

PENGENALAN JENIS BUNGA MENGGUNAKAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Suryani¹⁾, Feri Candra²⁾

¹⁾Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika, ²⁾Dosen Teknik Informatika
Program Studi Teknik Informatika S1, Fakultas Teknik Universitas Riau
Kampus Bina Widya Jl. HR. Soebrantas Km. 12,5 Simpang Baru, Panam, Pekanbaru 28293
Email: suryani.s@student.unri.ac.id

ABSTRACT

Flower has variety of species and shapes. In the flower species recognition, classification is a difficult task because of close shape similarity among different flower classes. Any flowers that have similar shape are usually grouped into the same flower class. However, different species of flowers can have shape that look similar to one another. Lighting conditions and viewpoints when the flower image was taken, also can be varied. All of these circumstances obviously lead to a confusion among the flower classes when flower images of the different flower species that have look similar shape were classified. This research applies the Principal Component Analysis and Backpropagation Neural Network Method in flower species recognition system. Objective of this research is to find out the best flower species recognition that can be used to identify flower image. This research involves 480 flower image data and 8 species of flowers, which consists of 280 training images and 200 testing images. From the results of this research, the Principal Component Analysis and Artificial Neural Network Method shows the good performance of flower species recognition system, with an accuracy average is 97%.

Keywords: *flower species recognition, Principal Component Analysis, Artificial Neural Network, Backpropagation*

1. PENDAHULUAN

Bunga merupakan bagian dari tumbuhan yang memiliki jenis dan bentuk yang beragam. Mengenali jenis-jenis bunga dapat membantu manusia untuk memanfaatkan bunga ataupun suatu tanaman berbunga dengan baik dan benar. Bunga banyak digunakan sebagai tanaman hias karena memiliki bentuk yang unik dan indah. Selain digunakan sebagai tanaman hias, bunga dapat juga dimanfaatkan sebagai pewangi alami. Beberapa jenis bunga seperti bunga melati, lavender, dan mawar dapat digunakan sebagai pengharum ruangan yang alami, bunga-bunga tersebut memiliki aroma wangi yang dapat membuat udara segar dan berdampak baik bagi kesehatan tubuh

manusia. Bunga memiliki khasiat yang dapat digunakan sebagai obat herbal dan bahan untuk pembuatan teh. Misalnya, tanaman bunga tapak dara dapat digunakan sebagai obat herbal, sedangkan bunga krisan dan rosella dapat dibuat teh. Manfaat lain dari bunga, yaitu dapat digunakan sebagai pewarna makanan alami, bahan untuk pembuatan kosmetik (kosmetik tradisional), masker wajah, dan parfum.

Meskipun kebanyakan tanaman bunga memiliki manfaat dan berdampak baik bagi manusia, ada juga beberapa jenis tanaman bunga yang memiliki dampak buruk bagi kesehatan tubuh manusia, seperti bunga datura, opium, dan oleander. Bunga-bunga tersebut memiliki warna dan bentuk yang

indah. Namun, termasuk kategori tanaman beracun dan berbahaya karena mungkin bisa menyebabkan kematian jika secara tidak sengaja dikonsumsi terutama oleh anak-anak. Dengan demikian, manusia seharusnya dapat mengenali atau membedakan jenis-jenis bunga agar tidak terjadi penyalahgunaan tanaman bunga yang akan membahayakan kesehatan tubuh manusia.

Sistem pengenalan jenis bunga dibuat dengan tujuan untuk dapat mempermudah dan membantu manusia dalam mengenali jenis-jenis bunga. Beraneka ragam bentuk dan jenis tanaman bunga yang ada dan ditemukan di dunia, dan manusia belum tentu dapat mengenali seluruh jenis dan bentuk bunga yang ada dengan benar.

Sistem pengenalan jenis bunga juga dapat diterapkan dalam tujuan pendidikan sebagai media pembelajaran bagi anak-anak dan bagi mereka (orang umum) yang ingin mempelajari ilmu tentang tumbuhan (botani), tumbuhan berbunga (penakologi), dan lainnya yang berkaitan dengan bunga. Dengan adanya sistem pengenalan jenis bunga, anak-anak/umum dapat dengan lebih mudah untuk mengenali suatu jenis bunga tanpa harus membaca suatu buku ensiklopedia besar yang berisi tentang bunga dan gambarnya. Mereka hanya perlu memasukkan citra bunga yang ingin dikenali ke dalam sistem, kemudian sistem akan memberikan uraian atau penjelasan berupa informasi tentang bunga.

