan ketetanggaan terdekat dari  $k=1$ ,  $k=3$ ,  $k=5$ ,  $k=7$ ,  $k=9$ , dan  $k=11$ . Program aplikasi yang digunakan adalah *Matrix Laboratory* versi R2015A untuk pra-proses, ekstraksi ciri, dan klasifikasi citra jagung.

### 3.1 Hasil Penelitian

Pada proses eksperimen dilakukan ekstraksi ciri pada citra benih jagung dengan menghitung nilai dari *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity* dari 400 data latih citra benih jagung. Hasil perhitungan beberapa metrik ekstraksi citra benih jagung yang ditunjukkan pada Tabel 2.

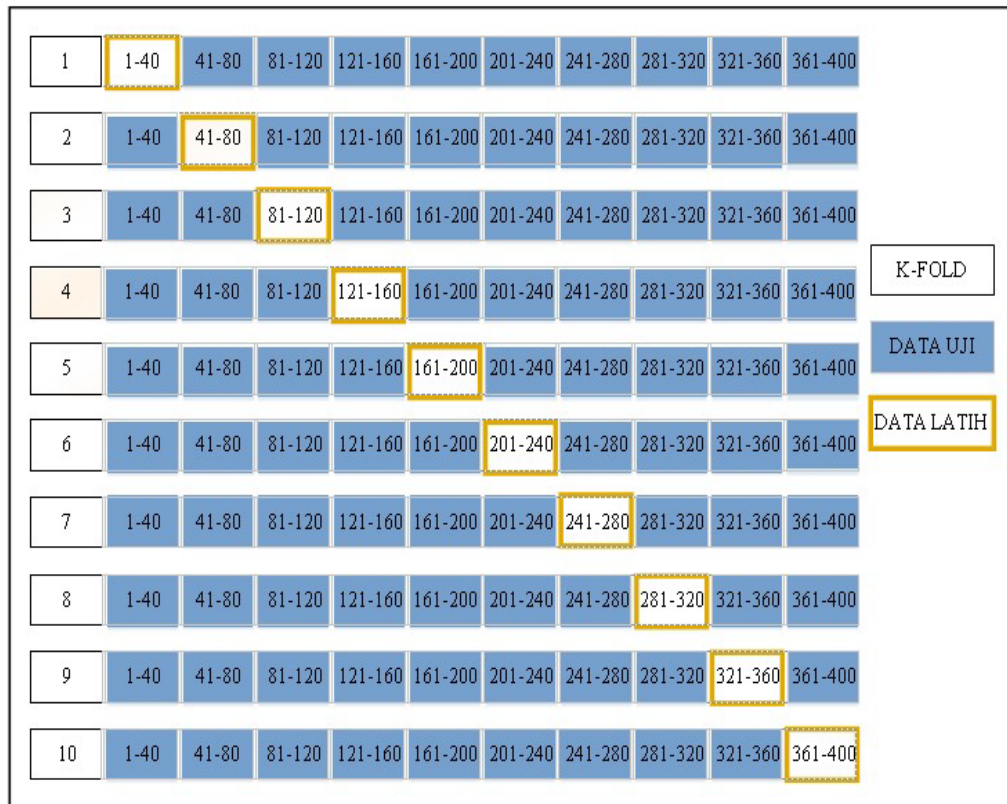
Berdasarkan Tabel 2 hasil yang didapatkan untuk masing-masing fitur yakni *contrast*, *correlation*, *homogeneity*, dan *energy* akan digunakan untuk mengklasifikasikan kelas kelayakan citra benih jagung.

**Tabel 2** Data Nilai Ekstraksi GLCM.

Data Citra Latih	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
Data Latih 1	0,0201	0,9988	0,2972	0,9899
Data Latih 2	0,0523	0,9956	0,1297	0,9739
Data Latih 3	0,0362	0,9978	0,1693	0,9822
Data Latih 4	0,0263	0,9985	0,2253	0,9869
Data Latih 5	0,0426	0,9978	0,2440	0,9794
Data Latih 6	0,0318	0,9981	0,2180	0,9846
Data Latih 7	0,0367	0,9976	0,1757	0,9820
Data Latih 8	0,0235	0,9983	0,2060	0,9883
Data Latih 9	0,0473	0,9972	0,1862	0,9769
Data Latih 10	0,0227	0,9987	0,2068	0,9887
Data Latih 11	0,0473	0,9964	0,1545	0,9767
Data Latih 12	0,0196	0,9989	0,3047	0,9902
Data Latih 13	0,0262	0,9984	0,2428	0,9871
Data Latih 14	0,0321	0,9981	0,1833	0,9840
Data Latih 15	0,0258	0,9983	0,2003	0,9840
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Data Latih 400	0,0300	0,9982	0,2478	0,9854

