

**APLIKASI KLASIFIKASI ANGGREK BERDASARKAN WARNA DAN BENTUK  
BUNGA DENGAN METODE LVQ BERBASIS WEB**

**Mentari Awanda<sup>1</sup>, Tedy Rismawan<sup>2</sup>, Dwi Marisa Midyanti<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup>Jurusan Sistem Komputer, Fakultas MIPA Universitas Tanjungpura

Jalan Prof Dr. H. Hadari Nawawi Pontianak

Telp./Fax. : (0561) 577963

e-mail: <sup>1</sup>awandaamentarii@gmail.com, <sup>2</sup>tedyrismawan@siskom.untan.ac.id,

<sup>3</sup>dwi.marisa@siskom.untan.ac.id

**Abstrak**

*Indonesia terkenal di dunia sebagai negara yang kaya akan sumber daya alam hayati yang diantaranya memiliki ribuan jenis anggrek. Kalimantan merupakan pulau terbesar di Indonesia memiliki sumber daya anggrek terbesar bila dibandingkan dengan pulau-pulau lain di Indonesia. Budidaya anggrek di Kalimantan Barat belum semaju di daerah lain, namun potensi anggrek di Kalimantan Barat cukup besar mengingat luas hutan di Kalimantan Barat. Anggrek dapat menjadi komoditas unggulan untuk meningkatkan pendapatan daerah dan masyarakat, namun kolektor anggrek maupun masyarakat masih sering mengalami kesukaran dalam mengenali jenis anggrek dikarenakan keanekaragaman bentuk dan warna dari bunga anggrek. Solusi yang dapat digunakan yaitu membuat aplikasi dengan memanfaatkan pengolahan citra digital dan sistem pengenalan pola untuk mempermudah pengenalan jenis anggrek. Pada penelitian ini, dibuat suatu aplikasi klasifikasi anggrek dengan memanfaatkan pengolahan citra digital melalui proses ekstraksi fitur warna dan bentuk sehingga diperoleh nilai rata-rata HSV dan nilai rata-rata Prewitt, serta implementasi metode LVQ untuk klasifikasi sehingga diperoleh nilai akurasi metode LVQ dalam mengklasifikasi anggrek. Berdasarkan hasil pengujian terhadap 30 data menggunakan parameter laju pembelajaran 0,1 dan penurunan laju pembelajaran sebesar 0,1, hasil ekstraksi citra anggrek kedalam fitur warna dan bentuk menghasilkan 22 pengujian yang diperoleh akurasi pengujian sebesar 73,33%.*

**Kata kunci:** *anggrek, citra digital, warna bunga, bentuk bunga, warna HSV, deteksi tepi Prewitt, dan Learning Vector Quantization.*

**1. PENDAHULUAN**

Indonesia terkenal di dunia sebagai negara yang kaya akan sumber daya alam hayati yang diantaranya memiliki ribuan jenis anggrek. Kalimantan merupakan pulau terbesar di Indonesia memiliki sumber daya anggrek terbesar bila dibandingkan dengan pulau-pulau lain di Indonesia, diperkirakan dari sekitar 5000 jenis yang ada di Indonesia terdapat 2500-3000 jenis di Kalimantan dan 193 jenis diantaranya berada di hutan Kalimantan Barat [1]. Anggrek merupakan tanaman hias yang bunganya indah. Budidaya anggrek di Kalimantan Barat belum semaju di daerah lain, namun potensi anggrek di

Kalimantan Barat cukup besar mengingat luas hutan di Kalimantan Barat. Anggrek dapat menjadi komoditas unggulan untuk meningkatkan pendapatan, namun kolektor anggrek maupun masyarakat masih sering mengalami kesukaran dalam mengenali jenis anggrek dikarenakan keanekaragaman bentuk dan warna dari bunga anggrek.

Teknologi pengolahan citra adalah pemrosesan citra, khususnya dengan menggunakan komputer, bentuk dan warna dari bunga anggrek dapat diambil gambarnya (citra) untuk dipergunakan mengenali jenis anggrek dengan memanfaatkan sistem pengenalan pola (*pattern recognition*). Pada sistem pengenalan pola (*pattern recognition*)

akan diklasifikasikan atau digambarkan sesuatu berdasarkan pengukuran kuantitatif fitur (ciri) atau sifat utama dari suatu objek. Ada beberapa teknik klasifikasi yang dapat digunakan dalam sistem pengenalan pola antara lain yaitu *K-Nearest Neighbor*, *Support Vector Machine*, *Naive Bayes Classifier*, dan *Learning Vector Quantization*.

*Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah salah satu algoritma dari Jaringan Syaraf Tiruan (*neural network*) yang juga merupakan metode klasifikasi dimana setiap unit *output* mempresentasikan sebuah kelas. Algoritma LVQ memiliki kelebihan selain mencari jarak terdekat, selama pembelajaran unit *output* diposisikan dengan mengatur dan memperbaharui bobot melalui pembelajaran yang terawasi untuk memperkirakan keputusan klasifikasi [2].

Penelitian menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) pernah dilakukan oleh Nicky Astriyanti pada tahun 2015 dengan judul “Identifikasi Varietas Durian Berdasarkan Citra Daun Menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ) dan Ekstraksi Tekstur *Discrete Wavelet Transform*”. Penelitian ini menggunakan ekstraksi tekstur dengan 50 citra daun dari 5 varietas durian yang berbeda-beda. Penelitian ini menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 76% pada *learning rate* sebesar 0.1 dan penurunan *learning rate* sebesar 0.7.

Penelitian menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) juga pernah dilakukan oleh Resty Wulannigrum pada tahun 2017 dengan judul “Klasifikasi Citra Adenium Menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ)”. Penelitian ini menggunakan 5 skenario uji coba yang dilakukan dengan jumlah data *training* dan data *testing* yang variatif. Penelitian ini menghasilkan hasil akurasi beragam dengan hasil akurasi maksimum sebesar 86,66%.

Penelitian tentang jenis anggrek juga pernah dilakukan oleh Dewi Kania Widyawati pada tahun 2014 dengan judul “Deteksi Kemiripan Citra Tanaman Anggrek Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (SVM) *Kernel Linear*”. Pada penelitian ini metode SVM *kernel linear* dapat mengklasifikasi secara otomatis citra anggrek

yang sedang berbunga dan citra anggrek tanpa bunga. Citra anggrek yang sedang berbunga memiliki tingkat akurasi dan kemiripan lebih baik dibandingkan citra anggrek tanpa bunga.

