

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/282913886>

# KLASIFIKASI KUALITAS BUAH GARCINIA MANGOSTANA L. MENGGUNAKAN METODE LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Conference Paper · March 2015

CITATIONS

0

READS

4,340

2 authors, including:



[Endi Permata](#)

UNTIRTA

32 PUBLICATIONS 74 CITATIONS

[SEE PROFILE](#)

# KLASIFIKASI KUALITAS BUAH *GARCINIA MANGOSTANA* L. MENGGUNAKAN METODE *LEARNING VECTOR QUANTIZATION*

Endi Permata<sup>1)</sup>, Andri Suherman<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> Pendidikan Teknik Elektro Universitas Sultan Ageng Tirtayasa Banten

<sup>2)</sup> Teknik Elektro Universitas Sultan Ageng Tirtayasa Banten

Jalan Raya Jakarta KM. 04 Pakupatan Kota Serang - Banten

Email : endi\_permata@yahoo.com<sup>1)</sup>, andris\_mada@yahoo.com<sup>2)</sup>

## ABSTRAKS

Tanaman manggis atau dalam bahasa Latin *Garcinia Mangostana* L. merupakan salah satu buah yang banyak dibudidayakan di Indonesia. Permintaan masyarakat akan buah manggis mengalami peningkatan setiap tahunnya dikarenakan buah ini memiliki khasiat yang baik untuk kesehatan manusia serta rasa buahnya yang manis dan segar ketika dimakan. Petani perkebunan manggis harus selalu menjaga kualitas serta kuantitas hasil perkebunannya agar hasilnya sesuai dengan harapan. Penelitian ini membantu petani perkebunan manggis dalam melakukan klasifikasi kualitas dari buah manggis dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ). Terdapat tiga kelas yaitu mutu super, mutu 1, dan mutu 2. Terdapat dua proses dalam metode LVQ, yang pertama adalah proses pelatihan dan yang kedua adalah proses pengujian. Data masukan yang digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian merupakan ekstraksi fitur citra buah manggis yang diambil dengan menggunakan kamera digital yang terdiri dari mean, standard deviation, kurtosis, skewness dan entropy. Ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini didapatkan dari histogram warna, histogram grayscale, histogram tingkat saturasi dan histogram metode Sobel. Metode LVQ akan secara otomatis mengklasifikasikan citra buah manggis ke dalam kelasnya masing-masing. Hasil klasifikasi pada pengujian 1 mendapatkan akurasi sebesar 85 % untuk mutu super, 55 % untuk mutu 1 dan 60 % untuk mutu 2, pada pengujian 2 mendapatkan akurasi sebesar 30 % untuk mutu super, 80 % untuk mutu 1 dan 80 % untuk mutu 2, pada pengujian 3 mendapatkan akurasi sebesar 70 % untuk mutu super, 20 % untuk mutu 1 dan 40 % untuk mutu 2.

**Kata kunci :** Manggis, LVQ, klasifikasi, ekstraksi fitur, akurasi.

## 1. Pendahuluan

Tumbuhan merupakan salah satu makhluk hidup yang ada di dunia ini. Tumbuhan yang ada di dunia ini sangat beraneka ragam, mulai dari tumbuhan yang kecil sampai tumbuhan yang besar, tumbuhan yang hidup di darat sampai tumbuhan yang hidup di air. Berdasarkan perkembangannya, tumbuhan yang memiliki buah menjadi salah satu jenis tumbuhan yang banyak dibudidayakan di beberapa daerah di Indonesia. Hal ini terjadi karena permintaan masyarakat akan buah sangat tinggi. Salah satu jenis tumbuhan buah yang jumlah permintaan akan buahnya banyak adalah buah manggis yang memiliki nama Latin *Garcinia Mangostana* L. Permintaan masyarakat akan buah manggis mengalami peningkatan setiap tahunnya dikarenakan buah ini memiliki khasiat yang baik untuk kesehatan manusia. Bagian buah manggis bukan menjadi satu bagian yang memiliki khasiat bagi kesehatan manusia, kulit buah manggis juga merupakan salah satu bagian yang mempunyai khasiat untuk kesehatan manusia terutama untuk menyembuhkan beberapa jenis penyakit [Ivan. 2009].