Data citra yang telah melalui tahap pra-proses kemudian dibagi dengan *k-fold cross validation* yang merupakan skenario yakni membagi data untuk dijadikan data uji pada setiap *fold*. Faktor *k* yang digunakan adalah *10-fold cross validation*. *Dataset* citra benih jagung dibagi menjadi data latih

dan data uji dengan proporsi 90% data latih dan 10% data uji. Untuk proses klasifikasi ke dalam kelas layak dan tidak layak akan diukur berdasarkan metrik akurasi, sensitivitas, dan spesifitas berturut-turut pada persamaan (8), persamaan (6), dan persamaan (7).



**Gambar 4** Data citra jagung 10- fold.

Pada klasifikasi *k-nearest neighbor*, ditentukan banyaknya *k* ketetanggaan terdekat yang akan digunakan untuk pengujian data baru. Banyaknya *k* ketetanggaan ditentukan berdasarkan angka ganjil yakni  $k = 1, 2, 3, 5, 7, 9, 11$ , dan seterusnya. **Tabel 3** menampilkan data *k-fold validation*.

**Tabel 3** Data nilai *k fold validation*.

Nilai <i>k</i>	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)	Spesifitas (%)
1	60	60	57
3	60	61	63
5	75	77	72
7	70	66	75
9	65	66	63
11	60	60	60

Pada pengklasifikasian menggunakan K-NN dibagi kedalam dua proses, yaitu proses pelatihan (*training*) dan proses uji (*testing*). Proses pelatihan digunakan untuk menghasilkan model klasifikasi dengan K-NN yang akan digunakan sebagai acuan pengenalan dalam mengklasifikasikan kualitas benih jagung sehingga dijadikan benih. Beberapa tahapan dalam proses metode K-NN, yakni:

**1. Menentukan jumlah tetangga terdekat *k***

Dalam proses mencari jarak data ke tetangga adalah menentukan nilai *k* tetangga (*neighbor*) terdekat yang akan digunakan dalam pengklasifikasian menggunakan metode K-NN. Nilai jarak *euclidean* berdasarkan persamaan (5) dengan nilai  $k=5$ . Pada data citra uji (*x*) yang pertama diketahui memiliki hasil perhitungan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{Contrast} &= 0,0236 \\ \text{Correlation} &= 0,9987 \\ \text{Energy} &= 0,2339 \\ \text{Homogeneity} &= 0,9884 \end{aligned}$$

**2. Hitung jarak antara setiap data latih (*y*) dan data uji (*x*).**

Perhitungan jarak dilakukan untuk setiap data latih (*y*) dengan data uji (*x*) yang sama. Hasil perhitungan diperoleh data perhitungan jarak untuk semua data latih (*y*) terlihat pada **Tabel 4**.

**Tabel 4** Jarak Data Uji dan Data Latih.

Jarak	Nilai <i>Euclidean</i>	Kelas
Data latih 1, data uji	0,0634	1
Data latih 2, data uji	0,1091	0
Data latih 3, data uji	0,0662	1
Data latih 4, data uji	0,0092	1
Data latih 5, data uji	0,0234	0
⋮	⋮	⋮
Data latih 400, Data uji	0,0156	0

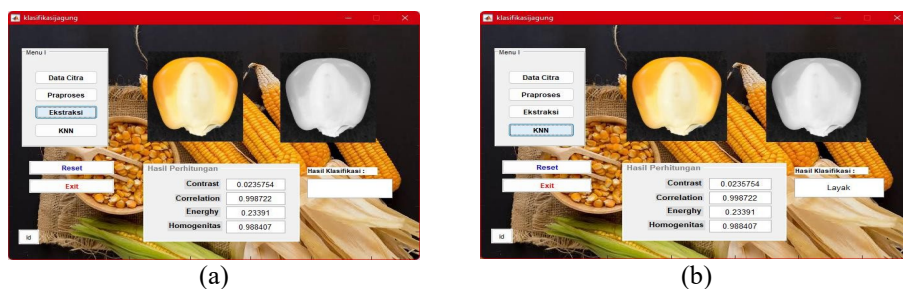
**3. Tentukan kelompok data baru berdasarkan kelas mayoritas pada *k*.**

Pada pengujian ditentukan  $k=5$  dan *ranking* secara *ascending* nilai hasil perhitungan jarak *euclidean distance*. Untuk  $k=5$  hasil perhitungan jarak *euclidean* ditunjukkan pada **Tabel 6**.