Adapun pada penelitian ini dibuat aplikasi yang berbeda pada penelitian yang telah dilakukan oleh Nicky Astriyanti, Resty Wulannigrum, dan Dewi Kania Widyawati. Pada penelitian ini akan dibahas mengenai “Klasifikasi Anggrek Berdasarkan Berdasarkan Warna dan Bentuk Bunga dengan Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) Berbasis Web”. Untuk mengenali bentuk bunga, dilakukan proses ekstraksi dengan bantuan metode deteksi tepi *Prewitt*, sedangkan untuk mengenali warna bunga, dilakukan proses ekstraksi dengan konversi citra RGB (*Red, Green, Blue*) ke HSV (*Hue, Saturation, Value*). Kemudian hasil dari proses ekstraksi ciri bentuk dan ekstraksi ciri warna tersebut akan digunakan untuk proses klasifikasi dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ).

## 2. LANDASAN TEORI

### 2.1 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses menemukan sekumpulan model atau fungsi yang menggambarkan dan membedakan konsep atau kelas-kelas data, dengan tujuan agar model tersebut dapat digunakan untuk memprediksi kelas dari suatu objek atau data yang label kelasnya tidak diketahui. Klasifikasi terdiri atas dua tahap, yaitu tahap *training* (pelatihan) dan prediksi (klasifikasi). Pada tahap pelatihan dibentuk sebuah model domain permasalahan dari setiap kasus atau *instance* yang ada. Setiap teknik klasifikasi menggunakan algoritma pembelajaran untuk mengklasifikasi model yang memberikan hubungan yang paling sesuai antara himpunan atribut dan label kelas dari data *input*. Pendekatan umum yang digunakan dalam masalah klasifikasi adalah pertama, *training set* berisi *record* yang mempunyai label kelas yang diketahui haruslah tersedia. *Training set* digunakan untuk membangun model klasifikasi, yang kemudian diaplikasikan ke *test set*, yang berisi *record-record* dengan label kelas yang tidak diketahui [3].

## 2.2 Model Warna HSV

Menurut beberapa penelitian, HSV adalah model warna yang lebih baik untuk kita gunakan untuk berbagai keperluan pengolahan citra dan *computer vision*. Model HSV (*Hue Saturation Value*) menunjukkan ruang warna dalam bentuk tiga komponen utama yaitu *Hue*, *Saturation*, dan *Value* (atau disebut juga *brightness*). *Hue* menunjukkan jenis warna atau corak warna yaitu tempat warna tersebut ditemukan dalam spektrum warna. *Saturation* dari suatu warna adalah ukuran seberapa besar kemurnian dari warna tersebut *Value* atau disebut juga *intensity* yaitu ukuran seberapa besar kecerahan dari suatu warna atau seberapa besar cahaya datang dari suatu warna. *Value* dapat bernilai dari 0-100% [4].

Perhitungan konversi RGB menjadi HSV dapat dirumuskan dengan normalisasi RGB terlebih dahulu [5].

$$r = \frac{R}{r+g+b} \quad (1)$$

$$g = \frac{G}{r+g+b} \quad (2)$$

$$b = \frac{B}{r+g+b} \quad (3)$$

Keterangan:

$r$  = Nilai  $R$  yang di normalisasi.

$g$  = Nilai  $G$  yang di normalisasi.

$b$  = Nilai  $B$  yang di normalisasi.

$R$  = Nilai *Red*.

$G$  = Nilai *Green*.

$B$  = Nilai *Blue*.

Dengan memanfaatkan nilai  $r$ ,  $g$ , dan  $b$  yang telah dinormalisasi, rumus transformasi RGB ke HSV [5].

$$V = \max(r, g, b) \quad (4)$$

$$S = \begin{cases} 0 & \text{jika } V = 0 \\ V - \frac{\min(r,g,b)}{V} & \text{jika } V > 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$H = \begin{cases} 0 & \text{jika } S = 0 \\ \frac{60 \times (g-b)}{5 \times V} & \text{jika } V = r \\ 60 \times \left[ 2 + \frac{(b-r)}{5 \times V} \right] & \text{jika } V = g \\ 60 \times \left[ 4 + \frac{(r-g)}{5 \times V} \right] & \text{jika } V = b \end{cases} \quad (6)$$

$$H = H + 360 \text{ jika } H < 0 \quad (7)$$

Keterangan:

$H$  = *Hue*.

$S$  = *Saturation*.

$V$  = *Value*.

$r$  = Nilai  $R$  yang dinormalisasi.

$g$  = Nilai  $G$  yang dinormalisasi.

$b$  = Nilai  $B$  yang dinormalisasi.

## 2.3 Deteksi Tepi Prewitt

Pertemuan antara bagian objek dan bagian latar belakang disebut tepi objek. Dalam pengolahan citra, tepi objek ditandai oleh titik yang nilai keabuaannya memiliki perbedaan yang cukup besar dengan titik yang ada disebelahnya. Pendeteksian tepi merupakan teknik untuk menemukan garis tepi dari suatu objek pada citra dengan cara mendeteksi perubahan tingkat kecerahan yang signifikan atau memiliki diskontinuitas. Terdapatnya diskontinuitas dalam nilai piksel yang melebihi ambang batas (*threshold*) yang diberikan disebut tepi (*edge*). Pendeteksian tepi bisa digunakan untuk segmentasi citra, dan ekstraksi data untuk kebutuhan pengolahan citra, *computer vision*, dan *machine vision* [5]. Ada beberapa operator yang bisa digunakan untuk mendeteksi tepi. Operator-operator ini dikonvolusikan pada seluruh bagian citra hingga memberikan *output* citra tepi.

Deteksi tepi Prewitt menggunakan konstanta  $c$  bernilai 1. Misalkan susunan dari piksel-piksel di sekitar piksel-piksel di sekitar piksel  $p_0 = (x, y)$  seperti pada Gambar 1 [6].

$p_1$	$p_2$	$p_3$
$p_8$	$(x, y)$	$p_4$
$p_7$	$p_6$	$p_5$

Gambar 1. Susunan Piksel-Piksel Tetangga dari Piksel  $p_0 = (x, y)$ .

Maka berdasarkan susunan piksel-piksel tersebut, besaran gradien yang dihitung dengan deteksi tepi Prewitt sesuai Persamaan 8.

$$G = \sqrt{s_x^2 + s_y^2} \quad (8)$$

Dimana  $G$  adalah besaran gradien yang dihitung pada titik tengah jendela dan turunan parsial dihitung sesuai Persamaan 9 dan Persamaan 10.

$$S_x = (p_3 + cp_4 + p_5) - (p_1 + cp_8 + p_7) \quad (9)$$

$$S_y = (p_1 + cp_2 + p_3) - (p_7 + cp_6 + p_5) \quad (10)$$

Dengan  $c$  suatu konstanta bernilai 1. Seperti pada perhitungan gradien pada operator lainnya, dan dapat diimplementasikan menggunakan jendela seperti pada Gambar 2.