Untuk menjaga kualitas dan kuantitas dari buah manggis yang dihasilkan dari perkebunan manggis, maka setiap petani perkebunan manggis selalu melakukan perawatan terhadap setiap pohon manggis secara teratur. Jika terdapat penyakit dalam

tumbuhan, maka menyebabkan kualitas dan kuantitas buah yang dihasilkan akan berkurang. Hal ini dapat menyebabkan berkurangnya pendapatan petani perkebunan manggis dan juga akan mempengaruhi jumlah buah manggis serta harga buah manggis di pasaran [Miryanti, Y. I. P. Arry. Dkk. 2011].

Penggunaan metode *Learning Vector Quantization* dalam melakukan klasifikasi kualitas buah dikarenakan metode ini dapat melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi sehingga lapisan tersebut secara otomatis belajar untuk melakukan klasifikasi vektor-vektor input. Metode ini baik digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap suatu objek. Penggunaan metode ini diharapkan akan membantu petani perkebunan manggis dalam menjaga kualitas dan kuantitas dari hasil perkebunan manggis.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Definisi Tanaman Manggis

Tanaman manggis atau yang biasa dikenal dengan sebutan *Queen of the Tropical Fruits* merupakan tanaman asli daerah tropis dari Asia Tenggara. Tanaman manggis tumbuh liar di kawasan kepulauan Sunda Besar dan Semenanjung Malaya. Tanaman manggis menyebar ke daerah Amerika Tengah dan daerah tropis lainnya seperti Srilanka, Malagasi, Karibia, Hawaii dan Australia Utara. Tanaman

manggis mempunyai susunan taksonomi sebagai berikut (Rukmana, 1995 dalam Sarasmiyarti, 2008) :

Divisio : Spermatophyta  
Sub-divisio : Angiospermae  
Kelas : Dicotyledoneae  
Ordo : Guttiferales  
Familia : Guttiferae (Clusiaceae)  
Genus : Garcinia  
Spesies : *Garcinia mangostana* L.

Gambar 1 menunjukkan bentuk dan warna buah manggis serta kulit buah manggis (Miryanti et al., 2011).



**Gambar 1 Buah dan Kulit Manggis**

Karakteristik mutu buah manggis dapat terlihat pada tabel 1 (Prihatman, 2000) :

**Tabel 1 Karakteristik Mutu Buah Manggis**

No	Karakteristik	Mutu Super	Mutu I	Mutu II
1	Keseragaman	Seragam	Seragam	Seragam
2	Diameter buah	> 65mm	55-65 mm	< 55 mm
3	Tingkat keseragaman	Segar	Segar	Segar
4	Warna kulit buah	hijau	Kemerahan s/d merah	Muda mengkilat
5	Buah cacat/busuk	0 %	0 %	0 %
6	Tangkai dan kelopak buah	Utuh	Utuh	Utuh
7	Kadar kotoran	0 %	0 %	0 %
8	Serangga hidup dan atau mati	Tidak ada	Tidak ada	Tidak ada

9	Warna daging buah	Putih bersih	Khas manggis putih	Bersih khas manggis
---	-------------------	--------------	--------------------	---------------------

## 2.2 Histogram Warna

Histogram warna dihitung dengan cara mendiskritkan warna yang terdapat di dalam citra dan menghitung jumlah setiap *pixel* dalam citra. Untuk mendapatkan nilai yang standar, maka terlebih dahulu dilakukan normalisasi terhadap ketiga komponen penyusun warna di dalam sebuah citra yaitu *red* (merah), *green* (hijau), dan *blue* (biru). Normalisasi warna pada citra dapat didapat dari persamaan sebagai berikut [Amelia, Lia. 2012] :

$$NormalizedRed = \frac{Red}{\sqrt{Red^2 + Green^2 + Blue^2}} \quad (1)$$

$$NormalizedGreen = \frac{Green}{\sqrt{Red^2 + Green^2 + Blue^2}} \quad (2)$$

$$NormalizedBlue = \frac{Blue}{\sqrt{Red^2 + Green^2 + Blue^2}} \quad (3)$$

## 2.3 Histogram Grayscale

Histogram *grayscale* merupakan histogram yang mewakili citra berskala keabuan yang berasal dari warna hitam dan putih. Untuk mendapatkan nilai tingkat keabuan dari sebuah citra yang terdiri dari tiga komponen warna penyusun citra dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan 4 [Abdul Kadir dan Adhi Susanto. 2013] :

$$Grayscale = 0.42R + 0.32G + 0.28B \quad (4)$$

Hasil dari proses ini akan berada pada tingkat keabuan sebesar 8 bit.

