

# Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Tekstur Tulang Daun Menggunakan Metode Learning Vector Quantization (LVQ)

Valian Yoga Pudya Ardhana\*, Joni Saputra, M. Afriansyah

Fakultas Sains dan Teknologi, Teknologi Informasi, Universitas Qamarul Huda Badaruddin, Lombok Tengah, Indonesia

Email: <sup>1</sup>valianypa81@gmail.com, <sup>2</sup>Saputrajoni798@gmail.com, <sup>3</sup>mafriansyah7901@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: valianypa81@gmail.com

Submitted: 25/10/2022; Accepted: 29/11/2022; Published: 30/11/2022

**Abstrak**—Tanaman mangga merupakan tanaman buah yang potensial dikembangkan karena mempunyai tingkat keragaman genetik yang tinggi. Mangga memiliki variasi dalam hal bentuk, ukuran dan warna buah, yang menunjukkan keragaman genetik yang cukup luas. Dari banyaknya keragaman genetik dan jenis masyarakat masih banyak yang belum bisa membedakannya. Penelitian ini membangun aplikasi untuk membedakan jenis mangga berdasarkan struktur tulang daun dimana proses ekstraksi ciri menggunakan metode Learning Vector Quantization (LVQ). Kemudian melakukan penggabungan untuk menghasilkan vektor ciri yang spesifik, selanjutnya dilakukan perhitungan klasifikasi dengan menggunakan metode Euclidean Distance untuk mengenali jenis buah mangga. Hasil penelitian dengan jumlah data training sebanyak 6 citra dan data testing sebanyak 15 di peroleh akurasi sistem dengan hasil perhitungan didapatkan cluster yang tersisa adalah cluster 3 dengan nilai centroid  $R = 151,67$   $G = 145$  dan  $B = 153,33$ . Dari hasil ujicoba dengan 2 skenario dihasilkan untuk jenis mangga golek mempunyai nilai rendah yaitu 50 dan 60 di karenakan jenis mangga golek mempunyai kecerahan yang kurang tinggi di antara 2 jenis mangga lainnya.

**Kata Kunci:** Learning Vector Quantization; Ekstraksi; Jarak Euclidean; Jaringan Syaraf Tiruan; Mangga

**Abstract**—Mango is a fruit plants that has the potential to be developed because it has a high level of genetic diversity. Mangoes vary in shape, size and color of the fruit, indicating a fairly wide genetic diversity. Of the many genetic diversity and types of society, there are still many who cannot distinguish them. This study builds an application to distinguish mango species based on the leaf bone structure where the feature extraction process uses the Learning Vector Quantization (LVQ) method. Then do the merging to produce a specific feature vector, then the classification calculation is carried out using the Euclidean Distance method to identify the type of mango fruit. The results of the study with the amount of training data as many as 6 images and testing data as much as 15 obtained system accuracy, with the calculation results, the remaining clusters are cluster 3 with a centroid value of  $R = 151.67$   $G = 145$  and  $B = 153.33$ . From the test results with 2 scenarios, the mango golek type has low values, namely 50 and 60 because the mango golek type has less brightness than the other 2 types of mango.

**Keywords:** Learning Vector Quantization; Extraction; Euclidean Distance; Artificial Neural Network; Mango

## 1. PENDAHULUAN

Tanaman mangga merupakan tanaman buah yang potensial dikembangkan karena mempunyai tingkat keragaman genetik yang tinggi [1]. Mangga memiliki variasi dalam hal bentuk, struktur tulang daun, ukuran dan warna buah, yang menunjukkan keragaman *genetik* yang cukup luas. Dari banyaknya keragaman genetik dan jenis masyarakat masih banyak yang belum bisa membedakannya [2]. Mangga termasuk dalam marga *Mangifera*, yang terdiri dari 35-40 anggota, dan suku *Anacardiaceae*. Nama ilmiahnya adalah *Mangifera indica*. Pohon mangga termasuk tumbuhan tingkat tinggi yang struktur batangnya termasuk kelompok *arboreus*, yaitu tumbuhan berkayu yang mempunyai tinggi batang lebih dari 5 m, bahkan mencapai tinggi 10-50 m [3].