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad S_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Gambar 2. Matriks Operator Prewitt.

Keterangan:

$G$  = Besar gradien.

$S_x$  = Gradien arah vertikal.

$S_y$  = Gradien arah horizontal.

## 2.4 Learning Vector Quantization

*Learning Vector Quantization* (LVQ) merupakan salah satu algoritma Jaringan Syaraf Tiruan (*neural network*) dengan metode pembelajaran pada 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 [7].

### 2.4.1 Algoritma Pelatihan LVQ

Misalkan  $n$  buah data, dengan  $m$  buah variabel *input*. Data-data tersebut terbagi dalam  $K$  kelas. Adapun algoritma pelatihan LVQ [7].

1. Tetapkan bobot awal variabel *input* ke- $j$  menuju ke kelas ke- $i$ :  $W_{ij}$ , dengan  $i=1,2,\dots, K$ ; dan  $j=1,2,\dots, m$ . Iterasi (*epoch*), maksimum iterasi, minimum *learning rate* ( $\min \alpha$ ), *learning rate* ( $\alpha$ ) dan penurunan *learning rate* ( $dec \alpha$ ).
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: ( $epoch < max \text{ epoch}$ ) atau ( $\alpha \geq \min \alpha$ ).
  - a.  $epoch = epoch + 1$ .
  - b. Kerjakan untuk  $i = 1$  sampai  $n$ .
    - i. Tentukan  $J$  hingga  $\|x - w_j\|$  minimum; dengan  $j=1,2,\dots,K$ .
    - ii. Perbaiki  $w_j$  dengan ketentuan:

$$W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) + \alpha * (X - W_j(\text{lama})) \quad (11)$$

$$W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) - \alpha * (X - W_j(\text{lama})) \quad (12)$$

- c. Kurangi nilai  $\alpha$ .

$$\alpha = \alpha - Dec\alpha; \text{ atau:} \quad (13)$$

$$\alpha = \alpha - \alpha * Dec\alpha \quad (14)$$

### 2.4.2 Algoritma Simulasi (Pengujian) LVQ

Adapun algoritma pengujian LVQ sebagai berikut [7].

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  $\|x - w_j\|$  minimum; dengan  $j=1,2,\dots,K$ .
  - b.  $J$  adalah kelas untuk  $X_i$ .

## 2.5 Matriks Konfusi

Pengukuran yang biasa digunakan dalam klasifikasi adalah *precision*, *recall*, dan *accuracy*. Nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy* dapat dihitung dengan matriks konfusi (*confusion matrix*) seperti pada Tabel 1 [3].

Tabel 1. *Confusion Matrix*.

	<i>Classified Negative</i>	<i>Classified Positive</i>
<i>Actual Negative</i>	A	B
<i>Actual Positive</i>	C	D

1. *Precision*  
*Precision* adalah bagian data yang diambil sesuai dengan informasi yang dibutuhkan. Rumus *precision* adalah:

$$P = \left( \frac{d}{b+d} \right) \quad (15)$$

2. *Recall*  
*Recall* adalah pembagian data yang berhasil dilakukan terhadap bagian data yang relevan dengan *query*. Rumus *recall* adalah:

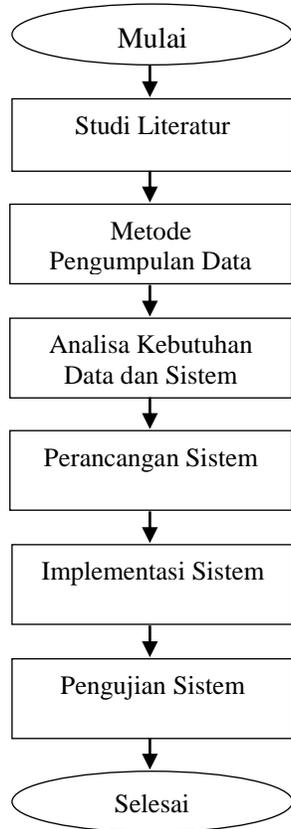
$$R = \left( \frac{d}{c+d} \right) \quad (16)$$

3. *Accuracy*  
*Accuracy* adalah persentase dari total data uji coba yang benar diklasifikasi. Rumus *accuracy* adalah:

$$A = \left( \frac{a+d}{\text{total sampel}} \right) \quad (17)$$

## 3. METODE PENELITIAN

Untuk melakukan pengembangan aplikasi, metodologi penelitian sesuai dengan diagram alir penelitian sesuai pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Alir Penelitian.

Pada penelitian, studi literatur dilakukan untuk memperoleh teori-teori pendukung yang berhubungan dengan pembuatan aplikasi. Teori-teori pendukung tersebut diperoleh dari beberapa sumber seperti buku, jurnal-jurnal, dan sumber-sumber tertulis lainnya yang berkaitan penelitian. Pengumpulan data dilakukan dengan observasi dan wawancara di SYLVA Untan, LEMLIT Untan, dan toko bunga anggrek di Pontianak.

Analisa kebutuhan data dalam penelitian diantaranya adalah pengambilan data berupa foto citra bunga anggrek dari 5 anggrek *Dendrobium* yang masing-masing dari jenis tersebut diambil 5 kelopak bunga dengan 24 pengambilan foto citra yang berbeda-beda. Jadi total citra yang digunakan adalah 120 citra. Data-data citra yang terkumpul dipisahkan menjadi 90 data citra untuk pelatihan dan 30 data citra untuk pengujian dengan metode LVQ. Perangkat yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah laptop *Asus* tipe E202S. Perangkat pendukung yang dibutuhkan dalam penelitian adalah kamera

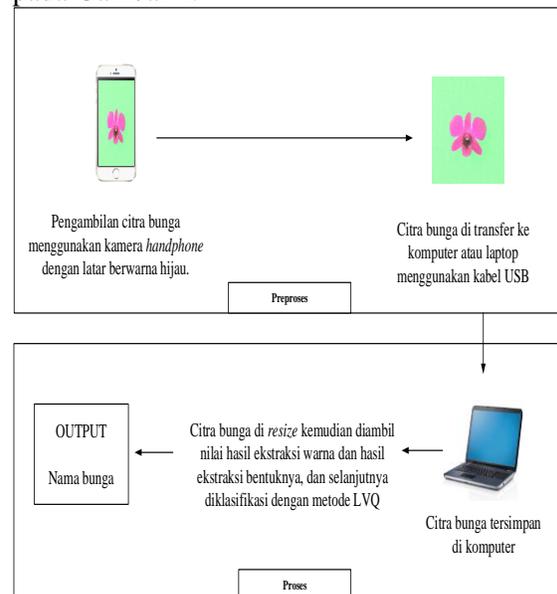
*handphone* untuk pengambilan gambar pada citra bunga dan kabel data untuk mentransfer gambar ke komputer. Perangkat lunak yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah Sistem Operasi *Windows 10*, *Sublime Text*, dan *XAMPP*.