## 2.4 Vektor Masukan

Histogram warna dan histogram *grayscale* yang didapat dari sebuah citra akan dijadikan vektor masukan dalam sistem klasifikasi ini. Untuk mendapatkan ketepatan hasil yang diinginkan serta efisiensi proses komputasi maka data yang terdapat di dalam histogram tersebut akan diwakili oleh beberapa komponen yaitu *mean*, *standard deviation*, *kurtosis*, *skewness*, dan *entropy*. Kelima komponen yang mewakili data yang terdapat di dalam masing-masing histogram akan menjadi komponen penyusun vektor masukan sistem ini. Komponen tersebut didapat dari persamaan sebagai berikut [Abdul Kadir dan Adhi Susanto. 2013] :

$$Mean = \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (5)$$

$$Standar deviasi = s = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

$$Kurtosis = k = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{\left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right)^2} \quad (7)$$

$$Skewness = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3}{\left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right)^{\frac{3}{2}}} \quad (8)$$

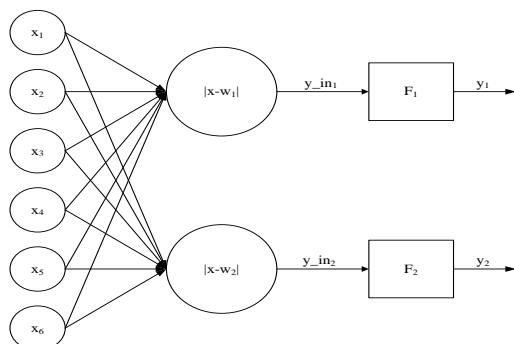
$$Entropy = - \sum_{i_1} \sum_{i_2} p(i_1, i_2) \log p(i_1, i_2) \quad (9)$$

## 2.5 Pengertian *Learning Vector Quantization* (LVQ)

*Learning Vector Quantization* (LVQ) merupakan suatu metode untuk melakukan pelatihan terhadap lapisan-lapisan kompetitif yang terawasi. Lapisan kompetitif akan belajar secara otomatis untuk melakukan klasifikasi terhadap *vektor input* yang diberikan. Apabila beberapa *vektor input* memiliki jarak yang sangat berdekatan, maka vektor-vektor input tersebut akan dikelompokkan dalam kelas yang sama [Kusumadewi, Sri. 2004].

## 2.6 Arsitektur Jaringan LVQ

Pada gambar 2 menunjukkan jaringan LVQ dengan 6 unit pada lapisan *input*, dan 2 unit (*neuron*) pada lapisan *output*. Pemrosesan yang terjadi pada setiap neuron adalah mencari jarak antara suatu vektor *input* ke bobot yang bersangkutan ( $w_1$  dan  $w_2$ ).  $w_1$  adalah vektor bobot yang menghubungkan setiap *neuron* pada lapisan *input* ke *neuron* pertama pada lapisan *output*, sedangkan  $w_2$  adalah vektor bobot yang menghubungkan setiap *neuron* pada lapisan *input* ke *neuron* kedua pada lapisan *output*. Fungsi aktivasi  $F_1$  akan memetakan  $y_{in1}$  ke  $y_1=1$  apabila  $|x-w_1| < |x-w_2|$ , dan  $y_1=0$  jika sebaliknya. Pada fungsi aktivasi  $F_2$  akan memetakan  $y_{in2}$  ke  $y_2=1$  apabila  $|x-w_2| < |x-w_1|$ , dan  $y_2=0$  jika sebaliknya [5].



**Gambar 2.** Contoh Arsitektur Jaringan LVQ

## 2.7 Algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ)

Di dalam metode LVQ ini terdapat dua tahapan yang dilakukan untuk mendapatkan hasil yang diinginkan. Tahapan tersebut terdiri dari tahap pelatihan dan juga tahap pengujian. Tahap pelatihan pada metode LVQ ini dapat dituliskan dalam bentuk algoritma sebagai berikut [Kusumadewi, Sri. 2004] :

