

## Klasifikasi Mutu Buah Belimbing (*Averrhoa carambola L.*) menggunakan metode GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*)

M. Debby Candra Setiawan<sup>1</sup>, Intan Nur Farida<sup>2</sup>, Ratih Kumalasari Niswatin<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: \*<sup>1</sup>[debbycomboer09@gmail.com](mailto:debbycomboer09@gmail.com), <sup>2</sup>[in.nfarida@gmail.com](mailto:in.nfarida@gmail.com), <sup>3</sup>[ratih.workmail@gmail.com](mailto:ratih.workmail@gmail.com)

**Abstrak** – Mutu buah merupakan hal yang sangat penting dalam hasil produksi buah-buahan. Namun saat ini proses klasifikasi mutu masih dilakukan secara manual, sehingga menimbulkan subjektivitas. Teknologi informasi diperlukan untuk mempercepat proses klasifikasi mutu dan membuatnya menjadi objektif. Dalam proses pengklasifikasian mutu buah belimbing diperlukan pengolahan dari citra digital buah belimbing. Data citra buah belimbing digunakan dalam proses pelatihan sistem agar dapat mengklasifikasikan mutu. Maka diperlukan metode ekstraksi ciri yang baik agar mendapatkan nilai tekstur yang bagus. Dengan memanfaatkan hasil dari metode ekstraksi ciri maka dapat digunakan untuk mengklasifikasikan mutu buah belimbing. Penentuan mutu belimbing dilakukan dengan menganalisis fitur warna, tekstur dari citra digital belimbing yang akan dijadikan sampel data penelitian dengan menerapkan metode gray level co-occurrence matrix (glcm) sebagai ekstraksi ciri dan Learning Vector Quantization (LVQ) sebagai metode pelatihan untuk pengenalan mutu belimbing. Klasifikasi mutu di bedakan ke dalam 3 kelas, yaitu belimbing grade A merupakan belimbing yang bebasdarikerusakan. Grade B memiliki ketentuan cacat maksimum sebesar 10% dan Grade C memiliki ketentuan cacat maksimum sebesar 15%. Penelitian ini menunjukkan aplikasi yang dapat menampilkan klasifikasi mutu buah belimbing sesuai kelas.

**Kata Kunci** — Belimbing, GLCM, Klasifikasi Mutu Buah, LVQ

### 1. PENDAHULUAN

Belimbing (*Averrhoa carambola L.*) merupakan tanaman buah yang berasal dari Malaysia, kemudian menyebar luas ke berbagai negara yang beriklim tropis lainnya termasuk Indonesia. Buah belimbing merupakan salah satu buah yang memiliki nilai komersial di Indonesia dan memiliki nilai pasar tersendiri mulai dari pasar tradisional hingga pasar modern. Produksi belimbing nasional mencapai 79.583 ton pada tahun 2015 menurut Badan Pusat Statistik dan Direktorat Jendral Hortikultura [1].

Dalam proses klasifikasi mutu buah belimbing diperlukan pengolahan citra digital buah belimbing. Sehingga diperlukan metode ekstraksi ciri yang baik, dan bagaimana cara pemanfaatan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dan *Learning Vector Quantization (LVQ)* untuk mendapatkan hasil mutu dari buah belimbing.

*Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* adalah suatu metode yang digunakan untuk analisis tekstur/ekstraksi ciri. GLCM merupakan suatu matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak dan arah tertentu dalam citra [2].

*Learning Vector Quantization (LVQ)* adalah metode pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung

pada jarak antara vektor-vektor input. Jika dua vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut kedalam kelas yang sama [4].

Pada penelitian sebelumnya, dilakukan klasifikasi mutu buah pisang menggunakan tekstur warna dan tekstur buah menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* untuk analisis tekstur. Klasifikasi menggunakan metode *backpropagation* berdasarkan warna, tekstur dan cacat pada citra buah pisang. Pada penelitian tersebut, mutu buah pisang dibagi menjadi 5 kelas dengan menggunakan 125 citra pisang sebagai data latih dan 100 citra pisang sebagai data uji dan berhasil dilakukan dengan akurasi sebesar 94% [3]. Penelitian lain dilakukan identifikasi jenis buah jeruk menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* untuk ekstraksi ciri dan metode klasifikasi Naïve Bayes. Jenis-jenis buah yang diidentifikasi adalah jeruk Pontianak, jeruk baby, jeruk mandarin dan jeruk orange. Hasil akurasi mendapatkan nilai 91,6% pada identifikasi jenis buah jeruk tersebut [5].

