

# KLASIFIKASI KESEGERAN SAYUR KANGKUNG DAN DETEKSI TERPAPAR BAHAN KIMIA MENGGUNAKAN METODE GLCM DAN KNN

## *CLASSIFICATION OF KANGKUNG VEGETABLES AND DETECTION OF CHEMICAL EXPOSURE USING GLCM AND KNN METHODS*

Rufus Ocsan<sup>1</sup>, Dr. Ir. Jangkung Raharjo, M.T.<sup>2</sup>, Irma Safitri, S.T., M.Sc.<sup>3</sup>  
rufusocs@student.telkomuniversity.ac.id<sup>1</sup>, jangkungraharjo@telkomuniversity.ac.id<sup>2</sup>,  
irmasaf@telkomuniversity.ac.id<sup>3</sup>

<sup>123</sup>Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, Bandung

---

### Abstrak

Sayur kangkung dapat diklasifikasikan sebagai sayuran jenis daun yang memiliki banyak khasiat bagi kesehatan dan mudah untuk didapatkan. Namun terdapat hal buruk yang bisa terjadi, jika sayur kangkung sudah tidak segar dan terpapar bahan kimia. Dampak dari sayuran yang terpapar bahan kimia dan yang mengalami pembusukan seperti, kram perut, diare, demam, menggigil, mual, muntah, pusing, kelelahan, lemas, bahkan dampak yang lebih buruk mengakibatkan gangguan seperti pikun, penyakit parkinson, dalam jangka panjang, mengganggu kesuburan pria dan dapat menyebabkan kanker.

Oleh sebab itu, Tugas Akhir ini dirancang untuk menghasilkan proses klasifikasi kualitas dan mendeteksi jika terpapar bahan kimia pada sayur kangkung. Data yang digunakan adalah hasil dari pengambilan sayur kangkung pada bagian batang dan daun yang akan dikelola dengan citra digital. Data akan dibagi berdasarkan data latih dan data uji. Sistem menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk mengekstraksi ciri dari data yang telah diolah dengan penggunaan citra digital dan metode *K-Nearest Neighbor* untuk mengklasifikasikan data.

Tugas Akhir ini dilakukan dengan dua kali percobaan yang menghasilkan sebuah sistem untuk mengklasifikasikan kesegaran dan mendeteksi terpapar bahan kimia berdasarkan 3 jenis, yaitu sayur kangkung segar yang tidak terpapar bahan kimia, sayur kangkung segar yang terpapar bahan kimia dan sayur kangkung yang mengalami proses pembusukan. Percobaan pertama sistem ini memiliki akurasi sebesar 42,85% dengan nilai  $k=1$  pada arah sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ . Percobaan kedua *system* ini memiliki akurasi sebesar 100% dengan nilai  $k=1$  pada arah sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ . Kesalahan klasifikasi banyak terdapat pada percobaan pertama dikarenakan nilai karakteristik citra uji lebih dominan dengan nilai karakteristik citra latih dan terdapat data uji yang tidak sempurna.

**Kata Kunci:** Kangkung, Gray Level Co-Occurrence Matrix, K-Nearest Neighbor, Matlab

---

### Abstract

Kale vegetables can be classified as leafy vegetables that have many health benefits and are easy to obtain. But there are bad things that can happen, if the kale vegetables are not fresh and are exposed to chemicals. The effects of vegetables that are exposed to chemicals and which experience decay, such as stomach cramps, diarrhea, fever, chills, nausea, vomiting, dizziness, fatigue, weakness, even worse effects result in disorders such as dementia, Parkinson's disease, in the long term, disturbing male fertility and can cause cancer.

Therefore, this final project is designed to produce a quality classification process and detect if it is exposed to chemicals in kale vegetables. The data used is the result of taking kale vegetables on the stems and leaves which will be managed with digital images. The data will be shared based on training data and test data. The system uses the *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) method to extract features from processed data using digital images and the *K-Nearest Neighbor* method to classify data.