**Tabel 6** Data yang Diurutkan sebanyak  $k=5$ .

Rank	Jarak <i>Euclidean</i>	Kelas
1	0,0008	0
2	0,0015	1
3	0,0018	0
4	0,0033	1
5	0,0035	1

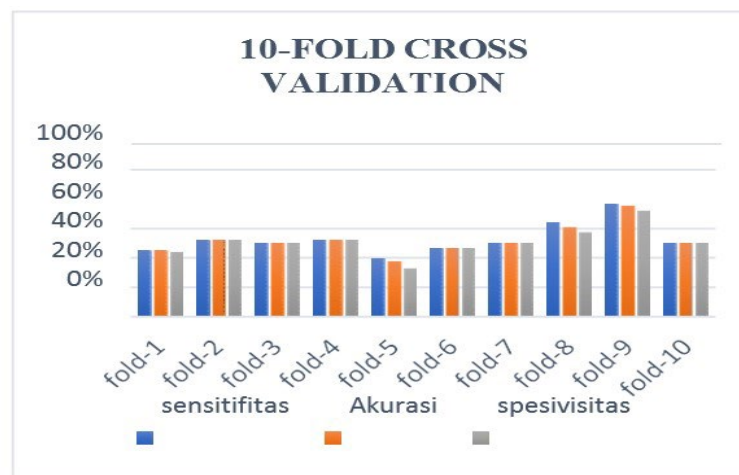
Berdasarkan **Tabel 6** data citra jagung yang memiliki ketetanggaan terdekat dari  $k=5$  diperoleh kelas paling mayoritas yaitu kelas satu = 1 (layak). **Gambar 5** menampilkan proses ekstraksi ciri citra benih jagung dengan metode GLCM untuk mendapatkan nilai metrik yakni *contrast*, *correlation*, *energi*, dan *homogeneity*. Selanjutnya proses klasifikasi dengan metode K-NN. Proses klasifikasi terhadap data citra jagung yang baru akan dikategorikan kedalam layak dan tidak layak. Pengelompokan ini berdasarkan hasil perhitungan jarak *euclidean* antara citra latih dan citra uji. Nilai jarak terkecil menunjukkan ketetanggaan terdekat baik untuk kategori layak maupun tidak layak.



**Gambar 5** Aplikasi sistem klasifikasi citra jagung, a) Proses ekstraksi ciri, b) Proses klasifikasi.

Pada navigasi evaluasi akan ditampilkan halaman evaluasi atau kinerja untuk menghitung kinerja *k-nearest neighbor* dalam memprediksi. Pada evaluasi ini menampilkan 10 *fold* dengan nilai ketetangaan  $k=1, k=3, k=5, k=7, k=9, k=11$ . Jika nilai ketetangaan  $k=5$  maka hasil yang didapatkan pada perhitungan kinerja program menggunakan *confusion matrix* dengan citra latih sebanyak 400 data dan citra uji sebanyak 100 data, diperoleh akurasi di level 75%, terdapat pada *fold* ke-9 dilihat pada Gambar 6. Pengujian dilakukan untuk mengetahui seberapa besar akurasi K-NN dalam mengklasifikasi kelas. Nilai  $k$  yang digunakan adalah  $k=5$  dengan 400 citra data benih jagung di karenakan nilai  $k=5$  merupakan  $k$  optimal dari sistem yang dibangun. Pengujian menggunakan *confusion matrix* untuk mencari tingkat akurasi, sensitivitas, dan spesifitas. Sedangkan *k-fold cross validation* digunakan untuk membagi data latih dan data *testing* dengan nilai perbandingan 1 : 9 data latih dengan data uji. Pengujian dilakukan

sebanyak 10 kali berdasarkan pembagian *fold*. Hasil pengujian yang dilakukan akan menjadi masukan matriks konfusi untuk menghitung akurasi, sensitivitas, dan spesifitas dari sistem. Berdasarkan hasil evaluasi dengan *confusion matrix* yang dibagi dalam *10-fold cross validation* dengan menghitung nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifitas yang dapat dilihat pada Gambar 6. Pada gambar terlihat bahwa hasil sensitivitas terendah pada *fold* ke-5 yaitu 40% dan tertinggi pada *fold* ke-9 yaitu 77%. Hasil akurasi terendah pada *fold* ke-5 yaitu 37,5% dan tertinggi pada *fold* ke-9 yaitu 75% dan hasil spesifitas terendah pada *fold* ke-5 yaitu 33% dan tertinggi pada *fold* ke-9 yaitu 72%. Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem berhasil dalam mengklasifikasikan citra benih jagung yang layak dan tidak layak. Pengujian berdasarkan citra latih sebanyak 400 data dan citra uji sebanyak 100 data diperoleh  $k$  optimal adalah  $k=5$  dengan akurasi sebesar 75%.