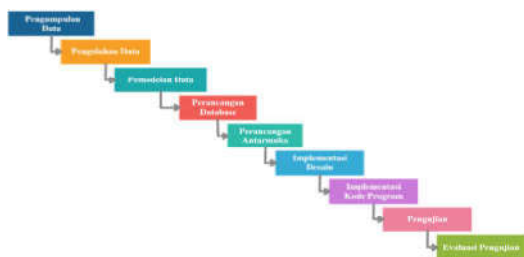
Berdasarkan paparan penelitian diatas, didapatkan bahwa metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dan *Learning Vector Quantization (LVQ)* menunjukkan nilai kurasi yang tinggi. Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* merupakan metode yang telah terbukti menjadi descriptor tekstur yang efektif. *Learning Vector Quantization (LVQ)* merupakan metode klasifikasi dimana setiap unit output

mempresentasikan sebuah kelas yang mana jumlah kelompok sudah ditentukan arsitekturnya [6].

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Metode Waterfall

Metode yang digunakan dalam pembuatan sistem penjadwalan adalah metode *Waterfall*. Alasan menggunakan metode ini karena metode *Waterfall* melakukan pendekatan secara sistematis dan berurutan. Karena pelaksanaannya bertahap, sistem yang dihasilkan akan berkualitas baik, tidak terfokus pada tahapan tertentu. Tahapan dari metode *Waterfall* adalah :



Gambar 1. Metode *Waterfall*

#### 1) Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan teori dan informasi dari hasil jurnal penelitian sebelumnya. Melakukan kajian tentang konsep, perkembangan, implementasi, dan cara melakukan analisis terhadap data hasil pengujian *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dan *Learning Vector Quantization (LVQ)*. Tahap ini mengumpulkan data gambar buah belimbing.

#### 2) Pengolahan Data

Data yang diperoleh dianalisa dan diolah menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dan *Learning Vector Quantization (LVQ)*.

#### 3) Pemodelan Data

Data yang sudah didapat kemudian diekstraksi menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dan *Learning Vector Quantization (LVQ)*.

#### 4) Perancangan Database

Merancang database dari program yang akan dibuat, perancangannya menggunakan RDBMS (*Relational Database Management System*).

#### 5) Perancangan Antarmuka

Desain program dibuat meliputi Tampilan halaman *home*, tampilan halaman uji gambar dan tampilan halaman hasil uji gambar.

#### 6) Implementasi Desain

Mulai pembuatan program namun masih dalam tahapan desain. Mengimplementasikan desain mockup kedalam program yang nantinya akan dibuat.

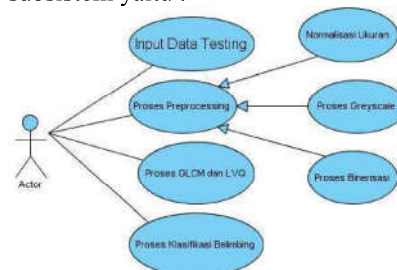
#### 7) Implementasi

Mulai pembuatan kode program aplikasi mutu buah belimbing dengan *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dan *Learning Vector Quantization (LVQ)*.

## 2.2 UML Diagram

### 1) Use Case Diagram

Metode perancangan yang digunakan untuk membangun sistem pendukung keputusan guru dan siswa terbaik menggunakan UML (*Unified Modelling Language*). Perancangan akan dibagi menjadi beberapa subsistem yaitu :

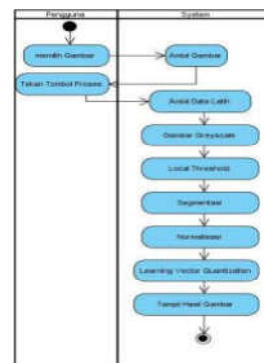


Gambar 2. *Use Case Diagram*

Keterangan pada gambar diatas sebagai berikut:

- Input data testing. User dapat memasukan foto belimbing yang akan diuji.
- Proses Preprocessing. User dapat menggunakan layanan proses *preprocessing*, yaitu normalisasi ukuran, proses *grayscale* dan proses binerisasi.
- Normalisasi ukuran. Proses menyesuaikan ukuran gambar disamakan antara data testing dengan data trainer
- Proses *Grayscale*. Proses merubah warna gambar menjadi *grayscale*.
- Proses Binarisasi. Proses menghitung gambar menjadi bilangan biner atau angka.
- Proses GLCM dan LVQ. Proses penghitungan menggunakan metode GLCM dan LVQ.
- Proses klasifikasi buah belimbing. User dapat menggunakan untuk mendapatkan hasil.