This final project was carried out with two experiments which resulted in a system to classify freshness and detect chemical exposure based on 3 types, namely fresh kale vegetables that were not exposed to chemicals, fresh kale vegetables that were exposed to chemicals and vegetables that were subjected to a process of decay. The first experiment of this system has an accuracy of 42.85% with a value of  $k = 1$  at the angle of  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ . Experiments of these two systems have an accuracy of 100% with a value of  $k = 1$  in the direction of the angle of  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ . There are many classification errors in the first experiment because the characteristic value of the test image is more dominant with the characteristic value of the training image and there are imperfect test data.

**Keywords:** Kale, Gray Level Co-Occurrence Matrix, K-Nearest Neighbor, Matlab

## 1. Pendahuluan

Kangkung merupakan jenis sayur yang cukup dikenal oleh seluruh lapisan masyarakat Indonesia. Kangkung memiliki gizi yang tinggi, yaitu vitamin A, B, C, protein, kalsium, fosfor, *sitosterol* dan bahan-bahan mineral terutama zat besi [1]. Dari berbagai kandungan tersebut, kangkung memiliki sifat anti racun, anti radang, sedatif atau penenang [2]. Kangkung juga dapat hidup dengan baik di daratan tinggi maupun daratan rendah sehingga tanaman ini tergolong mudah dibudidayakan [3]. Maka dari itu kita harus mengetahui standar kualitas sayur kangkung yang dikonsumsi, agar dapat bermanfaat bagi kesehatan.

Standardisasi merupakan serangkaian parameter, pengukuran unsur terkait paradigma mutu yang memenuhi syarat standar. Standardisasi dilakukan untuk memenuhi syarat standar (kimia, biologi dan farmasi). Persyaratan mutu ekstrak terdiri dari parameter standar umum dan parameter standar spesifik. Standardisasi dapat diartikan sebagai proses menjamin bahwa produk akhir mempunyai nilai parameter tertentu yang konstan dan ditetapkan terlebih dahulu [4]. Penggunaan pestisida secara tidak bijaksana dapat menimbulkan hasil produksi yang tidak sesuai dengan standar mutu ekstrak dan berbagai dampak negatif untuk manusia maupun lingkungan. Akibat yang ditimbulkan adalah keracunan, baik akut maupun kronis [5]. Agar dapat mengetahui standar kualitas sayur kangkung, maka dilakukan pendeteksian secara otomatis.

Terdapat penelitian terkait mengenai identifikasi tumbuhan. Salah satu contohnya yaitu berjudul *Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae)*. Tahapan identifikasi gambar anggrek tersebut mengubah ukuran awal gambar, konversi ke derajat abu-abu, median filter, menggunakan ekstraksi ciri dengan metode GLCM dan identifikasi dengan metode KNN. Tingkat keberhasilan mengidentifikasi Orchidaceae atau anggrek mencapai 80% dengan rata-rata 77%. Nilai K memengaruhi tingkat keberhasilan identifikasi, semakin besar nilai K semakin kecil akurasi [6]. Pada Tugas Akhir ini dirancang sistem analisis standar sayur kangkung yang layak untuk dikonsumsi. Sistem pada Tugas Akhir ini akan mengklasifikasikan secara otomatis antara sayur kangkung segar yang tidak terpapar bahan kimia, sayur kangkung segar yang terpapar bahan kimia dan sayur kangkung yang mengalami proses pembusukan.

## 2. Metode Penelitian

Terdapat beberapa konsep dasar yang digunakan sebagai acuan untuk keberhasilan penelitian yang dilakukan.