Seiring dengan makin berkembangnya ilmu pengetahuan dan teknologi yang semakin pesat saat ini. Dari komputer sudah banyak diterapkan dalam berbagai bidang kehidupan, sehingga komputer menjadi alat bantu yang handal bagi manusia baik dalam segi *hardware* (perangkat keras) maupun dalam segi *software* (perangkat lunak). [4]. Salah satu teknologi yang terbentuk dari perkembangan *software* adalah teknologi pengolahan citra. Teknologi ini sering digunakan untuk pengembangan riset dan aplikasi. Oleh sebab itu banyak metode dan algoritma yang diciptakan untuk membantu para peneliti dalam menganalisa suatu obyek citra maupun media. Citra sendiri adalah suatu representasi(gambaran), kemiripan, atau imitasi dari suatu objek. Citra terbagi 2 yaitu citra yang bersifat analog dan citra yang bersifat digital. Citra analog adalah citra yang bersifat *continue* sedangkan citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer. Dalam pengolahan citra ada beberapa proses atau tahap yang bisa dilakukan untuk mengetahui karakteristik pada suatu citra yang meliputi preprocessing, segmentasi, filtering, ekstraksi, klasifikasi, dan lain sebagainya [5].

Selain pengolahan citra, berkembang juga teknologi kecerdasan buatan. Ada beberapa metode kecerdasan buatan yang digunakan seperti Fuzzy, Finite State Machine(FSM), Ant Colony, Bee Colony, Algoritma Genetika, dan juga Jaringan Saraf Tiruan (JST). JST adalah metode yang memiliki kemampuan untuk belajar dan adaptasi [6]. Kinerjanya seperti kinerja pada otak makhluk hidup yang mampu menyimpan, belajar, dan mengambil pengetahuan yang telah tersimpan dalam sel neuron atau saraf. JST sendiri memiliki banyak jenis metode seperti Single Perceptron, Multi Perceptron, Backpropagation, dan Learning Vector Quantization (LVQ) [7]. Jaringan Syaraf Tiruan terawasi (supervised) seperti LVQ (Learning Vector Quantization) adalah suatu metode klasifikasi pola yang masing-masing unit output mewakili kategori atau kelompok tertentu. Pemrosesan yang terjadi pada setiap neuron adalah mencari jarak terdekat antara suatu vector masukan ke bobot yang bersangkutan [8].

Berdasarkan uraian tersebut di atas, diperlukan sebuah sistem untuk menentukan jenis buah mangga dengan mengambil sampel buah mangga dan diambil nilai *RGB* untuk diklasifikasikan dan dihitung menggunakan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*. *Learning Vector Quantization (LVQ)* merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang keluarannya merepresentasikan kategori tertentu berdasarkan kedekatan antara bobot vektor dengan vektor masukan [9]. Metode ini akan menghitung jarak antara bobot awal dengan data pelatihan, sehingga pada akhir iterasi akan ditemukan hasil akhir tiap kelas/data. Dimana proses training akan dilakukan terlebih dahulu untuk vektor input yang diberikan. Selain itu *LVQ* juga cocok digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan data yang berjumlah besar melalui penghilangan noise untuk mempercepat proses prediksi [10]. Dalam proses pencocokan atau dalam sistem ini dipakai untuk proses pencarian, maka sistem akan mencari jarak terpendek antara data *input* baru buah mangga dengan bobot akhir tiap kelas. Kemudian akan dianalisis mengenai keberhasilan sistem dalam mengenali pola buah mangga yang baru diinputkan, serta hubungannya dengan banyaknya *epoch* yang digunakan serta banyaknya waktu yang diperlukan. *LVQ* memiliki bobot tertentu yang diperoleh pada waktu pembelajaran. Bobot ini digunakan untuk pengenalan *karakter* atau angka. Pengenalan dilakukan dengan membandingkan dua *vektor*. Jarak dari kedua *vektor* akan menentukan *skor*. Tingkat kemiripan ditentukan oleh skor diperoleh. Semakin kecil nilai *skor* maka kedua *vektor* tersebut semakin mirip. Perhitungan jarak ini menggunakan jarak Euclidean. Jarak Euclidean yaitu metode untuk memperkirakan jarak antara dua lokasi pada ruang Euclidean yang mengeksplorasi hubungan antara sudut dan jarak [11]. Dalam matematika, jarak Euclidean untuk mengukur dua titik dalam satu dimensi, menghasilkan hasil yang mirip dengan perhitungan Pythagoras [12]. Euclidean Distance juga merupakan fungsi heuristik berdasarkan jarak langsung bebas hambatan yang digunakan dalam menghitung panjang garis diagonal dalam segitiga [13]