1. Tetapkan :
  - a. Bobot awal variabel *input* ke- $j$  menuju ke kelas (cluster) ke- $i$  ( $W_{ij}$ ), dengan  $i = 1, 2, \dots, k$ ; dan  $j = 1, 2, \dots, m$ .
  - b. Maksimum epoch (MaxEpoch)
  - c. Parameter *learning rate* ( $\alpha$ )
  - d. Pengurangan *learning rate* (Dec  $\alpha$ )
  - e. Minimal *learning rate* yang diperbolehkan (Min  $\alpha$ )
2. Masukkan :
  - a. Data *input* ( $X_{ij}$ ); dengan  $i = 1, 2, \dots, n$  dan  $j = 1, 2, \dots, m$

- b. Target berupa kelas ( $T_k$ ); dengan  $k = 1, 2, \dots, n$
  3. Tetapkan kondisi awal : epoch = 0
  4. Kerjakan jika : (epoch  $\leq$  MaxEpoch) dan ( $\alpha \geq$  Min  $\alpha$ )
    - a. Epoch = epoch + 1;
    - b. Kerjakan untuk  $i = 1$  sampai  $n$ 
      - i. Tentukan  $j$  sedemikian hingga  $|X_i - W_j|$  minimum; dengan nilai  $j = 1, 2, \dots, k$
      - ii. Perbaiki  $W_j$  dengan ketentuan :  
Jika  $T = C_j$  maka  $W_j = W_j + \alpha (X_i - W_j)$   
Jika  $T \neq C_j$  maka  $W_j = W_j - \alpha (X_i - W_j)$
  - c. Kurangi nilai  $\alpha$  (pengurangan  $\alpha$  bisa dilakukan dengan :  $\alpha = \alpha - \text{Dec } \alpha$ ; atau dengan cara  $\alpha = \alpha * \text{Dec } \alpha$ )

Setelah dilakukan pelatihan, maka akan diperoleh bobot-bobot akhir ( $W$ ). Bobot ini yang nantinya akan digunakan untuk melakukan simulasi atau pengujian. Tahap selanjutnya adalah tahap pengujian, algoritma tahap pengujian dapat dituliskan dalam bentuk algoritma sebagai berikut [[Kusumadewi, Sri. 2004] :

1. Masukkan data yang akan diuji, misal :  $X_{ij}$  dengan  $i = 1, 2, \dots, np$  dan  $j = 1, 2, \dots, m$
2. Kerjakan untuk  $i = 1$  sampai  $np$ 
  - a. Tentukan  $j$  sedemikian hingga  $|X_i - W_j|$  minimum; dengan  $j = 1, 2, \dots, k$
  - b.  $j$  adalah kelas untuk  $X_i$

## 2.8 Pelatihan dan Pengujian LVQ

Pada proses awal pengenalan, *vektor input* akan mengalami proses pelatihan yang dilakukan melalui beberapa epoch sampai batas epoch maksimal tercapai. LVQ melakukan pelatihan pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasi *vektor-vektor input*. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor input dengan vektor bobot dari masing-masing kelas dan vektor input akan masuk ke dalam kelas yang memiliki jarak terdekat. Algoritma pembelajaran pada LVQ bertujuan mencari nilai bobot yang sesuai untuk mengelompokkan *vektor-vektor input* ke dalam kelas yang sesuai dengan yang telah diinisialisasikan pada saat pembentukan jaringan LVQ.

Parameter-parameter yang digunakan pada metode LVQ adalah sebagai berikut [Kusumadewi, Sri. 2004] :

1. Alfa (*learning rate*)  
Alfa didefinisikan sebagai tingkat pelatihan. Jika alfa terlalu besar, maka algoritma akan menjadi tidak stabil. Sebaliknya jika alfa terlalu besar, maka prosesnya akan terlalu lama. Nilai alfa adalah  $0 < \alpha < 1$ .
2. DecAlfa (penurunan *learning rate*)  
DecAlfa merupakan penurunan tingkat pelatihan.

### 3. MinAlfa (minimum *learning rate*)

MinAlfa merupakan minimal nilai tingkat pelatihan yang masih diperbolehkan.

### 4. MaxEpoch (maksimum epoch)

MaxEpoch merupakan jumlah epoch atau iterasi yang boleh dilakukan selama pelatihan. Iterasi akan dihentikan jika nilai epoch melebihi nilai epoch maksimal.

Setelah dilakukan pelatihan, maka akan diperoleh bobot-bobot akhir (W). Bobot-bobot ini selanjutnya digunakan untuk melakukan simulasi atau pengujian.