### 2.1 Citra Digital

Pengolahan citra digital secara umum mengacu pada pemrosesan gambar 2 dimensi menggunakan komputer. Sebuah larik (*array*) yang berisi nilai-nilai real maupun kompleks yang ditafsirkan dengan deretan bit tertentu merupakan citra digital. Suatu citra dapat didefinisikan sebagai fungsi  $(x,y)$  berukuran  $M$  baris dan  $N$  kolom, dengan  $x$  dan  $y$  adalah koordinat spasial dan *amplitude*  $f$  di titik koordinat  $(x,y)$  dinamakan intensitas atau tingkat keabuan dari citra pada titik tersebut. Suatu citra dapat diartikan sebuah citra digital Jika nilai  $x$ ,  $y$  dan nilai *amplitude*  $f$  keseluruhan berhingga (*finite*) dan bernilai diskrit [7].

$$f(x,y) = \begin{vmatrix} f(0,0) & \dots & f(0,N-1) \\ \dots & \dots & \dots \\ f(M-1,0) & \dots & f(M-1,N-1) \end{vmatrix}$$

**Gambar 1** Pengolahan Citra

*Picture element*, pels atau *pixels* merupakan nilai pada suatu irisan antara baris dan kolom (pada posisi  $x,y$ ) [7].

## 2.2 Preprocessing

*Preprocessing* merupakan tahap pemrosesan data citra digital agar data bisa digunakan untuk tahap berikutnya. Tahap *preprocessing* dilakukan karena hasil citra digital dari proses pengambilan citra biasanya memiliki beberapa masalah, misalnya terjadinya *noise* atau adanya objek-objek pengganggu [8]. Pada tahap ini dilakukan metode *preprocessing* yaitu *scaling*, *segmentation* dan *grayscale*. *Scaling* merupakan proses mengubah ukuran gambar, di mana sebuah gambar di konversikan ke resolusi lain tanpa menghilangkan maknanya [9]. *Segmentation* adalah bagian dari tahap *preprocessing* untuk memisahkan objek tertentu yang dikehendaki dengan objek lain yang tidak dikehendaki dalam suatu citra [10]. *Grayscale* adalah proses untuk mengubah warna objek ke citra abu-abu untuk mengubah semua informasi warna RGB (*Red Green Blue*) yang mempunyai 3 matriks penyusun citra dan menyisakan informasi warna yang terdiri dari 1 matriks saja. *Preprocessing* merupakan tahap yang penting sebelum melakukan ekstraksi ciri dalam *image processing* [11].

## 2.3 Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) merupakan matriks yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar *pixel* dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial. Matriks GLCM dari suatu citra  $f(x,y)$  merupakan matriks dua dimensi  $(x,y)$  di mana setiap elemen dari matriks mewakili probabilitas yang bersamaan dengan tingkat intensitas  $x$  dan  $y$  pada jarak spasial  $d$  dan sudut  $\theta$ . Metode ini bekerja dengan cara membuat matriks hubungan antar tetangga (*Co-Occurrence Matrix*) dari citra, kemudian menentukan ciri dari matriks kookurensi (*Co-Occurrence Matrix*) tersebut. Matriks GLCM salah satu sumber ciri yang paling populer dan efektif dalam analisis tekstur. GLCM memiliki empat arah sudut (gambar 5) yang biasa digunakan untuk membuat matriks GLCM yaitu arah sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$  [10].

Metode GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) memiliki 4 karakteristik yang dapat digunakan dalam tahap mengidentifikasi citra, yaitu [10] :

### 1. Angular Second Moment (ASM)

ASM atau *Angular Second Moment* adalah ukuran keseragaman dari suatu citra atau nilai yang digunakan untuk menghitung konsentrasi intensitas pasangan pada matriks. *Angular Second Moment* menunjukkan ukuran sifat homogenitas dari suatu citra. ASM menggunakan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 1.

$$ASM = \sum_{x=1}^{De} \sum_{y=1}^{De} Z_{xy}^2 \quad (1)$$

Keterangan:

$Z_{xy}$  = Nilai pada baris  $i$  dan kolom  $j$  pada matriks GLCM

$De$  = Tingkat keabu-abuan pada citra

### 2. Contrast

*Contrast* atau kontras adalah ukuran penyebaran elemen matriks pada suatu citra. Kontras digunakan untuk menghitung nilai ketidaktetapan penyebaran intensitas suatu gambar. Kontras menunjukkan ukuran penyebaran nilai intensitas dalam setiap citra. Kontras menggunakan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 2.

$$Kontras = \sum_{x=1}^{De} \sum_{y=1}^{De} (x-y)^2 \cdot Z_{xy} \quad (2)$$

Keterangan:

$Z_{xy}$  = Nilai pada baris  $i$  dan kolom  $j$  pada matriks GLCM

$De$  = Tingkat keabu-abuan pada citra

$x$  = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada baris di matriks GLCM

$y$  = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada kolom di matriks GLCM

### 3. Homogeneity

*Homogeneity* atau *Inverse Different Moment* merupakan kehomogenan citra yang memiliki derajat keabuan sejenis. *Homogeneity* juga merupakan nilai yang digunakan untuk menghitung variasi intensitas dari suatu gambar. Persamaan yang digunakan pada *Homogeneity* dapat dilihat pada persamaan 3.

$$IDM = \sum_{x=1}^{De} \sum_{y=1}^{De} \frac{1}{1+(x-y)^2} \cdot Zxy \quad (3)$$

Keterangan:

Zxy = Nilai pada baris i dan kolom j pada matriks GLCM

De = Tingkat keabu-abuan pada citra

x = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada baris di matriks GLCM

y = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada kolom di matriks GLCM

#### 4. Correlation

*Correlation* atau korelasi adalah 3 ukuran ketergantungan linier antar nilai aras keabuan dalam citra. *Correlation* digunakan untuk menghitung korelasi antara suatu *pixel* dengan *pixel* lainnya (tetangga) dari seluruh gambar. Korelasi menggunakan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 4.

$$Korelasi = \sum_{x=1}^{De} \sum_{y=1}^{De} \frac{(x-Mx)(y-My)Zxy}{Nx.Ny} \quad (4)$$

Keterangan:

Zxy = Nilai pada baris i dan kolom j pada matriks kookurensi

De = Tingkat keabu-abuan pada citra

x = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada baris di matriks GLCM

y = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada kolom di matriks GLCM

Mx, Nx = *Mean* dan *Standar Deviasi* pada matriks GLCM

My, Ny = *Mean* dan *Standar Deviasi* pada matriks GLCM *vertical*

#### 2.4 Metode K-Nearest Neighbor (KNN)

KNN adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin sederhana. KNN yaitu suatu objek yang dekat satu sama lain dan memiliki karakteristik yang mirip, yang berarti jika kita mengetahui ciri-ciri dari salah satu objek, maka kita juga dapat memprediksi objek lain berdasarkan tetangga terdekatnya. KNN merupakan improvisasi lanjutan dari teknik klasifikasi *Nearest Neighbor*. KNN didasarkan pada gagasan bahwa setiap contoh baru dapat diklasifikasikan oleh suara mayoritas dari k tetangga, di mana k adalah bilangan bulat positif, dan biasanya dengan jumlah kecil. Algoritma klasifikasi KNN memprediksi kategori tes sampel sesuai dengan sampel pelatihan k yang merupakan tetangga terdekat dengan sampel uji, dan memasukkan ke dalam kategori yang memiliki kategori probabilitas terbesar [14].