Bentuk merupakan ciri utama untuk membedakan setiap jenis bunga. Sistem membaca *input* yang berupa citra bunga dan mengenali jenis bunga berdasarkan pola bentuknya. Untuk mengetahui pola bentuk dari suatu jenis bunga, dapat dilakukan proses ekstraksi fitur untuk mengekstraksi ciri atau informasi dari citra bunga. Kemudian dilakukan proses klasifikasi untuk mengelompokkan jenis bunga berdasarkan kemiripan ciri yang dimilikinya. Setiap bunga yang memiliki bentuk yang sama

biasanya dikelompokkan dalam sejenis. Namun, jenis bunga yang berbeda bisa saja memiliki bentuk yang hampir sama.

Klasifikasi dalam pengenalan jenis bunga merupakan suatu tugas yang cukup sulit karena kesamaan bentuk yang cukup dekat di antara kelas atau jenis bunga yang berbeda. Ketika citra bunga yang dikelompokkan memiliki bentuk bunga yang hampir sama tetapi jenisnya beda, hal ini jelas akan menyebabkan kebingungan antarkelas.

Principal Component Analysis (PCA) merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk ekstraksi fitur bentuk pada citra bunga. PCA mampu mengidentifikasi sendiri ciri-ciri dari sebuah objek tanpa membutuhkan *input* yang berupa deskripsi dari objek tersebut. Algoritma PCA banyak digunakan pada proses ekstraksi fitur dalam suatu sistem pengenalan pola, misalnya sistem pengenalan wajah. Tujuan utama PCA adalah mengurangi dimensi dari suatu set data (Jolliffe, 2002). PCA digunakan untuk mengambil ciri atau informasi penting dari suatu objek yang diolah dan mereduksi dimensi dari suatu data atau objek yang diobservasi tanpa menghilangkan informasi penting dari objek tersebut.

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) adalah suatu sistem pemrosesan informasi yang mencoba meniru kinerja otak manusia. JST banyak digunakan untuk diaplikasikan pada penyelesaian suatu masalah yang berkaitan dengan identifikasi, prediksi, dan pengenalan pola. JST sering digunakan untuk proses klasifikasi, terutama JST *Backpropagation* yang merupakan algoritma pembelajaran yang paling populer (Prasetyo, 2014). JST *Backpropagation* memperkecil tingkat *error* pembelajaran dengan cara memperbarui dan menyesuaikan bobot dalam jaringan berdasarkan perbedaan *output* dan target yang diinginkan.

Berdasarkan permasalahan dan penjelasan di atas, maka dilakukan penelitian tentang pengenalan jenis bunga dengan judul

“Pengenalan Jenis Bunga Menggunakan *Principal Component Analysis* dan Jaringan Syaraf Tiruan” yang bertujuan untuk menerapkan Metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dalam mengelompokkan jenis bunga berdasarkan fitur bentuk bunga yang diekstraksi dengan menggunakan Metode PCA.

2. TINJAUAN PUSTAKA

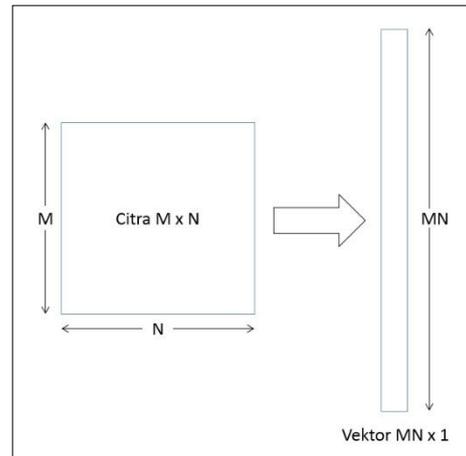
Principal Component Analysis

Principal Component Analysis (PCA) merupakan suatu teknik yang dapat digunakan untuk reduksi dimensi, kompresi data *lossy*, ekstraksi fitur, representasi objek dalam citra, dan visualisasi data (Jolliffe, 2002). PCA merepresentasikan sebuah objek pada citra dengan mengubah intensitas *pixel* pada citra menjadi sekumpulan vektor karakteristik yang dikenal dengan nama *Principal Component* (PC).

PCA mampu mengidentifikasi sendiri ciri-ciri dari sebuah objek tanpa membutuhkan *input* yang berupa deskripsi dari objek tersebut. Algoritma PCA banyak digunakan pada proses ekstraksi fitur dalam suatu sistem pengenalan pola, misalnya sistem pengenalan wajah. Tujuan utama PCA adalah mengurangi dimensi dari suatu set data (Jolliffe, 2002). PCA digunakan untuk mengambil ciri atau informasi penting dari suatu objek yang diolah dan mereduksi dimensi dari suatu data atau objek yang diobservasi tanpa menghilangkan informasi penting dari objek tersebut.