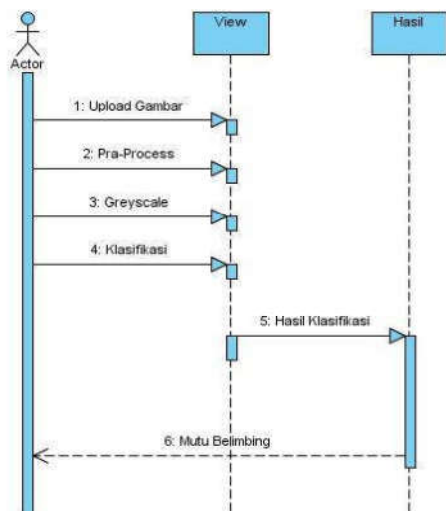
### 2) Activity Diagram



Gambar 3. *Activity Diagram* Klasifikasi buah belimbing.

*Activity Diagram* (Diagram Aktifitas) menggambarkan interaksi aktifitas antara pengguna dengan sistem secara detail dan berurut. Kotak paling kiri merupakan aktifitas yang dilakukan oleh pengguna, sedangkan kotak sebelah kanan adalah respon yang diberikan sistem terhadap aktifitas yang dilakukan pengguna terhadap sistem.

### 3) Sequence Diagram



Gambar 4. *Sequence Diagram*

*Sequence Diagram* dari sistem klasifikasi mutu buah belimbing. Tahap pertama, pada layar utama user menginputkan gambar untuk di klasifikasi. Kemudian tahap selanjutnya gambar yang diinputkan akan melalui proses klasifikasi. Proses terakhir pada tahap hasil, gambar yang sebelumnya diproses telah berhasil diklasifikasikan, kemudian hasil dari klasifikasi tersebut dikembalikan lagi pada user.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebagai belimbing lokal yang tidak hanya diminati di dalam negeri namun juga di luar negeri, buah belimbing harus bermutu baik agar dapat selalu diterima pasar negara lain. Standar Nasional Indonesia (SNI) telah menetapkan untuk standar kualitas buah belimbing pada SNI 01-3165-1992 yang sekarang telah diperbaiki pada SNI 3165-2009. Berdasarkan standar tersebut, buah belimbing dibagi kedalam 3 kelas, yaitu *Grade A*, *Grade B* dan *Grade C*. Belimbing *grade A* merupakan belimbing yang bebas dari kerusakan, *Grade B* memiliki ketentuan cacat maksimum sebesar 10% dan *Grade C* memiliki ketentuan cacat maksimum sebesar 15% [7].

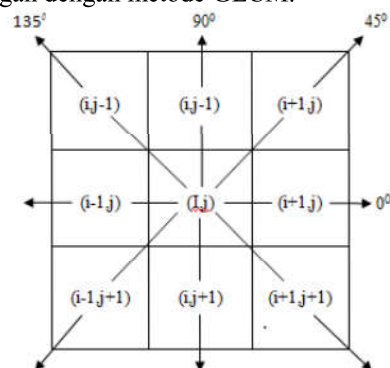
Tabel 1. Persyaratan mutu buah belimbing manis segar

Jenis Uji/Komponen Mutu	Satuan/Unit	Persyaratan		
		Mutu A	Mutu B	Mutu C
Keseragaman varietas *)		Seragam	Seragam	Seragam
Keseragaman berat *)	%	100	80 – 90	65 - 79
Keseragaman tingkat kesegaran	%	100	80 – 90	65 - 79
Keseragaman tingkat ketuaan buah *)	%	100	80 – 90	65 - 79
Cacat dan busuk	%	0	0 – 5	0 – 10
Kadar kotoran	%	0	2	6
Serangga hidup atau mati		tidak ada	tidak ada	tidak ada
Organisme pengganggu tumbuhan		0	0	0

Buah yang masuk dalam mutu A adalah buah yang memiliki rata-rata bobot lebih dari 250 gram, dengan tekstur kulit halus dan bentuk sempurna, tidak cacat fisik, dan cukup usia panen, sedangkan mutu B memiliki bobot rata-rata 200-250 gram, dengan Tekstur kulit agak kasar, bentuknya kurang sempurna, Terdapat sedikit cacat fisik atau sisa hama lalat buah, memasuki usia panen, dan sedangkan mutu C dengan bobot rata-rata 150-200 gram, tekstur kulit kasar, bentuknya bengkok atau bulat, banyak sisa hasil hama, lalat buah, belum memasuki usia panen.