Nilai k yang digunakan merupakan angka ganjil untuk menghindari kekeliruan terhadap dua kelas yang sama. Nilai k dapat dihitung menggunakan *Rule Of Thumb* (ROT) pada persamaan 5 [15]:

$$n = \sqrt{k} \quad (5)$$

Keterangan :

n = jumlah tetangga terdekat yang akan dipilih

k = jumlah *dataset* yang digunakan

Dekat atau jauhnya jarak titik dengan tetangganya bisa dihitung dengan menggunakan *euclidean distance*. *Euclidean distance* direpresentasikan sebagai berikut [16]:

$$D(a,b) = \sqrt{\sum_{n=1}^{nk} (an - bn)^2} \quad (6)$$

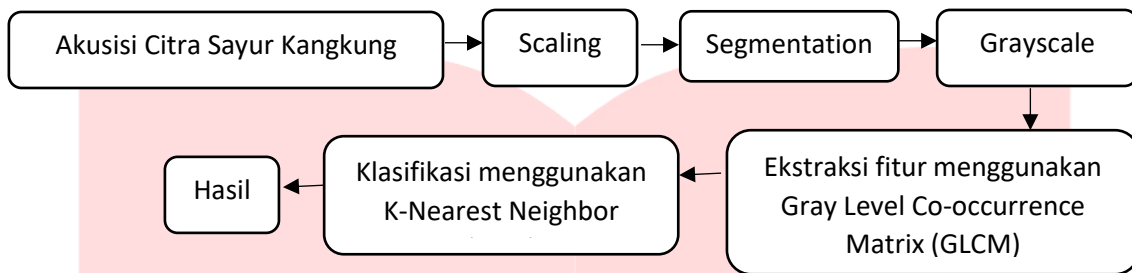
J(a,b) merupakan jarak antara titik a yang merupakan titik data *training* yang telah diketahui kelasnya dan b berupa titik baru. Jarak antara titik baru dengan titik-titik data *training* dihitung dan diambil k nilai titik terdekat. Titik baru di prediksi masuk ke kelas dengan klasifikasi terbanyak dari titik-titik tersebut [16].

### 3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menjelaskan mengenai perancangan sistem klasifikasi citra sayur kangkung menggunakan kamera *cannon 550d*. Input berupa citra kemudian diproses oleh sistem merupakan hasil dari penngambilan kamera *cannon 550d*. setelah itu citra akan diproses dan masuk ketahap *pre-processing* dengan menggunakan *software adobe photoshop 2020* dan selanjutnya akan di ekstraksi menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* dan klasifikasi K-Nearest Neighbor.

### 3.1 Desain Sistem

Tahapan dari proses perancangan sistem direpresentasikan pada gambar diagram blok sistem seperti Gambar 7 berikut:



Gambar 2 Blok diagram perancangan sistem

### 3.2 Akuisi Citra

Pengumpulan Citra sayur kangkung yang didapatkan berasal dari proses penanaman sayur kangkung yang ditanam sendiri. Lokasi tempat data diambil beralamatkan di Jalan Serui No.20, Kecamatan wajo, Kelurahan Pattunuang, Makassar. Citra sayur kangkung yang diambil yaitu sayur kangkung segar yang tidak terpapar bahan kimia, sayur kangkung segar yang terpapar bahan kimia dan sayur kangkung yang mengalami kerusakan. Citra sayur kangkung yang diambil yaitu sayur kangkung segar (gambar 3.2), sayur kangkung rusak (gambar 3.3), sayur kangkung pestisida (gambar 3.4).

Gambar 3 Akuisisi Citra

### 3.3 Preprocessing

Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

#### 3.3.1 Scalling

*Scaling* adalah proses mengubah ukuran gambar, di mana sebuah gambar di konversikan ke resolusi lain tanpa menghilangkan konten [9]. Gambar yang semula berukuran 2592 x 1728 *pixel* dipotong (*crop*) menjadi 1728 x 351 *pixel* sehingga hanya terlihat ciri khasnya saja. *Pixel* gambar diperkecil supaya objek tidak memiliki banyak nilai untuk dibandingkan yang bisa menghambat proses klasifikasi. Perubahan ukuran dapat dilihat pada (gambar 3.5).