## 2 HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembuatan perangkat lunak sistem klasifikasi mutu buah *Garcinia Mangostana* L. ini menggunakan *software* MATLAB versi 7.7.0.471 (R2008b). Di dalam perangkat lunak tersebut terdapat nilai bobot awal, nilai bobot lapisan serta nilai bobot akhir. Semua nilai bobot didapatkan secara acak yang ditentukan oleh perangkat lunak MATLAB. Nilai bobot akhir akan selalu berbeda setiap kali membentuk jaringan LVQ. Nilai bobot merupakan salah satu parameter penting yang harus ada dalam metode ini. Terdapat dua proses dalam metode LVQ, proses yang pertama adalah proses pelatihan dan proses kedua adalah proses pengujian.

### 2.1 Pelatihan

Parameter-parameter yang telah diatur digunakan dalam proses pelatihan jaringan LVQ. Perintah *newlvq* yang terdapat di dalam MATLAB digunakan untuk membangun jaringan LVQ. Jaringan LVQ yang terbentuk akan secara otomatis belajar mengelompokkan data input ke dalam kelas-kelas tertentu dengan menggunakan perintah di dalam MATLAB. Pelatihan akan berhenti ketika salah satu syarat untuk penghentian proses pembentukan jaringan terpenuhi. Syarat yang menjadi penentu berhentinya proses pembentukan jaringan LVQ antara lain, tercapainya jumlah *epoch* atau iterasi maksimum serta nilai *learning rate* ( $\alpha$ ) yang lebih kecil dari nilai minimum *learning rate* (Min  $\alpha$ ).

Proses pelatihan berhenti pada nilai *goal* yang berada di bawah nilai *goal* yang sudah ditetapkan atau pada iterasi ke 1856. Waktu yang diperlukan ketika proses pelatihan jaringan LVQ telah mencapai iterasi maksimum adalah 439 detik. Pada gambar 3 menunjukkan hasil pelatihan yang didapatkan dari proses pelatihan jaringan LVQ. Berdasarkan gambar tersebut dapat terlihat bahwa akurasi dari jaringan LVQ ini adalah 66,7 %. Hal ini menunjukkan bahwa jaringan yang terbentuk sudah cukup baik dalam melakukan pembelajaran terhadap data *input* yang diberikan.



Gambar 3. Hasil Pelatihan Jaringan LVQ

Nilai akurasi dari proses pelatihan didapatkan dengan menggunakan perhitungan sebagai berikut :

$$\text{Akurasi} = \frac{40}{60} \times 100\% = 66,7\%$$

### 2.2 Pengujian

Proses pengujian jaringan LVQ dilakukan setelah proses pelatihan telah selesai dilaksanakan. Struktur jaringan LVQ yang digunakan pada proses pengujian adalah struktur jaringan yang sama dengan proses pelatihan. Dengan menggunakan struktur jaringan LVQ yang digunakan pada proses pelatihan diharapkan hasil untuk proses pengujian mendapatkan hasil yang maksimal. Terdapat perbedaan nilai bobot awal yang digunakan pada proses pengujian dengan nilai bobot awal pada proses pelatihan. Pada proses pelatihan, nilai bobot awal ditentukan secara acak oleh MATLAB. Nilai bobot akhir yang dihasilkan dari proses pelatihan yang akan digunakan sebagai nilai bobot awal pada proses pengujian. Hasil pengujian yang pertama didapatkan dari jaringan LVQ pada proses pelatihan pertama. Pada tabel 2 menunjukkan hasil dari pengujian jaringan LVQ yang telah diuji setelah proses pelatihan. Pada proses pengujian pertama, data latih dan data uji adalah sama.

Tabel 2 Hasil Pengujian 1 Jaringan LVQ

Data ke-	Target	Output
1	1	2
2	1	1
3	1	1
4	1	1
5	1	1
6	1	1
7	1	1
8	1	1
9	1	1
10	1	1
11	2	1
12	2	2
13	2	1
14	2	1
15	2	1
16	2	3

17	2	1
18	2	1
19	2	1
20	2	1
21	3	2
22	3	3
23	3	1
24	3	2
25	3	3
26	3	2
27	3	1
28	3	2
29	3	2
30	3	1
31	2	2
32	2	2
33	2	1
34	2	3
35	2	3
36	2	2
37	2	2
38	2	2
39	2	2
40	2	1
41	3	1
42	3	2
43	3	1
44	3	3
45	3	3
46	3	2
47	3	1
48	3	2
49	3	3
50	3	3
51	3	3
52	3	3
53	3	3
54	3	3
55	3	1
56	3	2
57	3	3
58	3	3
59	3	3
60	3	3