Beberapa penelitian sebelumnya, metode *Learning Vector Quantization (LVQ)* lebih banyak digunakan untuk prediksi atau klasifikasi penyakit seperti [14] yang memprediksi penyakit tuberkulosis paru dengan klasifikasi yang dilakukan menggunakan 100 data yang terdiri dari 80 data pelatihan dan 20 data pengujian yang menunjukkan seluruh data yang diuji benar. Kemudian [15] mendiagnosa penyakit gangguan lambung dengan hasil pengujian yang dilakukan, akurasi deteksi penyakit gangguan lambung mencapai 0,714286 %. [16] melakukan diagnosa penyakit saluran pernafasan dengan data yang digunakan sebanyak 109 data, 60 data untuk pelatihan dan 49 data untuk pengujian. Dari beberapa pengujiannya menunjukkan bahwa laju pelatihan = 0,1 dan reduksi laju pelatihan = 0,00001 menghasilkan nilai diagnosa terbaik. [17] menggunakan *Learning Vector Quantization (LVQ)* untuk mengklasifikasikan tenaga ahli IT di suatu perusahaan. Penggunaan aplikasi klasifikasi ini memudahkan pihak perusahaan untuk melakukan seleksi. Metode *Learning Vector Quantization (LVQ)* juga digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit ISPA seperti yang dilakukan [18] dan hasil pengujian menunjukkan bahwa *learning rate* ( $\hat{1}\pm$ )=0.02, *error goal* =0.01, iterasi maksimum 20, perbandingan data latih dan data uji sebesar 80:20 menghasilkan nilai diagnosis terbaik dengan rata-rata akurasi mencapai 96.5% dan akurasi tertinggi sebesar 100%. [19] mendeteksi penyalahgunaan narkoba menggunakan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*, diperoleh tingkat akurasi terbaik sebesar 86.7 % pada skema pembagian data 70/30 dengan laju pembelajaran = 0.001 dan = 0.005.

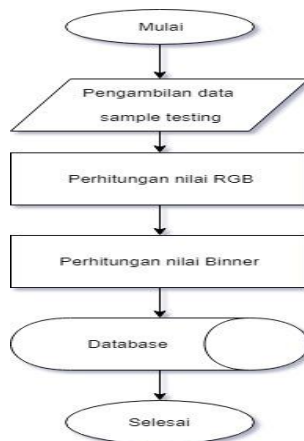
Hasil penelitian ini diharapkan dapat digunakan untuk meng-klasifikasikan jenis mangga berdasarkan tekstur tulang daun dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

#### 2.1.1 Diagram Alir Data Training

Pada Gambar 1 ditunjukkan diagram alir yang digunakan untuk pengolahan data training.



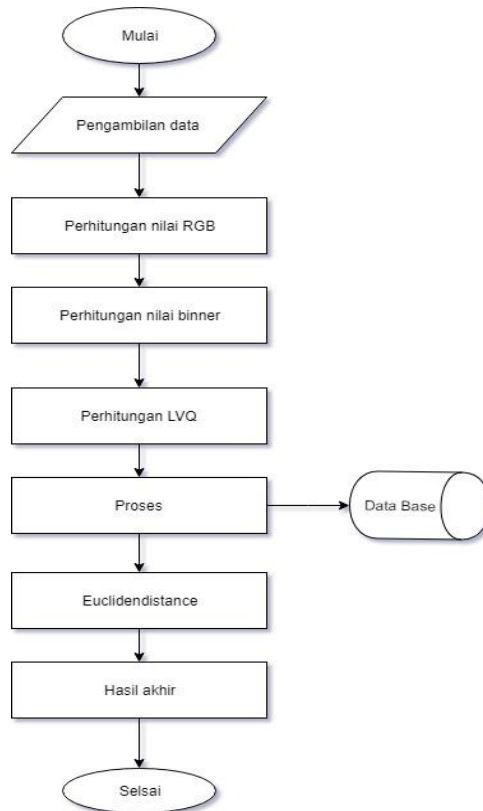
Gambar 1. Diagram alir sistem data training

Keterangan:

1. Pengambilan sample training. Sampel training yang diambil adalah jenis daun mangga madu, mangga golek, dan mangga manalagi.
2. Pengambilan nilai RGB. Proses pengambilan nilai RGB/ grayscale pada sampel training.
3. Pengambilan nilai Binner. Proses pengambilan nilai Binner pada sampel training.
4. Perhitungan metode LVQ. Digunakan dalam perhitungan nilai RGB sehingga bobotnya bisa terupdate.
5. Data base. Digunakan untuk menyimpan data.