Gambar 4 Citra sebelum dan sesudah proses scalling

#### 3.3.2 Segmentation

Pada proses klasifikasi ciri wajah dilakukan pencocokan kesamaan ciri wajah manusia yang terdapat didalam database. Pada tahap ini bertujuan untuk melakukan identifikasi hasil akuisisi citra berdasarkan dari hasil ekstraksi ciri wajah. Jadi jika ingin mengakses suatu sistem maka wajah uji sudah harus ada didalam database. Berikut proses klasifikasi *HMM Training* yang diilustrasikan pada Gambar 5 dan *HMM Test* yang diilustrasikan pada Gambar 6.

**Gambar 5** Citra sebelum dan sesudah proses segmentation

**3.3.3 Grayscale**

*Grayscale* adalah proses untuk mengubah warna objek ke citra abu-abu yang bertujuan untuk mengubah semua informasi warna RGB (*Red Green Blue*) yang mempunyai 3 matriks penyusun citra dan menyisakan informasi warna yang terdiri dari 1 matriks saja [11]. Citra yang telah melalui proses *grayscale* dapat dilihat pada gambar (3.7).

**Gambar 6** Citra sebelum dan sesudah proses grayscale

**3.4 Gray Level Co-Occurrence Matrix**

Ekstraksi ciri bertujuan untuk mengambil atau mengekstraksi nilai-nilai unik dari suatu objek yang membedakan dengan objek yang lain. *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) adalah metode yang digunakan sebagai ekstraksi ciri pada penelitian ini. Proses ekstraksi ciri dilakukan dengan memisahkan *dataset* menjadi 2 bagian yaitu data latih yang digunakan untuk proses *training* data dan data uji yang digunakan untuk proses pengenalan (*recognition*). Ekstraksi ciri GLCM diawali dengan membuat matriks kookurensi (*co-occurrence*). Matriks ini dibentuk dari suatu citra dengan melihat hubungan ketetanggaan antar dua *pixel* pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Matriks ini digunakan untuk ekstraksi ciri tekstur dari sebuah citra[10]. Jarak yang digunakan dalam penelitian ini adalah  $d = 1$  dan  $d = 2$  sedangkan sudutnya menggunakan  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ,$  dan  $135^\circ$ . Pembuatan matriks kookurensi berdasarkan nilai pada citra *grayscale* yang telah diubah menjadi 8 level (Tabel 2) dengan arah sudut sebesar  $0^\circ$  dan jarak 1 pixel ditunjukkan pada (gambar 3.8).

3	2	2	2	2
3	2	2	2	2
3	2	1	1	1
3	2	1	2	1
1	1	1	2	2

→

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	4	2	0	0	0	0	0
2	0	3	7	0	0	0	0	0
3	0	0	4	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

**Gambar 7** Transformasi matriks awal ke dalam matriks GLCM

Langkah selanjutnya membuat matriks simetris dengan cara menjumlahkan matriks kookurensi dengan matriks *transpose*. Tahap pembuatan matriks simetris dapat dilihat pada (gambar 3.9).

Matriks GLCM								
	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	4	2	0	0	0	0	0
2	0	3	7	0	0	0	0	0
3	0	0	4	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

→

Matriks Transpose								
	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	4	3	0	0	0	0	0
2	0	2	7	4	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0



Hasil menjadi Matriks Simetris,

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	8	5	0	0	0	0	0
2	0	5	14	4	0	0	0	0
3	0	0	4	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

**Gambar 8** Proses pembuatan matriks simetris.

Langkah selanjutnya melakukan normalisasi pada matriks simetris dengan cara membagi dengan jumlah setiap elemen dengan jumlah total seluruh nilai pada matriks ditunjukkan pada (gambar 3.10).