Pada tahapan perancangan, ada beberapa hal yang harus ditentukan dalam perancangan, yaitu perancangan *flowchart*, perancangan *data flow diagram*, perancangan *database*, dan perancangan *interface* pada aplikasi klasifikasi anggrek. Pada tahap implementasi rancangan program serta rancangan tampilan aplikasi yang telah ditentukan sebelumnya diimplementasikan menjadi sistem untuk klasifikasi anggrek. Pada tahapan pengujian dilakukan pengujian kesesuaian sistem yang dikembangkan dengan alur program yang telah dirancang sebelumnya, pengujian keberhasilan aplikasi dalam mengklasifikasi citra anggrek, dan pengujian kinerja sistem dalam mengklasifikasi citra anggrek. Pada tahap ini juga dilakukan pembahasan dari hasil keseluruhan sistem yang dibuat, sehingga akan diperoleh kesimpulan dan saran.

#### 4. PERANCANGAN SISTEM

##### 4.1 Perancangan Sistem Secara Umum

Alur sistem secara umum dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Alur Sistem Secara Umum.

Secara garis besar, sistem melakukan klasifikasi terhadap objek berbentuk citra, objek yang digunakan adalah bunga anggrek. Klasifikasi anggrek berdasarkan nilai hasil ekstraksi fitur warna dan nilai ekstraksi fitur bentuk citra bunga anggrek. Untuk ekstraksi fitur warna digunakan konversi RGB ke HSV dan untuk ekstraksi fitur bentuk digunakan deteksi tepi Prewitt. Selanjutnya untuk proses klasifikasi menggunakan metode *learning vector quantization* (LVQ).

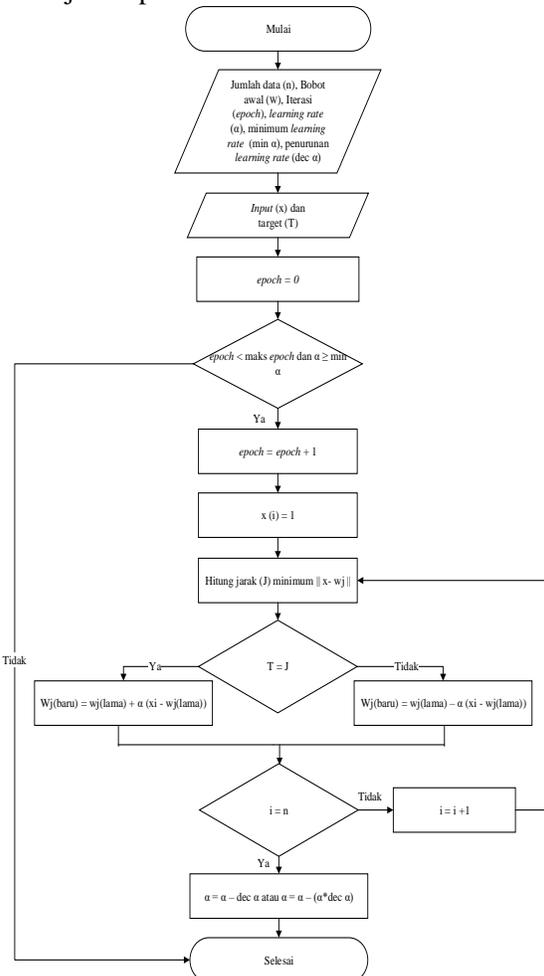
## 4.2 Perancangan Perangkat Lunak

### 4.2.1. Perancangan Diagram Alir (Flowchart)

Flowchart klasifikasi dengan LVQ dari sistem ditunjukkan pada Gambar 5.

Gambar 5. Flowchart Klasifikasi dengan LVQ

Berikut ini penjelasan dari tahapan klasifikasi dengan LVQ seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



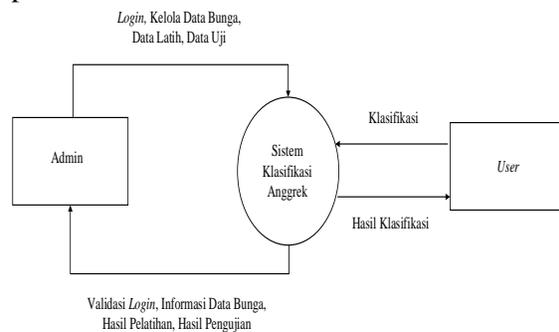
Gambar 5. Klasifikasi dengan LVQ.

- Inisialisasi jumlah data ( $n$ ), bobot awal ( $w$ ), iterasi ( $epoch$ ), maksimum iterasi (maks  $epoch$ ),  $learning\ rate$  ( $\alpha$ ), minimum  $learning\ rate$  ( $\min\ \alpha$ ), dan penurunan  $learning\ rate$  ( $dec\ \alpha$ ). Tahap selanjutnya tentukan data  $input\ x(i)$  dan target ( $T$ ). Tetapkan  $epoch = 0$ . Cek kondisi dimana, ( $epoch < maks\ epoch$ ) dan ( $\alpha \geq \min\ \alpha$ ). Jika kondisi tersebut terpenuhi maka dilanjutkan ke proses selanjutnya, sebaliknya jika tidak maka proses selesai. Tetapkan  $epoch = epoch + 1$ . Tentukan data  $input\ x(i)$  untuk  $i = 1$ . Hitung nilai jarak ( $J$ ) terkecil (minimum) dari nilai data  $input\ x(i)$ . Cek kondisi dimana, nilai target ( $T$ ) sama dengan nilai jarak terpendek ( $J$ ). Jika nilai target ( $T$ ) sama dengan nilai jarak terpendek ( $J$ ) maka lakukan  $update$  nilai bobot ( $w_j$ ) ke arah nilai positif, sebaliknya jika nilai target ( $T$ ) tidak sama dengan nilai jarak terpendek ( $J$ ) maka lakukan  $update$  nilai bobot ( $w_j$ ) ke arah nilai positif. Cek kondisi dimana, nilai ( $i$ ) = jumlah data ( $n$ ). Jika kondisi tersebut terpenuhi maka dilanjutkan ke proses selanjutnya, sebaliknya jika tidak maka tetapkan  $i = i + 1$  dan kemudian lakukan kembali proses perhitungan jarak ( $J$ ) minimum. Hitung pengurangan nilai  $learning\ rate$  ( $\alpha$ ). Proses selesai.