### 2.1.2 Diagram Air Data testing

Gambar 2 menunjukkan diagram alir yang digunakan untuk pengolahan data testing.



**Gambar 2.** Diagram alir sistem data testing

Keterangan:

1. Pengambilan sample training. Sampel training yang diambil adalah jenis daun mangga madu, mangga manalagi, mangga madu, mangga golek.
2. Pengambilan nilai RGB. Proses pengambilan nilai RGB/ grayscale pada sampel training.
3. Pengambilan nilai Binner. Proses pengambilan nilai Binner pada sampel training.
4. Perhitungan metode LVQ. Digunakan dalam perhitungan nilai RGB sehingga bobotnya bisa terupdate.
5. Data base. Digunakan untuk menyimpan data.
6. Metode Euclidean distance. Digunakan untuk mencari nilai kedekatan antara data training dan data testing
7. Hasil akhir. Hasil identifikasi yang akan ditampilkan oleh program adalah nama jenis buah dari data testing yang dimasukkan.

## 2.2 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini data diambil menggunakan kamera DSLR Canon EOS 800D dengan waktu serta kondisi yang sama. Terdapat 21 citra daun yang terdapat 7 citra daun mangga madu, 7 citra daun mangga golek, dan 7 citra daun mangga manalagi, kemudian akan di lakukan pemilihan secara acak agar dapat menentukan citra yang akan di gunakan sebagai data tranning dan testing, pada penelitian ini terdapat 6 citra untuk data traning dan 15 citra untuk data testing.

### 2.2.1 Proses Training

Dalam proses pembelajaran, dilakukan sejumlah langkah sebagai berikut:

1. Ekstraksi warna untuk memperoleh nilai RGB dari pixel-pixel yang ada pada gambar. Misalkan terdapat gambar daun mangga, sampel yang diambil ada tiga gambar daun mangga dengan bentuk dan ukuran yang

berbeda. Setelah diekstraksi gambar-gambar daun mangga tersebut, maka akan menghasilkan nilai RGB masing-masing pixel pada gambar daun mangga tersebut. Misalkan gambar daun mangga berukuran pixel 4 x 3,

**Tabel 1.** Tabel dengan pixel 4x3

1	2	3
4	5	6
7	8	9
10	11	12

Yang akan menghasilkan RGB masing-masing pixel sebagai berikut:

**Tabel 2.** Tabel RGB pixel

Pixel	R	G	B
1	44	39	43
2	135	124	128
3	183	174	177
4	188	182	184
5	191	189	190
6	195	193	196
7	196	194	197
8	196	194	197
9	194	193	198
10	191	192	196
11	160	156	170
12	160	155	162

Pada penelitian ini menggunakan metode 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. Algoritmanya adalah sebagai berikut:

1. Tentukan maksimum epoch (banyaknya proses pelatihan yang akan diulangi), eps (error minimum yang diharapkan) dan nilai alpha.
2. Hasil ekstraksi ciri pertama dari masing-masing pola digunakan sebagai data awal (inisialisasi). Data inisialisasi ini akan 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 polasaat ini dengan masing-masing bobot. Dihitung jarak hasil ekstraksi ciri pola pertama dengan setiap bobot.

4). Bila nomor kelas pada bobot yang memiliki jarak terkecil sama dengan nilai nomor urut (T) pola, maka hitung:

$$w_j (\text{baru}) = w_j (\text{lama}) + (x - (\text{lama})) \tag{1}$$

5). Bila tidak, maka hitung:

$$w_j (\text{baru}) = w_j (\text{lama}) - (x - (\text{lama})) \tag{2}$$

Kurangi nilai Alpha:

$$\alpha = \alpha - (0,1 * \alpha) \tag{3}$$

5. Simpan bobot hasil pelatihan (w)

Pada penelitian ini juga menggunakan metode Euclidean Distance adalah matriks yang sering digunakan untuk menghitung kesamaan antar vektor. Jarak euclidean menghitung akar dari kuadrat perbedaan antar vektor (root of square differences between vector). Hasil perhitungan euclidean distance ini akan memperlihatkan seberapa besar tingkat kesamaan antara citra uji dan citra sampel, semakin kecil nilai dari euclidean distance (mendekati nilai nol), maka tingkat kemiripan (similarity) citra semakin baik sebagai berikut:

- a. Inisialisasi jumlah cluster yang ingin dibentuk sebanyak 3, yang merepresentasikan buah, bayangan dari buah dan latar belakang (background). Tujuan dari penentuan jumlah cluster adalah untuk menentukan jumlah pusat cluster yang akan dibangkitkan.
- b. Random nilai RGB dari 3 centroid (titik pusat cluster) awal berdasarkan jangkauan (range) nilai minimum dan maksimum RGB dari pixel-pixel adalah :
  - R = 44 s/d 196
  - G = 39 s/d 194
  - B = 43 s/d 198

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Perhitungan RGB

Diperoleh nilai centroid / pusat cluster dari masing-masing cluster daun mangga seperti pada Tabel 3, Tabel 4, dan Tabel 5.

1. Nilai RGB centroid (titik pusat cluster) daun mangga manalagi

**Tabel 3.** Tabel RGB centroid daun mangga manalagi

R	G	B
67	23	22
50	21	24
65	17	16

2. Nilai RGB centroid (titik pusat cluster) daun mangga madu.

**Tabel 4.** Tabel RGB centroid daun mangga madu

R	G	B
132	66	22
130	61	16
132	61	19

3. Nilai centroid (titik pusat cluster) daun mangga Golek.

**Tabel 5.** Tabel RGB centroid daun mangga Golek

R	G	B
47	52	17
44	47	21
38	41	14

Nilai rata-rata centroid tiap daun mangga, disebut nilai grand centroid. Semakin banyak training yang dilakukan pada 1 jenis daun buah mangga, akan semakin baik representasi nilai grand centroid terhadap buah tersebut. Jarak nilai RGB setiap pixel terhadap masing-masing centroid / pusat cluster yaitu :

Jarak RGB pixel pertama dengan pusat cluster :

$$c(1,1) = \sqrt{(44 - 44)^2 + (39 - 39)^2 + (43 - 43)^2} = 0$$

$$c(1,2) = \sqrt{(44 - 196)^2 + (39 - 194)^2 + (43 - 197)^2} = 266,17$$

$$c(1,3) = \sqrt{(44 - 160)^2 + (39 - 156)^2 + (43 - 170)^2} = 208,02$$

Jarak RGB pixel ke-2 dengan pusat cluster :

$$c(2,1) = \sqrt{(135 - 44)^2 + (124 - 39)^2 + (128 - 43)^2} = 150,77$$

$$c(2,2) = \sqrt{(135 - 196)^2 + (124 - 194)^2 + (128 - 197)^2} = 115,68$$

$$c(2,3) = \sqrt{(135 - 160)^2 + (124 - 156)^2 + (128 - 170)^2} = 58,42$$

Jarak RGB pixel ke-3 dengan pusat cluster :

$$c(3,1) = \sqrt{(183 - 44)^2 + (174 - 39)^2 + (177 - 43)^2} = 235,5$$

$$c(3,2) = \sqrt{(183 - 196)^2 + (174 - 194)^2 + (177 - 197)^2} = 26,7$$

$$c(3,3) = \sqrt{(183 - 160)^2 + (174 - 156)^2 + (177 - 170)^2} = 30,03$$

Jarak RGB pixel ke-4 dengan pusat cluster :

$$c(4,1) = \sqrt{(188 - 44)^2 + (182 - 39)^2 + (184 - 43)^2} = 247,12$$

$$c(4,2) = \sqrt{(188 - 196)^2 + (182 - 194)^2 + (184 - 197)^2} = 19,42$$

$$c(4,3) = \sqrt{(188 - 160)^2 + (182 - 156)^2 + (184 - 170)^2} = 40,69$$

Jarak RGB pixel ke-5 dengan pusat cluster :

$$c(5,1) = \sqrt{(191 - 44)^2 + (189 - 39)^2 + (190 - 43)^2} = 256,35$$

$$c(5,2) = \sqrt{(191 - 196)^2 + (189 - 194)^2 + (190 - 197)^2} = 9,95$$

$$c(5,3) = \sqrt{(191 - 160)^2 + (189 - 156)^2 + (190 - 170)^2} = 49,5$$

Jarak RGB pixel ke-6 dengan pusat cluster :

$$c(6,1) = \sqrt{(195 - 44)^2 + (193 - 39)^2 + (196 - 43)^2} = 264,43$$

$$c(6,2) = \sqrt{(195 - 196)^2 + (193 - 194)^2 + (196 - 197)^2} = 1,73$$

$$c(6,3) = \sqrt{(195 - 160)^2 + (193 - 156)^2 + (196 - 170)^2} = 57,18$$

Jarak RGB pixel ke-7 dengan pusat cluster :