Hasil proses pengujian pertama jaringan LVQ mendapatkan data yang sesuai dengan target sebanyak 40 buah data. Besar akurasi dari proses pengujian pertama didapatkan dengan menggunakan perhitungan sebagai berikut :

$$\text{Akurasi} = \frac{40}{60} \times 100\% = 66,7\%$$

Akurasi untuk setiap kelas dapat diketahui menggunakan perhitungan sebagai berikut :

1. Akurasi mutu super =  $\frac{17}{20} \times 100\% = 85\%$
2. Akurasi mutu 1 =  $\frac{11}{20} \times 100\% = 55\%$
3. Akurasi mutu 2 =  $\frac{12}{20} \times 100\% = 60\%$

Pada tabel 3 tertera hasil proses pengujian dalam penelitian ini akan dilakukan sebanyak 3 kali, yang mana akan dilihat perbedaan antara pengujian 1, pengujian 2 dan juga pengujian 3. Struktur jaringan LVQ yang digunakan sama untuk setiap pengujian. Data *input* yang akan diberikan pada pengujian 2 dan pengujian 3 akan mengalami perubahan yang dapat dijelaskan sebagai berikut :

1. Data yang digunakan pada pengujian kedua merupakan data pengujian yang berbeda yang terdiri dari 10 buah data untuk setiap kelas.
2. Data yang digunakan pada pengujian ketiga merupakan data pengujian yang bukan merupakan citra buah manggis yang terdiri dari 30 buah data untuk semua kelas.

**Tabel 3 Hasil Pengujian 2 Jaringan LVQ**

Data ke-	Target	Output
1	1	3
2	1	2
3	1	2
4	1	1
5	1	1
6	1	1
7	1	2
8	1	2
9	1	3
10	1	3
11	2	2
12	2	2
13	2	2
14	2	3
15	2	3
16	2	2
17	2	2
18	2	2
19	2	2
20	2	2
21	3	3
22	3	3
23	3	3
24	3	3
25	3	3
26	3	2
27	3	3
28	3	3
29	3	1
30	3	3

Data pengujian kedua yang sesuai dengan target yang diinginkan didapatkan sebanyak 19 buah data. Besar akurasi dari hasil pengujian kedua didapatkan dengan menggunakan perhitungan sebagai berikut :

$$\text{Akurasi} = \frac{19}{30} \times 100\% = 63,3\%$$

Akurasi untuk setiap kelas dapat diketahui menggunakan perhitungan sebagai berikut :

1. Akurasi mutu super =  $\frac{3}{10} \times 100\% = 30\%$
2. Akurasi mutu 1 =  $\frac{8}{10} \times 100\% = 80\%$
3. Akurasi mutu 2 =  $\frac{8}{10} \times 100\% = 80\%$

**Tabel 4 Hasil Pengujian 3 Jaringan LVQ**

Data ke-	Target	Output
1	1	1
2	1	3
3	1	3
4	1	1
5	1	1
6	1	2
7	1	1
8	1	1
9	1	1
10	1	1
11	2	2
12	2	3
13	2	3
14	2	3
15	2	3
16	2	2
17	2	3
18	2	3
19	2	3
20	2	1
21	3	1
22	3	1
23	3	2
24	3	1
25	3	1
26	3	3
27	3	3
28	3	3
29	3	3
30	3	1

Pada tabel 4, Data pengujian kedua yang sesuai dengan target yang diinginkan didapatkan sebanyak 13 buah data. Besar akurasi dari hasil pengujian kedua didapatkan dengan menggunakan perhitungan sebagai berikut :

$$\text{Akurasi} = \frac{13}{30} \times 100\% = 43,3\%$$

Akurasi untuk setiap kelas dapat diketahui menggunakan perhitungan sebagai berikut :

1. Akurasi mutu super =  $\frac{7}{10} \times 100\% = 70\%$
2. Akurasi mutu 1 =  $\frac{2}{10} \times 100\% = 20\%$
3. Akurasi mutu 2 =  $\frac{4}{10} \times 100\% = 40\%$

Pada tabel 5 menunjukkan hasil klasifikasi dengan menggunakan metode LVQ. Hasil klasifikasi ini didapatkan dari hasil pengujian dengan LVQ.