#### 3.1 GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*)

Pada analisa masalah ini, proses klasifikasi mutu buah belimbing menggunakan metode GLCM. Langkah pertama yang dilakukan untuk memulai perhitungan dengan metode GLCM.



Gambar 5. Ketetanggaan Antar Pixel Fungsi Orientasi Sudut dan Jarak [2].

Koordinat pasangan piksel memiliki jarak dan orientasi sudut  $\theta$ . Jarak direpresentasikan dalam piksel dan sudut direpresentasikan dalam derajat. Orientasi sudut terbentuk berdasarkan empat arah sudut yaitu,  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  dan  $135^\circ$ , dan jarak antar piksel sebesar 1 piksel [2].

Tahapan yang dilakukan pada perhitungan GLCM adalah sebagai berikut:

- 1) Pembentukan matriks awal GLCM dari pasangan dua piksel yang berjajar sesuai dengan arah  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  atau  $135^\circ$ .
- 2) Membentuk matriks yang simetris dengan menjumlahkan matriks awal GLCM dengan nilai transposnya.
- 3) Menormalisasi matriks GLCM dengan membagi setiap elemen matriks dengan jumlah pasangan piksel.
- 4) Ekstraksi ciri, yaitu:

a. Entropy

Entropi digunakan untuk mengukur keteracakan dari distribusi intensitas Persamaan Entropy :

$$E2 = - \sum_i^m \sum_j^n p(i,j) \log \{p(i,j)\} \dots\dots(1)$$

b. Energy

Energy merupakan fitur GLCM yang digunakan untuk mengukur konsentrasipasangan intensitas pada matriks GLCM dan didefinisikan sebagai berikut. Persamaan Energy :

$$H = \sum_i^m \sum_j^n \frac{p(i,j)}{1+(i-j)^2} \dots\dots(2)$$

c. Homogeneity

Menunjukkan kehomogenan variasi intensitas dalam citra. Persamaan Homogeneity sebagai berikut:

$$E1 = \sum_i^m \sum_j^n P(i,j)^2 \dots\dots(3)$$

d. Contrast

Kontras adalah perhitungan perbedaan intensitas antara piksel satu dan piksel yang berdekatan diseluruh gambar. Kontras bernilai nol untuk gambar yang konstan. Persamaan Contrast :

$$C2 = \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n P(i,j) (i-j)^2 \dots\dots(4)$$

### 3.2 LVQ (Learning Vector Quantization)

Learning Vektor Quantization merupakan suatu metode untuk melakukan pelatihan terhadap lapisan-lapisan kompetitif yang terawasi. Lapisan kompetitif akan belajar secara otomatis untuk melakukan klasifikasi terhadap vector input yang diberikan. Apabila beberapa vector input memiliki jarak yang sangat berdekatan, maka vektor-vektor input tersebut akan dikelompokkan dalam kelas yang sama [8].

Algoritma:

- 1) Tentukan maksimum epoch (banyaknya proses pelatihan yang akan diulangi, eps (eror minimum yang diharapkan) dan nilai alpha
- 2) Hasil ekstraksi ciri pertama dari masing-masing pola digunakan sebagai awal data awal (inisialisasi). Data ini diisi sebagai nilai bobot awal (w).
- 3) Epoch = 0
- 4) Selama (Epoch < MaxEpoch) atau (alpha > eps), maka lakukan hal berikut :

a. Epoch = Epoch + 1

b. Untuk setiap data hasil ekstraksi ciri, lakukan hal berikut:

- 1) Set x = hasil ekstraksi ciri dari pola.
- 2) Set T = nomor urut dari setiap kelas.
- 3) Hitung jarak hasil ekstraksi ciri pola saat ini dengan masing-masing bobot. Misalkan dihitung jarak hasil ekstraksi ciri pola pertama dengan setiap bobot, maka rumus yang digunakan adalah:

Jarak =

$$\sqrt{(X_{11} - W_{11})^2 + (X_{12} - W_{12})^2 + \dots + (X_{1m} - W_{1m})^2} \dots\dots(5)$$

dengan :  $X_{1m}$  = bit ekstraksi ciri dari pola -1 yang ke -m.