$$c(7,1) = \sqrt{(196 - 44)^2 + (194 - 39)^2 + (197 - 43)^2} = 266,17$$

$$c(7,2) = \sqrt{(196 - 196)^2 + (194 - 194)^2 + (197 - 197)^2} = 0$$

$$c(7,3) = \sqrt{(196 - 160)^2 + (194 - 156)^2 + (197 - 170)^2} = 58,9$$

Jarak RGB pixel ke-8 dengan pusat cluster :

$$c(8,1) = \sqrt{(196 - 44)^2 + (194 - 39)^2 + (197 - 43)^2} = 266,17$$

$$c(8,2) = \sqrt{(196 - 196)^2 + (194 - 194)^2 + (197 - 197)^2} = 0$$

$$c(8,3) = \sqrt{(196 - 160)^2 + (194 - 156)^2 + (197 - 170)^2} = 58,9$$

Jarak RGB pixel ke-9 dengan pusat cluster :

$$c(9,1) = \sqrt{(194 - 44)^2 + (193 - 39)^2 + (198 - 43)^2} = 265,03$$

$$c(9,2) = \sqrt{(194 - 196)^2 + (193 - 194)^2 + (198 - 197)^2} = 2,45$$

$$c(9,3) = \sqrt{(194 - 160)^2 + (193 - 156)^2 + (198 - 170)^2} = 57,52$$

Jarak RGB pixel ke-10 dengan pusat cluster :

$$c(10,1) = \sqrt{(191 - 44)^2 + (192 - 39)^2 + (196 - 43)^2} = 261,58$$

$$c(10,2) = \sqrt{(191 - 196)^2 + (192 - 194)^2 + (196 - 197)^2} = 5,48$$

$$c(10,3) = \sqrt{(191 - 160)^2 + (192 - 156)^2 + (196 - 170)^2} = 54,16$$

Jarak RGB pixel ke-11 dengan pusat cluster :

$$c(11,1) = \sqrt{(160 - 44)^2 + (156 - 39)^2 + (170 - 43)^2} = 208,02$$

$$c(11,2) = \sqrt{(160 - 196)^2 + (156 - 194)^2 + (170 - 197)^2} = 58,9$$

$$c(11,3) = \sqrt{(160 - 160)^2 + (156 - 156)^2 + (170 - 170)^2} = 0$$

Jarak RGB pixel ke-12 dengan pusat cluster :

$$c(12,1) = \sqrt{(160 - 44)^2 + (155 - 39)^2 + (162 - 43)^2} = 202,66$$

$$c(12,2) = \sqrt{(160 - 196)^2 + (155 - 194)^2 + (162 - 197)^2} = 63,58$$

$$c(12,3) = \sqrt{(160 - 160)^2 + (155 - 156)^2 + (162 - 170)^2} = 8,06$$

Berdasarkan hasil perhitungan di atas maka diperoleh data seperti yang terlihat pada Tabel 6.

**Tabel 6.** Tabel hasil perhitungan jarak

Pixel	R	G	B	C1	C2	C3
1	44	39	43	0	266,17	208,02
2	135	124	128	150,77	115,68	58,42
3	183	174	177	235,5	26,7	30,03
4	188	182	184	247,12	19,42	40,69
5	191	189	190	256,35	9,95	49,5
6	195	193	196	264,43	1,73	57,18
7	196	194	197	266,17	0	58,9
8	196	194	197	266,17	0	58,9
9	194	193	198	265,03	2,45	57,52
10	191	192	196	261,58	5,48	54,16

Pixel	R	G	B	C1	C2	C3
11	160	156	170	208,02	58,9	0
12	160	155	162	202,66	63,58	8,06

Obyek clustering dilakukan berdasarkan hasil perhitungan di atas, dimana setiap pixel menjadi anggota suatu cluster yang Euclidean distance dari nilai RGB pixel tersebut terhadap centroid-nya minimum.