Matriks sebelum dinormalisasi	→	Matriks ketika dinormalisasi																																																																																																																																																
<table border="1"> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>8</td><td>5</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>5</td><td>14</td><td>4</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>4</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	5	0	0	0	0	0	0	0	5	14	4	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		<table border="1"> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>8/40</td><td>5/40</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>5/40</td><td>14/40</td><td>4/40</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>4/40</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8/40	5/40	0	0	0	0	0	0	0	5/40	14/40	4/40	0	0	0	0	0	0	0	4/40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	8	5	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	5	14	4	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	0	4	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	0	0	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	0	0	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	0	0	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	0	0	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	0	0	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	8/40	5/40	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	5/40	14/40	4/40	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	0	4/40	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	0	0	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	0	0	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	0	0	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										
0	0	0	0	0	0	0	0	0																																																																																																																																										

Total seluruh nilai = 40

Matriks setelah dinormalisasi

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0,2	0,125	0	0	0	0	0	0
0	0,125	0,35	0,1	0	0	0	0	0
0	0	0,1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

**Gambar 9** Proses pembuatan normalisasi matriks GLCM.

**3.5 K-Nearest Neighbor**

Klasifikasi adalah tahap terakhir dalam pengenalan pola. Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN). KNN bekerja dengan cara mengklasifikasikan suatu objek yang memiliki kemiripan paling dekat dengan objek lainnya. KNN mempunyai keunikan yang di namakan sebagai k, yaitu jumlah nilai tetangga yang dijadikan acuan pada klasifikasi KNN, jumlah nilai k adalah bilangan bulat positif, berjumlah kecil dan ganjil. Memprediksi kategori data pada sampel sesuai dengan sampel pelatihan k yang merupakan tetangga terdekat dengan sampel uji kemudian memasukkan ke dalam kategori yang memiliki kategori probabilitas terbesar adalah tahapan yang dilakukan pada algoritma klasifikasi KNN [13]. Tahapan dari klasifikasi menggunakan metode KNN dalam penelitian

ini adalah sebagai berikut [10]:

1. Menentukan nilai  $k$  (jumlah tetangga terdekat yang akan dipilih).
2. Menghitung jarak antar data yang di klasifikasi dengan semua data pelatihan menggunakan *euclidean distance*.
3. Urutkan jarak yang terbentuk secara *ascending*.
4. Tentukan jarak terdekat sejumlah  $k$ .
5. Pasangkan kelas yang bersesuaian.
6. Menghitung kelas dari tetangga yang terbanyak dan memilih kelas tersebut sebagai kelas data yang akan di evaluasi.

#### 4. Pengujian dan Analisis

Pengujian dan analisis ini bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi system klasifikasi citra sayur kangkung dan mengetahui nilai parameter yang terbaik agar kinerja system dapat di maksimalkan.

##### 4.1 Skenario Pengujian

Skenario yang dilakukan dalam menganalisa sistem klasifikasi kesegaran sayur kangkung dan deteksi terpapar bahan kimia sebagai berikut :

1. Skenario pertama melakukan penamaan dan pengelompokkan data pada citra yang telah diambil.
2. Skenario ke-dua bertujuan untuk mendapatkan data latih menggunakan uji coba pada target dengan data uji.
3. Skenario ke-tiga menentukan sudut pada proses ekstraksi citra. pada skenario ini dilakukan dengan pengujian sudut yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ .
4. Skenario ke-empat menentukan jarak pada proses ekstraksi citra. pada skenario ini dilakukan dengan pengujian jarak yaitu satu dan dua.
5. Skenario ke-lima bertujuan untuk mendapatkan nilai optimal yang diperoleh dari data ciri statistik. ciri pada orde dua yang dimaksud adalah contrast, correlation, energy, homogeneity.
6. Skenario Ke-enam dilakukan uji coba pada data latih dengan data uji yang digunakan pada metode klasifikasi KNN.