$W_{1m}$  = bobot  $W(1,m)$

m = banyak bit ekstraksi ciri

- 4) Bila nomor kelas pada bobot yang memiliki jarak terkecil sama dengan nilai nomor urut (T) pola, maka hitung :  
 $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + a(x - w_j(\text{lama}))$
- 5) Bila tidak, maka hitung :  
 $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - a(x - w_j(\text{lama}))$
- 6) Kurangi nilai Alpha :  
 $\alpha = \alpha - (0,1 * \alpha) \dots\dots\dots(6)$
- 5) Simpan bobot hasil pelatihan (w).

### 3.3 Perhitungan sederhana

Pengujian pertama adalah pengujian banyaknya jumlah data latih terhadap akurasi hasil klasifikasi. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui berapa jumlah data latih yang terbaik. Pertama membuat matrix glcm dengan jarak 1 dan  $\theta = 0^\circ$  ([0,1]).

Tabel 2. Matrixawal GLCM

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

Tabel 3. Normalisasi Matrix GLCM

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0
3	0	0	0	0	0	$\frac{2}{6}$	0	0
4	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	$\frac{1}{6}$
6	0	0	0	$\frac{1}{6}$	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

Setelah memperoleh angka normalisasi matrix glcm langkah selanjutnya adalah menghitung nilai dari fitur *contras*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*.

1) *Contras*:

$$Con_{(2,4)} = (2-4)^2 + \frac{1}{6} = \frac{4}{6} = 0,667$$

$$Con_{(3,5)} = (3-5)^2 + \frac{2}{6} = \frac{8}{6} = 1,333$$

$$Con_{(4,1)} = (4-1)^2 + \frac{1}{6} = \frac{9}{6} = 1,5$$

$$Con_{(5,7)} = (5-7)^2 + \frac{1}{6} = \frac{4}{6} = 0,667$$

$$Con_{(6,3)} = (6-3)^2 + \frac{1}{6} = \frac{9}{6} = 1,5$$

$$Con = \frac{4+8+9+4+9}{6} = \frac{34}{6} = 5,667$$

2) *Correlation*:

$$\mu_i \frac{2 \times 1 + 3 \times 2 + 4 \times 1 + 5 \times 1 + 6 \times 1}{6} = \frac{23}{6} = 3,833$$

$$\mu_j \frac{1 \times 1 + 3 \times 1 + 4 \times 1 + 5 \times 2 + 7 \times 1}{6} = \frac{25}{6} = 4,167$$

$$\sigma_i_{(2,4)} = \left(2 - \frac{23}{6}\right)^2 \times \frac{1}{6} + \frac{121}{36} \times \frac{1}{6} = \frac{121}{216} = 0,56$$

$$\sigma_i_{(3,5)} = \left(3 - \frac{23}{6}\right)^2 \times \frac{2}{36} + \frac{25}{36} \times \frac{2}{6} = \frac{50}{216} = 0,231$$

$$\sigma_i_{(4,1)} = \left(4 - \frac{23}{6}\right)^2 \times \frac{1}{36} + \frac{1}{36} \times \frac{1}{6} = \frac{1}{216} = 0,005$$

$$\sigma_i_{(5,7)} = \left(5 - \frac{23}{6}\right)^2 \times \frac{1}{36} + \frac{49}{36} \times \frac{1}{6} = \frac{49}{216} = 0,227$$

$$\sigma_i_{(6,3)} = \left(6 - \frac{23}{6}\right)^2 \times \frac{1}{36} + \frac{169}{36} \times \frac{1}{6} = \frac{169}{216} = 0,782$$

$$\sigma_i \sqrt{\frac{121+50+1+49+169}{216}} = \sqrt{\frac{390}{216}} \sqrt{\frac{65}{36}} = 1,343$$

$$\sigma_j_{(4,1)} = \left(1 - \frac{25}{6}\right)^2 \times \frac{1}{36} + \frac{361}{36} \times \frac{1}{216} = 1,671$$

$$\sigma_j_{(6,3)} = \left(3 - \frac{25}{6}\right)^2 \times \frac{1}{36} + \frac{49}{36} \times \frac{1}{216} = 0,227$$

$$\sigma_j_{(2,4)} = \left(4 - \frac{25}{6}\right)^2 \times \frac{1}{36} + \frac{1}{36} \times \frac{1}{216} = 0,005$$