**Tabel 7.** Tabel RGB *Centroid Cluster*

Pixel	R	G	B	C1	C2	C3
1	44	39	43			
2	135	124	128			
3	183	174	177			
4	188	182	184			
5	191	189	190			
6	195	193	196			
7	196	194	197			
8	196	194	197			
9	194	193	198			
10	191	192	196			
11	160	156	170			
12	160	155	162			

Posisi pusat cluster baru berdasarkan rata-rata anggota cluster :

Untuk cluster pertama, ada 1 data yaitu data pertama, yaitu :

$$R = 44$$

$$G = 39$$

$$B = 43$$

Untuk cluster kedua, ada 8 data yaitu data ke 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, dan data ke-10, yaitu :

$$R = \frac{183+188+191+195+196+196+194+191}{8} = 191,75$$

$$G = \frac{174+182+189+193+194+194+193+192}{8} = 188,87$$

$$B = \frac{177+184+190+196+197+197+198+196}{8} = 191,87$$

Untuk cluster ketiga, ada 3 data yaitu data ke-2, 11, dan data ke-12, yaitu :

$$R = \frac{135+160+160}{3} = 151,67$$

$$G = \frac{124+156+155}{3} = 145$$

$$B = \frac{128+170+162}{3} = 153,33$$

Berdasarkan 3 centroid tersebut, eliminasi cluster bayangan dari daun mangga, yaitu cluster dengan jumlah anggota paling sedikit. Hal ini dikarenakan cluster dengan jumlah anggota kecil merepresentasikan nilai noise. Cluster bayangan yang dihapus adalah cluster 1 karena mempunyai 1 anggota.

Berdasarkan 2 sisa centroid yang ada, eliminasi latar belakang (background), yaitu cluster dengan jarak terdekat antara nilai RGB nya terhadap nilai RGB latar belakang (background) berwarna putih (255,255,255) menggunakan Euclidean distance.

Cluster 2 :

$$d = \sqrt{(255 - 191,75)^2 + (255 - 188,87)^2 + (255 - 191,87)^2} = 111,17$$

Cluster 3 :

$$d = \sqrt{(255 - 151,67)^2 + (255 - 145)^2 + (255 - 153,33)^2} = 181,97$$

Berdasarkan perhitungan di atas, cluster yang di eliminasi adalah cluster 2, karena memiliki jarak terdekat dengan RGB latar belakang. Simpan nilai centroid yang tersisa (centroid daun mangga yang dicari) beserta label namanya ke dalam basis data. Nilai label di input oleh pengguna. Cluster yang tersisa adalah cluster 3 dengan nilai centroid R = 151,67 G = 145 dan B = 153,33

### 3.2 Layout Aplikasi

Hasil pembangunan aplikasi sistem deteksi jenis manga terlihat pada Gambar 3 dan Gambar 4.



#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengolahan citra, perancangan, pembuatan, dan pengujian aplikasi identifikasi jenis buah mangga berdasarkan tekstur tulang daun didapatkan kesimpulan yaitu metode LVQ dapat digunakan untuk mengidentifikasi jenis mangga berdasarkan tekstur daun mangga. Selain itu, metode Learning Vector Quantization (LVQ) juga dapat digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri pada jenis buah mangga berdasarkan tekstur daun. Hasil dari perhitungan didapatkan cluster yang tersisa adalah cluster 3 dengan nilai centroid  $R = 151,67$   $G = 145$  dan  $B = 153,33$ . Dari hasil ujicoba dengan 2 skenario dihasilkan untuk jenis mangga golek mempunyai nilai rendah yaitu 50 dan 60 di karenakan jenis mangga golek mempunyai kecerahan yang kurang tinggi di antara 2 jenis mangga lainnya.