**Tabel 5 Hasil Klasifikasi Untuk Setiap Kelas**

	Mutu Super (%)	Mutu 1 (%)	Mutu 2 (%)
Pengujian 1	85	55	60
Pengujian 2	30	80	80
Pengujian 3	70	20	40

Berdasarkan hasil yang ditunjukkan pada Tabel 5 dapat dilihat bahwa jaringan LVQ yang dibentuk tidak dapat melakukan klasifikasi secara optimal. Hal ini sangat dipengaruhi oleh penggunaan nilai parameter yang ditetapkan sebelum membangun jaringan LVQ serta vektor bobot yang digunakan sebagai acuan ketika jaringan LVQ belajar secara otomatis dalam melakukan klasifikasi. Pada pengujian 3, terdapat beberapa data yang terklasifikasi secara benar walaupun data yang dimasukkan ke dalam jaringan LVQ bukan merupakan representasi dari citra buah manggis. Dengan kata lain, jaringan LVQ yang terbentuk dapat juga mengklasifikasikan objek yang bukan merupakan citra buah manggis. Vektor bobot mempunyai pengaruh yang besar dalam proses klasifikasi dikarenakan setiap vektor *input* yang ada akan dihitung jaraknya terhadap vektor bobot. Jika vektor *input* memiliki jarak yang dekat dengan vektor bobot maka *input* tersebut masuk ke dalam kelas yang diwakili oleh vektor bobot.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan yaitu dengan mengklasifikasi kualitas buah *Garcinia Mangostana* L. menggunakan metode *Learning Vector Quantization* maka dapat diambil kesimpulan yaitu Hasil klasifikasi kualitas buah *Garcinia Mangostana* L. yang terdiri atas 3 kelas mempunyai akurasi antara lain pengujian 1 mutu super sebesar 85 %, mutu 1 sebesar 55 %, dan mutu 2 sebesar 60 %; pengujian 2 mutu super sebesar 30 %, mutu 1 sebesar 80 %, dan mutu 2 sebesar 80 %; pengujian 3 mutu super sebesar 70 %, mutu 1 sebesar 20 %, dan mutu 2 sebesar 40 %.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abdul Kadir dan Adhi Susanto. 2013. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Aini, Een Qurota. Dkk. 2014. *Klasifikasi Daun Tanaman Theobroma Cacao L. Menggunakan Metode Multilayer Perceptron*. Universitas Sultan Ageng Tirtayasa.
- Amelia, Lia. 2012. *Perbandingan Metode Roberts dan Sobel dalam Mendeteksi Tepi Suatu Citra Digital*. Universitas Pendidikan Indonesia.
- Ivan. 2009. *Kajian Alokasi Bauran Pemasaran Manggis (Garcinia Mangostana Linn) Pada PT. Agroindo Usaha Jaya, Jakarta*. Institut Pertanian Bogor.
- Kusumadewi, Sri. 2004. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab & Excel Link*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Miryanti, Y. I. P. Arry. Dkk. 2011. *Ekstraksi Antioksidan dari Kulit Buah Manggis (Garcinia Mangostana L.)*. Universitas Katolik Parahyangan.
- Nurul Hidayati dan Budi Warsito. 2010. *Prediksi Terjangkitnya Penyakit Jantung dengan Metode Learning Vector Quantization*. Universitas Diponegoro.
- Putri, Novia R. 2012. *Learning Vector Quantization dengan Logika Fuzzy untuk Pengenalan Wajah Berspektrum Cahaya Tampak dengan Variasi Cahaya*. Universitas Indonesia.

## Biodata Penulis

**Endi Permata**, memperoleh gelar Sarjana Teknik Elektro (S.T), Jurusan Teknik Elektro Universitas Sultan Ageng Tirtayasa Banten, lulus tahun 2003. Memperoleh gelar Magister Teknik (M.T) Program Pasca Sarjana Magister Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, lulus tahun 2013. Saat ini menjadi Dosen di Universitas Sultan Ageng Tirtayasa Banten.

**Andri Suherman**, memperoleh gelar Sarjana Sains (S.Si), dari Universitas Gadjah Mada Yogyakarta, lulus tahun 1985. Memperoleh gelar Magister Sains (M.Si) Program Pasca Sarjana Universitas Indonesia Jakarta, lulus tahun 2006. Saat ini menjadi Dosen Universitas Sultan Ageng Tirtayasa Banten.