### 4.2.2. Perancangan DFD (Data Flow Diagram)

#### 1. DFD (Data Flow Diagram) Level 0

DFD level 0 dari sistem ditunjukkan pada Gambar 6.



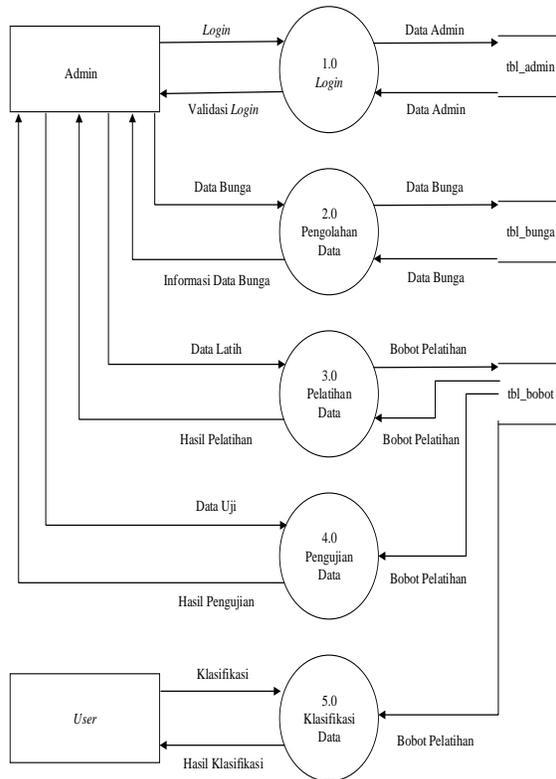
Gambar 6. DFD Level 0

Pada sistem terdapat 2 entitas, yaitu admin dan user. Admin dapat melakukan

*login*, dapat mengelola data bunga, dapat melatih data bunga, menguji data bunga dan sistem memberikan umpan balik berupa validasi *login*, informasi data bunga, hasil pelatihan, dan hasil pengujian. *User* hanya dapat melakukan klasifikasi dan sistem memberikan umpan balik berupa hasil klasifikasi.

## 2. DFD (Data Flow Diagram) Level 1

DFD level 1 dari sistem ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. DFD Level 1.

Pada diagram *level 1* diuraikan beberapa proses dalam sistem klasifikasi anggrek, yaitu:

- Proses *login*, admin memasukkan data *login* yang akan dicocokkan dengan data pada tabel *tbl\_admin*. Apabila proses *login* sukses maka sistem mengirim validasi *login*.
- Proses kelola data, admin melakukan pengolahan data. Hasil pengolahan berupa data bunga yang disimpan pada tabel *tbl\_bunga*. Data dari proses pengolahan dikirim kembali dari sistem menuju admin berupa informasi bunga.
- Proses latih data, admin melakukan pelatihan data. Hasil pelatihan berupa

bobot latih disimpan pada tabel *tbl\_bobot* yang nantinya akan dipergunakan untuk proses pengujian. Data dari proses pelatihan dikirim kembali dari sistem menuju admin berupa hasil pelatihan.

- Proses uji data, admin melakukan pengujian data. Bobot latih hasil proses pelatihan data dipergunakan untuk proses pengujian. Data dari proses pengujian dikirim kembali dari sistem menuju admin berupa hasil pengujian.
- Proses klasifikasi data, *user* melakukan klasifikasi. Bobot latih hasil proses pelatihan data dipergunakan untuk proses klasifikasi pada sistem. Data dari proses dikirim kembali dari sistem *user* berupa hasil klasifikasi.

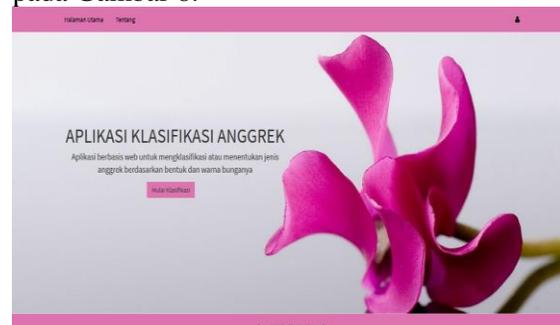
## 5. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 5.1 Tampilan Aplikasi

Berikut merupakan tampilan dari masing-masing antarmuka dalam sistem klasifikasi anggrek.

- Tampilan Halaman Utama

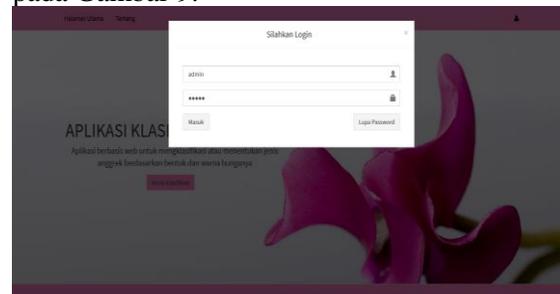
Tampilan halaman utama ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Tampilan Halaman Utama.

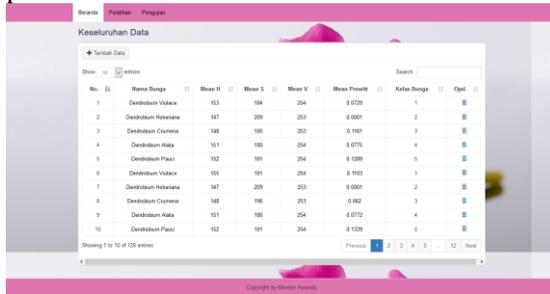
- Tampilan Halaman *Login*

Tampilan halaman *login* ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9. Tampilan Halaman *Login*.

- c. Tampilan Halaman Beranda  
Tampilan halaman beranda ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 10. Tampilan Halaman Beranda.

- d. Implementasi Halaman Pelatihan Data  
Tampilan halaman pelatihan data ditunjukkan pada Gambar 11.



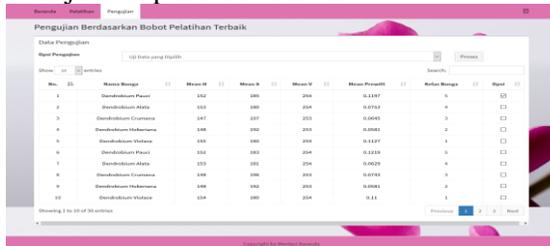
Gambar 11. Tampilan Pelatihan Data.

- e. Implementasi Halaman Hasil Pelatihan Data  
Tampilan halaman hasil pelatihan data ditunjukkan pada Gambar 12.



Gambar 12. Tampilan Hasil Pelatihan Data.