Gambar 6 Hasil perhitungan akurasi, sensitivitas, dan spesifitas.

### 3.2 Pembahasan Hasil Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk klasifikasi benih jagung unggul dalam kategori layak dan tidak layak berdasarkan pada ciri tekstur data citra jagung. Untuk kategori layak diwakili dengan nilai (1), sedangkan tidak layak yakni nilai (0) sebagai hasil akhir klasifikasi. Ciri tekstur citra jagung diperoleh dalam proses ekstraksi ciri atau fitur menggunakan metode GLCM. Citra jagung perlu diubah dalam format *grayscale* untuk memudahkan proses ekstraksi ciri. Selain itu juga agar tidak memakan waktu proses komputasi. Nilai parameter hasil ekstraksi ciri digunakan dalam proses klasifikasi dengan metode K-NN dan metode pengukuran jarak ED. Metrik evaluasi yang digunakan dalam klasifikasi adalah *confusion matrix*. Berdasarkan

*confusion matrix* diperoleh nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifitas yang merupakan ukuran kinerja metode dalam klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan nilai parameter klasifikasi yakni akurasi, sensitivitas, dan spesifitas berturut-turut adalah 75%, 77%, dan 72%. Meskipun belum optimal mencapai 100% namun metode K-NN berhasil mengklasifikasi benih jagung. Hal ini diakibatkan karena hanya fitur atau ciri tekstur saja yang digunakan untuk proses klasifikasi. Pada penelitian lanjutan akan menggunakan ciri bentuk dan warna sehingga melengkapi ciri sebuah benih jagung. Selain itu juga jumlah data dan kualitas data citra juga menjadi faktor lain yang dapat memberikan kontribusi akurasi klasifikasi. Jumlah dan variasi data latih perlu ditambahkan sehingga

dapat meningkatkan kemampuan *machine learning*. Penggunaan metode *machine learning* yang lain seperti Jaringan Syarat Tiruan (JST) juga dapat meningkatkan akurasi [13][14]. Peningkatan jumlah *dataset* citra jagung juga akan diuji menggunakan metode terbaru yakni *deep learning*. Metode terbaru ini membutuhkan data citra yang banyak agar tidak terjadi *overfitting*, namun akan menghasilkan akurasi yang lebih tinggi [15].