#### REFERENCES

- [1] D. Hidayat, "Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Bentuk dan Tekstur Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)", *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)* Volume 5 Nomor 1, Juni 2022
- [2] Sembiring, M. B., Rahmi, D., Maulina, M., Tari, V., Rahmayanti, R., & Suwardi, A. B., "Identifikasi Karakter Morfologi dan Sensoris Kultivar Mangga (*Mangifera Indica* L.) di Kecamatan Langsa Lama, Aceh, Indonesia", *Jurnal Biologi Tropis*, 20(2), 2020
- [3] Asfiani, A., Samudin, S., & Madauna, I. S., "Karakteristik Mangga (*Mangifera indica* L.) Lokal Berdasarkan Ciri Morfologi Dan Anatomi". *AGROTEKBIS : E-JURNAL ILMU PERTANIAN*, 7(5), 609 – 619, 2018
- [4] Siregar, "Statistika Terapan Untuk Perguruan Tinggi". Jakarta: Prenadamedia Group, 2015
- [5] U. Sudibyo, D. P. Kusumaningrum, "OPTIMASI ALGORITMA LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ) DALAM PENGKLASIFIKASIAN CITRA DAGING SAPI DAN DAGING BABI BERBASIS GLCM DAN HSV ", *Jurnal SIMETRIS*, Vol. 9 No. 1, 2018
- [6] A. D. Dongare, R. R. Kharde, and A. D. Kachare, "Introduction to Artificial Neural Network (ANN ) Methods," *Int. J. Eng. Innov. Technol.*, vol. 02, no. 01, pp. 189–194, 2012
- [7] M. S. Syarif, "Penerapan Algoritma Backpropagation Untuk Menentukan Level Bonus Dan Score Bonus Pada Game Edukasi Nahwu Menggunakan Kartu Berbasis Android," Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, 2016
- [8] R. Meliawati, O. Soesanto, and D. Jartini, "Penerapan Metode LVQ Pada Prediksi Jurusan di SMA PGRI 1 Banjarbaru ", *Kumpulan jurnal Ilmu Komputer (KLIK)* Volume 04, No.01, 2016
- [9] Indradewi, I. G. A. A. D., and Ariantini, M. S., "Jaringan Syaraf Tiruan LVQ Berbasis Parameter HSV dalam Penentuan Uang Rupiah Palsu", *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, 13(1), 47–52, 2019
- [10] Harliana, S. Kirono, "Penerapan Learning Vector Quantization Dalam Memprediksi Jumlah Rumah Tangga Miskin ", *Jurnal Sains dan Informatika* p-ISSN: 2460-173X Volume 5, Nomor 2, November 2019 e-ISSN: 2598-5841 DOI: 10.34128/jsi.v5i2, 2019
- [11] Derisma, Firdaus, Yusya R. P., "Perancangan Ikat Pinggang Elektronik Untuk Tunanetra Menggunakan Mikrokontroler Dan Global Positioning System (Gps) Pada Smartphone Android". *Jurnal Teknik Elektro ITP*, vol.5, no.2, pp.130-136, 2016
- [12] Mustofa, Zaenal, Suasana, I. Saufik, "Algoritma Clustering K-Medoids Pada E-Government Bidang Information dan Communication Technology Dalam Penentuan Status Edgi", *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol.9, no.1, pp.1-10, 2018
- [13] S. Rahayu, R. Fanni, and K. Bima, "Perbandingan Haversine Formula dan Euclidean Distance dalam Pencarian Jarak Terdekat Rumah Penampungan Hewan (Shelter)", *JURNAL ILMIAH FIFO* DOI: <http://dx.doi.org/10.22441/fifo.2022.v14i1.003> P-ISSN 2085-4315 / E-ISSN 2502-8332 Volume XIV/No.1, 2022
- [14] A. W. Rahmadani, A. I. Jaya, dan N. Nacong, "PREDIKSI PENYAKIT TUBERCULOSIS PARU (TB PARU) MENGGUNAKAN METODE LEARNING VEKTOR QUANTIZATION (LVQ) ", *Jurnal Ilmiah Matematika dan Terapan* Volume 15 Nomor 1, Juni 2018
- [15] Edwin, K.R. Retno, "Penerapan Metode Learning Vector Quantization untuk Mendiagnosa Penyakit Gangguan Lambung", *Jurnal Telematika*, vol. 13 no. 2, Institut Teknologi Harapan Bangsa, Bandung p-ISSN: 1858-2516 e-ISSN: 2579-3772 135, 2018
- [16] Z.A. Leleury, S.N. Aulele, "Perancangan Sistem Diagnosa Penyakit Saluran Pernapasan Menggunakan Metode Learning Vector Quantization (LVQ)", *Jurnal Matematika Integratif*, ISSN 1412-6184, Volume 12 No 1, 2016.
- [17] A. R. Damanik, "Penerapan Learning Vector Quantization (LVQ) Untuk Mengklasifikasikan Tenaga Ahli IT (Studi Kasus: PT. Cita Kreasi Latena)", *Jurnal Pancabudi*, Volume 2, No 2, 2020
- [18] E. Setyowati dan S. Mariani, "Penerapan JST dengan metode learning vector quantization untuk klasifikasi penyakit ISPA", *Unnes Journal of Mathematics*, Vol. 10, No.1 , 2021
- [19] B. P. Tomasouw, "Penerapan Metode Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Mendeteksi Penyalahgunaan Narkoba", *Contemporary Mathematics and Applications (ConMathA)*, Vol.3, No1, 2021