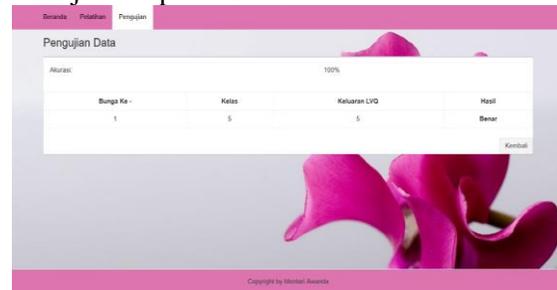
- f. Tampilan Halaman Pengujian Data  
Tampilan halaman pengujian data ditunjukkan pada Gambar 13.



Gambar 13. Tampilan Pengujian Data.

- g. Implementasi Halaman Hasil Pengujian Data

Tampilan halaman hasil pengujian data ditunjukkan pada Gambar 14.



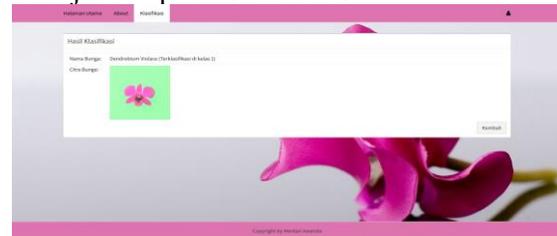
Gambar 14. Tampilan Hasil Pengujian.

- h. Tampilan Halaman Klasifikasi  
Tampilan halaman klasifikasi ditunjukkan pada Gambar 15.



Gambar 15. Tampilan Halaman Klasifikasi.

- i. Tampilan Halaman Hasil Klasifikasi  
Tampilan halaman hasil klasifikasi ditunjukkan pada Gambar 16.



Gambar 16. Tampilan Hasil Klasifikasi.

## 5.2 Klasifikasi dengan LVQ

Pada algoritma LVQ mencari nilai keluaran diperlukan nilai *Mean H*, *Mean S*, *Mean V*, dan *Mean Prewitt* dari data uji. Sebagai contoh, data uji yang digunakan adalah *Dendrobium Pauci* (kelas ke-5).

1. Inisialisasi masukan dan target keluaran data uji.

Citra Uji	Mean H	Mean S	Mean V	Mean Prewitt	Target Kelas
	152	185	254	0,1197	5

2. Normalisasi nilai masukan *Mean H*, *Mean S*, *Mean V* kedalam rentang 0-1.

Citra Uji	Mean H	Mean S	Mean V	Mean Prewitt	Target Kelas
	0,5961	0,7255	0,9961	0,1197	5

3. Inisialisasi bobot pengujian berdasarkan bobot pelatihan terbaik, yaitu menggunakan *learning rate* ( $\alpha$ ) sebesar 0,1 dan penurunan *learning rate* (*dec*  $\alpha$ ) sebesar 0,1.

4. Hitung jarak antar kelas, mengacu pada Persamaan 11 dan Persamaan 12.

- Jarak masukan dengan bobot kelas ke-1.

$$D_1 = \sqrt{(x_1 - w_{11})^2 + (x_2 - w_{21})^2 + (x_3 - w_{31})^2 + (x_4 - w_{41})^2}$$

$$D_1 =$$

$$\sqrt{(0,5961 - 0,6065)^2 + (0,7255 - 0,7029)^2 + (0,9961 - 0,9961)^2 + (0,1197 - 0,124)^2}$$

$$D_1 = 0,0252.$$

- Jarak masukan dengan bobot kelas ke-2.

$$D_2 = \sqrt{(x_1 - w_{12})^2 + (x_2 - w_{22})^2 + (x_3 - w_{32})^2 + (x_4 - w_{42})^2}$$

$$D_2 = \sqrt{(0,5961 - 0,5794)^2 + (0,7255 - 0,7701)^2 + (0,9961 - 0,9927)^2 + (0,1197 - 0,0277)^2}$$

$$D_2 = 0,1036.$$

- Jarak masukan dengan bobot kelas ke-3.

$$D_3 = \sqrt{(x_1 - w_{13})^2 + (x_2 - w_{23})^2 + (x_3 - w_{33})^2 + (x_4 - w_{43})^2}$$

$$D_3 =$$

$$\sqrt{(0,5961 - 0,5789)^2 + (0,7255 - 0,7618)^2 + (0,9961 - 0,9922)^2 + (0,1197 - 0,093)^2}$$

$$D_3 = 0,0484.$$

- Jarak masukan dengan bobot kelas ke-4.

$$D_4 = \sqrt{(x_1 - w_{14})^2 + (x_2 - w_{24})^2 + (x_3 - w_{34})^2 + (x_4 - w_{44})^2}$$

$$D_4 = \sqrt{(0,5961 - 0,5965)^2 + (0,7255 - 0,7076)^2 + (0,9961 - 0,9961)^2 + (0,1197 - 0,0709)^2}$$

$$D_4 = 0,0519.$$

- Jarak masukan dengan bobot kelas ke-5.

$$D_5 = \sqrt{(x_1 - w_{15})^2 + (x_2 - w_{25})^2 + (x_3 - w_{35})^2 + (x_4 - w_{45})^2}$$

$$D_5 = \sqrt{(0,5961 - 0,5945)^2 + (0,7255 - 0,7236)^2 + (0,9961 - 0,9961)^2 + (0,1197 - 0,1005)^2}$$

$$D_5 = 0,0194.$$

Berdasarkan perhitungan nilai jarak antar kelas, nilai jarak minimum (terkecil) ada pada jarak ke 5 ( $D_5 = 0,0194$ ), sehingga kelas keluaran pengujian adalah kelas ke-5. Berikut tabel hasil pengujian secara teori.