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian dilakukan untuk klasifikasi benih jagung terdiri dari kategori layak dan tidak layak. Klasifikasi berdasarkan citra benih jagung yang dilatih dengan metode *machine leaning* yakni K-NN. Ekstraksi ciri citra menggunakan metode GLCM untuk mendapatkan metrik yang digunakan yakni *contrast*, *correlation*, *energi*, dan *homogeneity*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode K-NN optimal pada nilai  $k=5$  berdasarkan jarak *euclidean* antara citra uji dan citra latih. Metode K-NN dapat membantu mengklasifikasi benih jagung unggul dengan kategori layak dan tidak layak. Berdasarkan metrik yang digunakan untuk mengukur kinerja metode klasifikasi berturut-turut untuk akurasi, sensitivitas, dan spesifitas yakni 75%, 77%, dan 72%. Nilai metrik yang diperoleh paling tinggi pada *fold* ke-9 yang dievaluasi menggunakan *confusion matrix*. Penelitian lebih lanjut adalah menggunakan metode *machine learning* lainnya ataupun *deep learning* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dengan meningkatkan jumlah *dataset*.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada editor dan para *reviewer* yang memberikan masukan dan komentar konstruktif untuk perbaikan kualitas paper ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Adrizal, D. Anggraini, N. Novita, S. Santosa, and A. Andasuryani, "Pendugaan Kualitas Fisik Biji Jagung untuk Bahan Pakan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Data Citra Digital," *J. Peternak. Indones. (Indonesian J. Anim. Sci.)*, vol. 13, no. 3, p. 183, 2011, doi: [10.25077/jpi.13.3.183-190.2011](https://doi.org/10.25077/jpi.13.3.183-190.2011).
- [2] M. Zahara *et al.*, "Klasifikasi Kualitas Varietas Benih Jagung Bima 20 Menggunakan Metode Random Forest," vol. 10, no. 2, pp. 367–385, 2024.
- [3] N. Neneng, K. Adi, and R. Isnanto, "Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)," *J. Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 1, p. 1, 2016, doi: [10.21456/vol6iss1pp1-10](https://doi.org/10.21456/vol6iss1pp1-10).
- [4] A. Hasanah and N. Nafi, "Klasifikasi Jenis Umbi Berdasarkan Citra Menggunakan SVM dan KNN," *J. Spirit*, vol. 12, no. 1, pp. 48–51, 2020.
- [5] M. Lutfi, "Implementasi Metode K-Nearest Neighbor dan Bagging Untuk Klasifikasi Mutu Produksi Jagung," *Agromix*, vol. 10, no. 2, pp. 130–137, 2019, doi: [10.35891/agx.v10i2.1636](https://doi.org/10.35891/agx.v10i2.1636).
- [6] S. Tena, R. Hartanto, and I. Ardiyanto, "Content-Based Image Retrieval for Traditional Indonesian Woven Fabric Images Using a Modified Convolutional Neural Network Method," *J. Imaging*, vol. 9, no. 8, 2023, doi: [10.3390/jimaging9080165](https://doi.org/10.3390/jimaging9080165).
- [7] A. Y. Tampani and P. Katemba, "Perbandingan Ekstraksi Tekstur Citra dengan Metode Statistik Orde I dan Statistik Orde Ii Untuk Pemilihan Benih Jagung," *Pros. SEMMAU 2016*, pp. 1–23, 2016.
- [8] A. Sapitri, J. Raharjo, and S. Rizal, "Identifikasi Penyakit Jagung Dengan Menerapkan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Dan Support Vector Machine (SVM) Melalui Citra Daun Identification Of Corn Diseases By Applying Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) And Support Vector Machine," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 6, pp. 2963–2971, 2022.
- [9] J. Kusuma, Rubianto, R. Rosnelly, Hartono, and B. H. Hayadi, "Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Jagung Menggunakan Algoritma Support Vector Machine, K-Nearest Neighbors dan Multilayer Perceptron," *J. Appl. Comput. Sci. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–6, 2023, doi: [10.52158/jacost.v4i1.484](https://doi.org/10.52158/jacost.v4i1.484).
- [10] E. R. Septiana, F. A. Fiolana, and D. Erwanto, "Klasifikasi Kualitas Citra Kedelai Hitam (Malika) Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *JEECOM J. Electr. Eng. Comput.*, vol. 4, no. 2, pp. 79–86, 2022, doi: [10.33650/jecom.v4i2.4469](https://doi.org/10.33650/jecom.v4i2.4469).
- [11] R. S. Ilhamy and U. P. Sanjaya, "Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) untuk Klasifikasi Citra Buah Pisang dengan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence," *J. Telemat.*, vol. 17, no. 2, pp. 88–93, 2023, doi: [10.61769/telematika.v17i2.525](https://doi.org/10.61769/telematika.v17i2.525).
- [12] S. Tena and B. Y. Dwiandiyanta, "Transforming Woven Ikat Fabric : Advanced Classification Via Transfer Learning and Convolutional Neural Networks," vol. XII, no. 2, pp. 73–82, 2023, doi: [10.35508/jme.v13i2.19054](https://doi.org/10.35508/jme.v13i2.19054)



- [10.35508/jme.v12i2.12579](https://doi.org/10.35508/jme.v12i2.12579).
- [13] A. S. Somantri, Miskiyah, and W. Broto, "Identi-fikasi Mutu Fisik Jagung Dengan Menggunakan Pengolahan Citra Digital Dan Jaringan Syaraf Tiruan," *J. Stand.*, vol. 10, pp. 102–112, 2008.
- [14] R. Rahmadewi, E. Purwanti, and V. Efelina, "Identifikasi Jenis Tumbuhan Menggunakan Citra Daun Berbasis Jaringan Saraf Tiruan (Artificial Neural Networks)," *J. Media Elektro*, vol. VII, no. 2, pp. 38–43, 2018, doi: [10.35508/jme.v0i0.427](https://doi.org/10.35508/jme.v0i0.427).
- [15] M. Maulidiansyah and I. Abdillah, "Klasifikasi Jenis Jagung Berdasarkan Bentuk Biji Menggunakan Metode You Only Look Once (YOLO)," *JEECOM J. Electr. Eng. Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 215–226, 2023, doi: [10.33650/jecom.v5i2.6802](https://doi.org/10.33650/jecom.v5i2.6802).