#### 5. Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh berdasarkan penelitian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Metode ekstraksi fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan klasifikasi Knearest Neighbor (KNN) telah berhasil diimplementasikan pada klasifikasi kesegaran sayur kangkung dan deteksi terpapar bahan kimia menggunakan metode GLCM dan KNN dengan tingkat akurasi tertinggi pada percobaan ke dua 88,88% dan percobaan pertama sebesar 42,85% pada pengujian di orientasi arah sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$  dengan nilai  $k = 1$ .
2. Percobaan kedua lebih baik dibandingkan percobaan pertama dikarenakan citra yang diambil pada daun kangkung kedua lebih banyak dibandingkan citra daun kangkung pertama, yang menyebabkan perbedaan nilai antar piksel semakin kecil dan terdapat kemiripan pada nilai tekstur
3. Sistem dapat mengenali dengan baik pada kelas Daun Rusak pada percobaan pertama dengan tingkat akurasi 71,42% dan Kelas Daun Pestisida pada percobaan ke dua dengan tingkat akurasi 100%.

#### Referensi

- [1] Anonim, 2000. Karakteristik Plasma Nutfah Kangkung. Buletin Plasma Nutfah Vol. 12 No.1. Balai Penelitian Tanaman Sayuran. Lembang.
- [2] Ashari S. 1995. Hortikultura, Aspek Budidaya. Universitas Indonesia Press, Jakarta. Direktorat Pengawasan Obat Tradisional. Parameter standar umum ekstrak tumbuhan obat. Jakarta: Departemen Kesehatan Republik Indonesia; 2000. 13-33.
- [3] Rukmana, Rahmat. 1994. Seri Budidaya Kangkung. Kanisius. Yogyakarta.
- [4] Departemen Kesehatan RI 2000. Parameter Standar Umum Ekstrak Tumbuhan Obat. Direktorat Jendral Pengawasan Obat dan Makanan.



- [5] Ameriana M. 2008. Perilaku Petani Sayuran dalam Menggunakan Pestisida Kimia. Balai Penelitian Tanaman Sayuran, Lembang, Bandung.
- [6] Dinar Putra Pamungkas. 2019. Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae). Program Studi Teknik Informatika Universitas Nusantara PGRI Kediri
- [7] Darma Putra. 2010. Pengolahan Citra Digital. Yogyakarta.
- [8] Duda, Richard O., Peter E. Hart, dan David G. Stork. 2000. Pattern Classification 2 edition. New York: A Wiley-Intersciences.
- [9] Safinaz, S. 2014. An Efficient Algorithm for Image Scaling with High Boost Filtering. International Journal of Scientific and Research Publications. Volume 4, Issue 5.
- [10] Andono, Pulung Nurtantio, T. Sutojo, dan Muljono. 2017. Pengolahan Citra Digital. Yogyakarta: Andi.
- [11] Kaler, Pramod. 2016. Study of Grayscale image in Image processing. International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication. Volume: 4, Issue: 11.
- [12] Noordama. 2014. Identifikasi Varietas Durio Zibethinus Berdasarkan Sebaran Trikoma Daun Menggunakan GLCM dan KNN [Skripsi]. FMIPA IPB, Bogor.
- [13] Leidiyana, Henny. 2013. Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor. Jurnal Penelitian Ilmu Komputer, System Embedded & Logic. Vol. 1, No. 1.
- [14] Khamis, Hassan Shee, Kipruto W. Cheruiyot dan Stephen Kimani. 2014. Application of k-Nearest Neighbor Classification in Medical Data Mining. International Journal of Information and Communication Technology Research, Vol. 4, No. 4.
- [15] Bontempi, Gianluca. 1999. Local Learning Techniques for Modeling, Prediction and Control [Thesis]. Université Libre de Bruxelles.
- [16] Pramesti, R.P.A. 2013. Identifikasi Karakter Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Ekstraksi Fitur ICZ dan ZCZ dengan Metode Klasifikasi KNN [Skripsi]. FMIPA IPB, Bogor.
- [17] Sabri, Fatin Norsyafawati Mohd, Norita Md. Norwawi, dan Kamaruzzaman Seman. 2011. Identifying False Alarm Rates for Intrusion Detection System with Data Mining. International Journal of Computer Science and Network Security. Vol. 11, No. 4.