Tabel 2. Hasil Pengujian

Data Uji Ke-	Nama Bunga	Nilai Jarak Perkelas (D)	Nilai (D) Minimum	Hasil Klasifikasi
1.	<i>Dendrobium pauci</i> (kelas ke-5)	0,0252236	0,0193658	<i>Dendrobium pauci</i> (kelas ke-5)
		0,1036030		
		0,0483940		
		0,0519750		
		0,0193658		
2.	<i>Dendrobium alata</i> (kelas ke-4)	0,0492598	0,0058910	<i>Dendrobium allata</i> (kelas ke-4)
		0,0825796		
		0,0624688		
		0,0058910		
		0,0312608		
3.	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)	0,0964807	0,0305691	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)
		0,0369539		
		0,0305691		
		0,0683683		
		0,0635314		
4.	<i>Dendrobium hokeriana</i> (kelas ke-2)	0,0868669	0,0348794	<i>Dendrobium hokeriana</i> (kelas ke-2)
		0,0348794		
		0,0360529		
		0,0499330		
		0,0536213		
5.	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)	0,0117963	0,0117963	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)
		0,1102689		
		0,0660997		
		0,0433504		
		0,0252755		
6.	<i>Dendrobium pauci</i> (kelas ke-5)	0,0181551	0,0181551	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)
		0,1091063		
		0,0556348		
		0,0519803		
		0,0222662		
7.	<i>Dendrobium alata</i> (kelas ke-4)	0,0618676	0,0091050	<i>Dendrobium alata</i> (kelas ke-4)
		0,0728399		
		0,0638146		
		0,0091050		
		0,0404029		
8.	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)	0,0865265	0,0199825	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)
		0,0465864		
		0,0199825		
		0,0633190		
		0,0541460		
9.	<i>Dendrobium hokeriana</i> (kelas ke-2)	0,0868669	0,0348794	<i>Dendrobium hokeriana</i> (kelas ke-2)
		0,0348794		
		0,0360529		
		0,0499600		
		0,0536200		
10.	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)	0,0145763	0,0145763	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)
		0,1072393		
		0,0637040		
		0,0398390		
		0,0221644		
11.	<i>Dendrobium pauci</i> (kelas ke-5)	0,0603593	0,0274249	<i>Dendrobium pauci</i> (kelas ke-5)
		0,0608163		
		0,0282361		
		0,0349470		
		0,0274249		
12.	<i>Dendrobium alata</i> (kelas ke-4)	0,0618676	0,0090110	<i>Dendrobium alata</i> (kelas ke-4)
		0,0728399		
		0,0638146		
		0,0090110		
		0,0404029		

Tabel 2. Hasil Pengujian (Lanjutan).

Data Uji Ke-	Nama Bunga	Nilai Jarak Perkelas (D)	Nilai (D) Minimum	Hasil Klasifikasi
13.	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)	0,0740521	0,0133546	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)
		0,0545896		
		0,0133546		
		0,0528811		
		0,0414207		
14.	<i>Dendrobium hokeriana</i> (kelas ke-2)	0,0657393	0,0150028	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)
		0,0612976		
		0,0150028		
		0,0468680		
		0,0330760		
15.	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)	0,0242765	0,01666323	<i>Dendrobium pauci</i> (kelas ke-5)
		0,0979687		
		0,0583844		
		0,0309863		
		0,0166323		
16.	<i>Dendrobium pauci</i> (kelas ke-5)	0,0603593	0,0274249	<i>Dendrobium pauci</i> (kelas ke-5)
		0,0608163		
		0,0282361		
		0,0349470		
		0,0274249		
17.	<i>Dendrobium alata</i> (kelas ke-4)	0,0624606	0,0095472	<i>Dendrobium alata</i> (kelas ke-4)
		0,0725523		
		0,0640999		
		0,0095472		
		0,0409617		
18.	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)	0,0941369	0,0317960	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)
		0,0342992		
		0,0317960		
		0,0638510		
		0,0610518		
19.	<i>Dendrobium hokeriana</i> (kelas ke-2)	0,0819735	0,0339481	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)
		0,0398897		
		0,0339481		
		0,0455603		
		0,0487420		
20.	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)	0,0082784	0,0082784	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)
		0,1186030		
		0,0742951		
		0,0489100		
		0,0334374		
21.	<i>Dendrobium pauci</i> (kelas ke-5)	0,0159026	0,0159026	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)
		0,1232559		
		0,0684579		
		0,0629400		
		0,0361665		
22.	<i>Dendrobium alata</i> (kelas ke-4)	0,0487880	0,0080781	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-4)
		0,0822933		
		0,0596583		
		0,0080781		
		0,0291052		
23.	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)	0,0941369	0,0317960	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)
		0,0342992		
		0,0317960		
		0,0638510		
		0,0610518		
24.	<i>Dendrobium hokeriana</i> (kelas ke-2)	0,1728919	0,0567895	<i>Dendrobium hokeriana</i> (kelas ke-2)
		0,0567895		
		0,1094591		
		0,1340618		
		0,1401557		

Tabel 2. Hasil Pengujian (Lanjutan).

Data Uji Ke-	Nama Bunga	Nilai Jarak Perkelas (D)	Nilai (D) Minimum	Hasil Klasifikasi
25.	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)	0,0154234	0,0154234	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)
		0,1061555		
		0,0621071		
		0,0410637		
		0,0215109		
26.	<i>Dendrobium pauci</i> (kelas ke-5)	0,0133904	0,0133904	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)
		0,1189770		
		0,0655945		
		0,0580430		
		0,0316058		
27.	<i>Dendrobium alata</i> (kelas ke-4)	0,0487880	0,0080781	<i>Dendrobium alata</i> (kelas ke-4)
		0,0822933		
		0,0596583		
		0,0080781		
		0,0291052		
28.	<i>Dendrobium crumena</i> (kelas ke-3)	0,0356173	0,0215146	<i>Dendrobium pauci</i> (kelas ke-5)
		0,0989774		
		0,0430497		
		0,0513530		
		0,0215146		
29.	<i>Dendrobium hokeriana</i> (kelas ke-2)	0,1728919	0,0567895	<i>Dendrobium hokeriana</i> (kelas ke-2)
		0,0567895		
		0,1094591		
		0,1340618		
		0,1401557		
30.	<i>Dendrobium violace</i> (kelas ke-1)	0,0546171	0,0145353	<i>Dendrobium alata</i> (kelas ke-4)
		0,0694872		
		0,0498507		
		0,0145353		
		0,0281971		

Berdasarkan Tabel 2. diperoleh 22 data terklasifikasi akurat pada tabel diblok warna (kuning), dan 8 data terklasifikasi tidak akurat pada tabel diblok warna (merah). Klasifikasi didasarkan pada nilai jarak minimum (terkecil) perkelasnya.

### 5.3 Pembahasan

Berikut hasil konfusi matriks berdasarkan target kelas dan keluaran pengujian ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Konfusi Pengujian.