$$\sigma_j_{(3,5)} = \left(5 - \frac{25}{6}\right)^2 \times \frac{2}{36} + \frac{25}{36} \times \frac{2}{216} = 0,231$$

$$\sigma_j_{(5,7)} = \left(7 - \frac{25}{6}\right)^2 \times \frac{1}{36} + \frac{289}{36} \times \frac{1}{216} = 1,338$$

$$\sigma_j \sqrt{\frac{361+49+1+50+289}{216}} = \sqrt{\frac{750}{216}} \sqrt{\frac{125}{36}} = 1,863$$

$$Cor = \frac{11+(-50)+(-19)+119+91}{6x\sqrt{65x125}} = \frac{-30}{6x\sqrt{65x125}} = -0,056$$

3) *Energy*:

$$Eng = \left(\frac{1}{6}\right)^2 + \left(\frac{2}{6}\right)^2 + \left(\frac{1}{6}\right)^2 + \left(\frac{1}{6}\right)^2 +$$

$$\left(\frac{1}{6}\right)^2 = \frac{1^2+2^2+1^2+1^2}{6} = \frac{8}{36} =$$

0,222

4) *Homogeneity*:

$$Hom_{(2,4)} = \frac{\frac{1}{6}}{1 + |2-4|} = \frac{1}{6x(1 + |2-4|)} = \frac{1}{18} = 0,056$$

$$Hom_{(3,5)} = \frac{\frac{2}{6}}{1 + |3-5|} = \frac{2}{6x(1 + |3-5|)} = \frac{2}{18} = 0,111$$

$$Hom_{(4,1)} = \frac{\frac{1}{6}}{1 + |4-1|} = \frac{1}{6x(1 + |4-1|)} = \frac{1}{24} = 0,042$$

$$Hom_{(5,7)} = \frac{\frac{1}{6}}{1 + |5-7|} = \frac{1}{6x(1 + |5-7|)} = \frac{1}{18} = 0,056$$

$$Hom_{(6,3)} = \frac{\frac{1}{6}}{1 + |6-3|} = \frac{1}{6x(1 + |6-3|)} = \frac{1}{24} = 0,042$$

$$Hom = \frac{1+2+1}{18} + \frac{1+1}{2} = \frac{4}{18} + \frac{2}{24} = \frac{2}{9} + \frac{1}{22} = \frac{8+3}{36} = 0,306$$

Berdasarkan perhitungan yang telah dilakukan, maka didapatkan nilai fitur GLCM sebagai berikut:

- Contras:5,667
- Correlation:-0,056
- Energy:0,222
- Homogeneity:0,306

### 3.4 Proses Klasifikasi Citra

Tabel 4. Data Tesing

No	X1	X2	X3	X4	TARGET
1	0	1	1	0	0
2	0	0	1	1	1
3	1	1	1	1	0
4	1	0	0	1	1

Pertama kami menggunakan bobot awal acak yaitu { 1, 1, 1, 0 } dan { 1, 0, 1, 1 } dengan learning rate 0,05 dengan fungsi pembelajaran = 0,1. Seperti tabel 5 berikut :

Tabel 5. Bobot Awal

BOBOT AWAL	1	1	1	0	0
	1	0	1	1	1

LEARNING RATE 0.005

FUNGSI PEMBELAJARAN -0.1

#### ITERASI 1

##### DATA 1

Data ke 1 { 0, 1, 1, 0 } dengan target 0, bobot = { { 1, 1, 1, 0 }, { 1, 0, 1, 1 } } menghitung update bobot untuk masing-masing output :

Jika  $T = C_j$

$$W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha(x - w_j(\text{lama}))$$

Jika  $T \neq C_j$

$$W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha(x - w_j(\text{lama}))$$

Didapatkan bobot baru { { 0.95, 1, 1, 0 }, { 1, 0, 1, 1 } }

Tabel 6. Hasil Output

	HASIL
$W1 = 1+(0.05*(0-1))$	0.95
$W2 = 1+(0.05*(1-1))$	1
$W3 = 1+(0.05*(1-1))$	1
$W4 = 0+(0.05*(0-0))$	0

##### DATA 2

Output diambil nilai minimal dari kelas (0,1), Kelas 1 seperti tabel berikut :