Kelas Data	Keluaran LVQ Terklasifikasi					Total
	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	Kelas 4	Kelas 5	
Kelas 1	4	0	0	1	1	6
Kelas 2	0	4	2	0	0	6
Kelas 3	0	0	5	0	1	6
Kelas 4	0	0	0	6	0	6
Kelas 5	3	0	0	0	3	6
Total	7	4	7	7	5	30

Perhitungan akurasi klasifikasi menurut Persamaan 17.

$$akurasi = 100\% \times \left( \frac{4 + 4 + 5 + 6 + 3}{30} \right)$$

$$akurasi = 100\% \times \left( \frac{22}{30} \right)$$

$$akurasi = 73,33\%$$

Perhitungan *precision* klasifikasi menurut Persamaan 15.

$$Precision \text{ kelas 1} = 100\% \times \left( \frac{\text{Jumlah data terklasifikasi kelas 1}}{\text{Total data terklasifikasi kelas 1}} \right)$$

$$Precision \text{ kelas 1} = 100\% \times \left( \frac{4}{7} \right)$$

$$Precision \text{ kelas 1} = 57\%$$

$$Precision \text{ kelas 2} = 100\% \times \left( \frac{\text{Jumlah data terklasifikasi kelas 2}}{\text{Total data terklasifikasi kelas 2}} \right)$$

$$Precision \text{ kelas 2} = 100\% \times \left( \frac{4}{4} \right)$$

$$Precision \text{ kelas 2} = 100\%$$

$$Precision \text{ kelas 3} = 100\% \times \left( \frac{\text{Jumlah data terklasifikasi kelas 3}}{\text{Total data terklasifikasi kelas 3}} \right)$$

$$Precision \text{ kelas 3} = 100\% \times \left( \frac{5}{7} \right)$$

$$Precision \text{ kelas 3} = 71\%$$

$$Precision \text{ kelas 4} = 100\% \times \left( \frac{\text{Jumlah data terklasifikasi kelas 4}}{\text{Total data terklasifikasi kelas 4}} \right)$$

$$Precision \text{ kelas 4} = 100\% \times \left( \frac{6}{7} \right)$$

$$Precision \text{ kelas 4} = 86\%$$

Perhitungan *recall* klasifikasi menurut Persamaan 16.

$$Recall \text{ kelas 1} = 100\% \times \left( \frac{\text{Jumlah data terklasifikasi kelas 1}}{\text{Total data uji kelas 1}} \right)$$

$$Recall \text{ kelas 1} = 100\% \times \left( \frac{4}{6} \right)$$

$$Recall \text{ kelas 1} = 67\%$$

$$Recall \text{ kelas 2} = 100\% \times \left( \frac{\text{Jumlah data terklasifikasi kelas 2}}{\text{Total data uji kelas 2}} \right)$$

$$Recall \text{ kelas 2} = 100\% \times \left( \frac{4}{6} \right)$$

$$Recall \text{ kelas 2} = 67\%$$

$$Recall \text{ kelas 3} = 100\% \times \left( \frac{\text{Jumlah data terklasifikasi kelas 3}}{\text{Total data uji kelas 3}} \right)$$

$$Recall \text{ kelas 3} = 100\% \times \left( \frac{5}{6} \right)$$

$$Recall \text{ kelas 3} = 83\%$$

$$Recall \text{ kelas 4} = 100\% \times \left( \frac{\text{Jumlah data terklasifikasi kelas 4}}{\text{Total data uji kelas 4}} \right)$$

$$Recall \text{ kelas 4} = 100\% \times \left( \frac{6}{6} \right)$$

$$Recall \text{ kelas 4} = 100\%$$

Sistem dapat digunakan untuk mengklasifikasi tanaman anggrek. Proses perhitungan menggunakan metode LVQ berdasarkan proses pelatihan yang telah dilakukan. Berdasarkan hasil pengujian terhadap 30 data diperoleh akurasi keberhasilan sebesar 73,33% dikarenakan ada bunga yang memiliki warna dan bentuk yang

hampir sama pada kelas yang berbeda dan ada kemungkinan nilai citra memiliki kesamaan dengan citra lain pada kelas yang berbeda. Pengujian menggunakan ekstraksi citra warna dan bentuk, untuk warna menggunakan warna HSV dan bentuk menggunakan deteksi tepi Prewitt. Penggunaan ekstraksi warna dikarenakan masing-masing bunga dari setiap kelas memiliki warna dan bentuk yang berbeda. Begitu juga dengan penggunaan ekstraksi bentuk, ada beberapa jenis bunga yang memiliki bentuk yang berbeda.

## 6. KESIMPULAN DAN SARAN

### 6.1 Kesimpulan

Berdasarkan pengujian dan hasil terhadap Sistem Klasifikasi Anggrek Berdasarkan Warna dan Bentuk Bunga dengan Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Nilai rata-rata piksel warna HSV didapatkan dari normalisasi nilai RGB terlebih dahulu. Selanjutnya konversi citra RGB ke HSV dan masing-masing nilai piksel HSV dihitung rata-ratanya. Nilai rata-rata deteksi tepi Prewitt didapatkan dari konversi citra RGB ke *grayscale* terlebih dahulu. Selanjutnya menghitung konvolusi menggunakan operator Prewitt dan dilanjutkan dengan menghitung nilai gradien ( $|G|$ ). Hasil nilai gradien akan digunakan pada proses *threshold* untuk konversi menjadi citra biner. Nilai piksel dari citra biner dihitung rata-ratanya sebagai nilai rata-rata untuk deteksi tepi Prewitt.
2. Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) dapat digunakan untuk mengklasifikasi anggrek. Dari 30 data pengujian menghasilkan 22 pengujian terklasifikasi akurat dan 8 pengujian terklasifikasi tidak akurat. Persentase keberhasilan sistem mengklasifikasi anggrek adalah sebesar 73,33%.

### 6.2 Saran

Berdasarkan pengujian dan hasil terhadap Sistem Klasifikasi Anggrek Berdasarkan Warna dan Bentuk Bunga dengan Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ)

yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran untuk penelitian selanjutnya sebagai berikut:

1. Untuk ekstraksi citra hanya menggunakan ekstraksi warna HSV dan ekstraksi bentuk deteksi tepi Prewitt. Untuk penelitian selanjutnya bisa dikembangkan contohnya dengan menambahkan ekstraksi tekstur.
2. Pada penelitian ini, sistem klasifikasi dapat dibuat berbasis android supaya sistem klasifikasi anggrek dapat digunakan secara *mobile*.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] **Siregar, et al., 2005.** *Anggrek Spesies Kalimantan Barat Volum 1*. Pontianak : Lembaga Penelitian dan Pengembangan Pariwisata Kalimantan Barat.
- [2] **Kusumadewi, S., 2004.** *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB dan EXCEL LINK*. Yogyakarta : Graha Ilmu.
- [3] **Han, J., Kamber, M., 2006.** *Data Mining: Concepts and Technique*. San Fransisco : Morgan Kaufman Publishers.
- [4] **Putra, D., 2010.** *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta : Penerbit Andi.
- [5] **Hidayatullah, P., 2017.** *Pengolahan Citra Digital Teori dan Aplikasinya*. Bandung : informatika.
- [6] **Ahmad, U., 2005.** *Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemograman*. Yogyakarta : Graha Ilmu.
- [7] **Kusumadewi, S., 2004.** *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB dan EXCEL LINK*. Yogyakarta : Graha Ilmu.