Tabel 7. Data Bobot

0.95	1	1	0	0
1	0	1	1	1

Tabel 8. Menghitung Update Bobot

0.306	-0.95	-1	0	1		SQRT
	0.9025	1	0	1	2.9025	1.703673

1	-1	0	0	0		SQRT
	1	0	0	0	1	1

Karena update bobot sama dengan output 1 maka Hasil yang keluar seperti tabel 9 berikut:

Tabel 9. Hasil Output

$W1 = 1+(0.05*(0-1))$	0.95
$W2 = 0+(0.05*(0-0))$	0
$W3 = 1+(0.05*(1-1))$	1
$W4 = 1+(0.05*(1-1))$	1

Data ke 2 { 0, 0, 1, 1 } dengan target 1, bobot = { { 0.95, 1, 1, 0 }, { 1, 0, 1, 1 } } menghitung update bobot untuk masing-masing output :

a. Jika  $T = C_j$

$$W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha(x - w_j(\text{lama}))$$

c. Jika  $T \neq C_j$

$$W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha(x - w_j(\text{lama}))$$

Didapatkan bobot baru { { 0.95, 1, 1, 0 }, { 0.95, 0, 1, 1 } }

##### DATA 3

bobot = { { 0.95, 1, 1, 0 }, { 0.95, 0, 1, 1 } } seperti tabel 10 berikut :

Tabel 10. Data Bobot

Output				
0.95	1	1	0	0
0.95	0	1	1	1

Tabel 11. Menghitung Update Bobot

0	0.05	0	0	1		SQRT
	0.0025	0	0	1	1.0025	1.001249

1	0.05	1	0	0		
	0.0025	1	0	0	1.0025	1.001249

Karena update bobot sama maka pilih salah satu seperti tabel 12 berikut :

Tabel 12. Hasil Output

$W1 = 0.95+(0.05*(1-0.95))$	0.9525
$W2 = 1+(0.05*(1-1))$	1
$W3 = 1+(0.05*(1-1))$	1
$W4 = 0+(0.05*(1-0))$	0.05

Data ke 3 { 1, 1, 1, 1 } dengan target 0, bobot = { { 0.95, 1, 1, 0 }, { 0.95, 0, 1, 1 } } menghitung update bobot untuk masing-masing output :

a. Jika  $T = C_j$

$$W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha(x - w_j(\text{lama}))$$

c. Jika  $T \neq C_j$

$$W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha(x - w_j(\text{lama}))$$

Didapatkan bobot baru { { 0.9525, 1, 1, 0.05 }, { 0.95, 0, 1, 1 } }

DATA 4

Output diambil nilai dari nilai kelas (0,1), Kelas 1 seperti tabel berikut :

Tabel 13. Data Bobot

Output				
0.9525	1	1	0.05	0
0.95	0	1	1	1

Tabel 14. Menghitung Update Bobot

0	0.0475	-1	-1	0.95		SQRT
	0.002256	1	1	0.9025	2.904756	1.704335

1	0.05	1	0	0		SQRT
	0.0025	1	0	0	1.0025	1.001249

Karena update bobot sama dengan output 1 maka hasil output seperti tabel berikut:

Tabel 15. Hasil Output

$W1 = 0.95 + (0.05 * (1 - 0.95))$	0.9525
$W2 = 0 + (0.05 * (0 - 0))$	0
$W3 = 0 + (0.05 * (1 - 0))$	0.05
$W4 = 1 + (0.05 * (1 - 1))$	1

Didapatkan bobot baru  $\{0.9525, 1, 1, 0.05\}, \{0.95, 0, 1, 1\}$  seperti tabel berikut :

Tabel 16. Bobot Baru

BOBOT BARU					KELAS
	0.9525	1	1	0.05	0
	0.9525	0	0.05	1	1

Data ke 3  $\{1, 1, 1, 1\}$  dengan target 0, bobot =  $\{0.95, 1, 1, 0\}, \{0.95, 0, 1, 1\}$  menghitung update bobot untuk masing-masing output :

- Jika  $T = C_j$
- $W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha(x - w_j(\text{lama}))$
- Jika  $T \neq C_j$
- $W_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha(x - w_j(\text{lama}))$

Didapatkan bobot baru  $\{0.9525, 1, 1, 0.05\}, \{0.95, 0, 1, 1\}$

KLASIFIKASI

Tabel 16. Hasil Idenifikasi

DATA	1	0	0	0
------	---	---	---	---

0	0.0475	-1	1	-0.05		
	0.00225	1	1	0.002	2.00475	1.4158941
	6	1	1	5	6	52

1	-0.9525	0	-0.05	-1		
	0.90725	0	0.002	1	1.90975	1.3819393
	6	0	5	1	6	08

Klasifikasi

Jika hasil identifikasi mendapat nilai  $\{1,0,0,0\}$  maka:

Kelas 0 =

$$\sqrt{(1 - 0.9525)^2 + (0 - 1)^2 + (0 - 1)^2 + (0 - 0.05)^2} = 1.415894152$$

Kelas 1 =

$$\sqrt{(1 - 0.9525)^2 + (0 - 0)^2 + (0 - 0.05)^2 + (0 - 1)^2} = 1.381939308$$

Dari hasil perhitungan menunjukkan buah belimbing yang memiliki berat antara 251 - 330 gram dengan tekstur yang dihitung melalui metode GLCM memberikan nilai sebagai berikut :

- Contrast:5,667
- Correlation:-0,056
- Energy:0,222
- Homogeneity:0,306

Kulit buah tanpa cacat dan kematangan yang siap panen merupakan jenis belimbing dengan kualitas kelas A. Analisa klasifikasi mutu buah belimbing sesuai perhitungan menunjukkan bahwa sampel buah belimbing (*Averrhoa carambola L.*) bagus atau baik untuk dipasarkan, Adapun tampilan aplikasi tampak pada gambar 11.



Gambar 6. Form Hasil

Penerapan metode GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) dapat digunakan untuk mengetahui klasifikasi mutu buah belimbing (*Averrhoa carambola L.*) yang disesuaikan berdasarkan Standar Nasional Indonesia.

4. SIMPULAN

Berdasarkan pengujian dan analisis yang Telah dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

- 1) Sistem klasifikasi kualitas buah belimbing dikembangkan menggunakan analisis citra belimbing, berdasarkan pada fitur tekstur.
- 2) Ciri yang dihasilkan GLCM merepresentasikan nilai tekstur pada citra buah belimbing. Sehingga nilai-nilai tersebut dapat dimanfaatkan untuk mengklasifikasikan mutu belimbing.

- 3) Hasil pengujian menunjukkan dari ketiga kelas kualitas buah belimbing, klasifikasi kelas B menunjukkan hasil prediksi salah yang paling dominan dikarenakan hasil klasifikasi dikategorikan dalam kelas A.

## 5. SARAN

Untuk mendapatkan hasil yang lebih baik lagi, maka harus diperhatikan beberapa hal, diantaranya:

- 1) Pengambilan data harus lebih diperhatikan terutama faktor pencahayaan, agar warna yang dihasilkan seperti aslinya.
- 2) Perlu dilakukan penambahan metode untuk menghasilkan warna agar didapatkan fitur yang lebih representatif.
- 3) Adanya pengujian data cita yang bervariasi untuk menunjukkan hasil akurasi

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Statistik Produksi Hortikultura Tahun 2014. Jakarta: Direktorat Jenderal Hortikultura Kementerian Pertanian.
- [2] Prasetyo, Eko. 2011. *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- [3] Brawijaya Wiharja, Y. P. & Harjoko, A., 2014. Pemrosesan Citra Digital untuk Klasifikasi Mutu Buah Pisang Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. IJEIS, Volume 4, pp. 57-68.
- [4] Agustian, W., Setyaningsih, S. & Qur'ania, A., 2017. Klasifikasi Buah Jeruk Menggunakan Metode Naive Bayes Berdasarkan Analisis Tekstur dan Normalisasi Warna. Program Studi Ilmu Komputer FMIPA Universitas Pakuan
- [5] Siqueira, F. R. d., Schwartz, W. R. & Pedrini, H., 2013. Multi-scale Gray Level Cooccurrence Matrices for Texture Description. *Neuro computing*, Volume 120, pp. 336-345
- [6] Surya, R. A., Fadhil, A. & Yudhana, A., 2017. Ekstraksi Ciri Metode Gray Level CoOccurrence Matrix (GLCM) dan Filter Gabor Untuk Klasifikasi Citra Batik Pekalongan. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, Volume 02.
- [7] Standar Nasional Indonesia, 2009. SNI 3165:2009, Jakarta: Badan Standardisasi Nasional (BSN).
- [8] Kusumadewi, S. et al. 2006. Fuzzy Multi-Attribute Decision Making (FUZZY MADM). Graha Ilmu. Yogyakarta.