Algoritma PCA (Sandhu, 2009; Paul dkk., 2012; Herfina, 2013):

1. Citra 2D ditransformasikan menjadi vektor, seperti yang dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Transformasi citra $M \times N$ menjadi vektor $MN \times 1$

Suatu citra yang berukuran $M \times N$ ditransformasikan menjadi vektor $MN \times 1$. Misal, citra dengan ukuran 256×256 *pixels* ditransformasikan menjadi vektor 65536×1 .

2. Mengumpulkan data dalam bentuk matriks $N \times M$

Nilai-nilai citra vektor dikumpulkan ke dalam bentuk matriks $N \times M$ seperti berikut:

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1M} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2M} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ X_{N1} & X_{N2} & \dots & X_{NM} \end{bmatrix}$$

dengan M adalah banyaknya citra dan X_{NM} adalah nilai vektor ke- N pada citra M .

3. Menghitung rata-rata:

$$\bar{x} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \dots \dots \dots (1)$$

dengan \bar{x} adalah nilai rata-rata, M adalah banyaknya citra, dan x_i adalah nilai vektor baris ke- i .

4. Menghitung selisih antara setiap nilai vektor citra dengan rata-rata:

$$\Phi_i = x_i - \bar{x} \dots \dots \dots (2)$$

Selisih antara setiap nilai vektor citra dengan rata-rata (Φ_i) dihitung dengan mengurangi setiap nilai vektor citra pada baris ke- i dengan nilai rata-rata.

$$A = \begin{bmatrix} X_{11} - \bar{x}_1 & X_{12} - \bar{x}_1 & \dots & X_{1M} - \bar{x}_1 \\ X_{21} - \bar{x}_2 & X_{22} - \bar{x}_2 & \dots & X_{2M} - \bar{x}_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{N1} - \bar{x}_i & X_{N2} - \bar{x}_i & \dots & X_{NM} - \bar{x}_i \end{bmatrix}$$

Atau

$$A = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \dots & \Phi_{1M} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} & \dots & \Phi_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_{N1} & \Phi_{N2} & \dots & \Phi_{NM} \end{bmatrix}$$

5. Menghitung matriks kovarian

Dari matriks $A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M]$, kumpulan nilai Φ setiap citra (matriks $N^2 \times M$), Hitung kovarian:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \dots \dots \dots (3)$$

6. Menghitung *eigenvectors* dan *eigenvalues* dari matriks kovarian

Persamaan untuk mendapatkan *eigenvalue*:

$$\det(\lambda I - C) = 0 \dots \dots \dots (4)$$

Jika λ adalah *eigenvalue*, maka *eigenvector* (x) yang bersesuaian dengan λ dapat dicari dengan persamaan:

$$(\lambda I - C)x = 0 \dots \dots \dots (5)$$

Perhitungan matriks kovarian $C = AA^T$, menghasilkan matriks C dengan ukuran matriks yang terlalu besar dan tidak praktis yaitu $N^2 \times N^2$, yang dihasilkan dari A (matriks $N^2 \times M$) dikali dengan A^T (matriks $M \times N^2$). Untuk itu, matriks C akan diganti dengan suatu matriks L , yaitu $L = A^T A$, yang akan menghasilkan matriks $M \times M$.

Untuk mendapatkan *eigenvectors* matriks C , perlu diketahui hubungan antara *eigenvalue* dan *eigenvector* yaitu seperti persamaan berikut:

$$Lx = \lambda x \dots \dots \dots (6)$$

dengan $L = A^T A$, x merupakan *eigenvectors* matriks L

$$A^T Ax = \lambda x$$

untuk memperoleh persamaan $Cu_i = \lambda u_i$, kedua ruas dikali dengan A

$$AA^T Ax = A\lambda x$$

$$CAx = \lambda Ax \quad (C = AA^T)$$

$$Cu_i = \lambda u_i$$

Dari persamaan di atas didapatkan *eigenvectors* matriks C adalah:

$$u_i = Ax_i \dots \dots \dots (7)$$

Keterangan:

u_i = *eigenvectors* matriks C

A = selisih antara setiap nilai vektor citra dengan rata-rata

x_i = *eigenvectors* matriks L

Matriks $C=AA^T$ (matriks $N^2 \times N^2$) dan matriks $L=A^T A$ (matriks $M \times M$) memiliki *eigenvalues* yang sama, dengan *eigenvalue* $\lambda \neq 0$.

Eigenvalues yang diperoleh akan diurutkan dan yang kurang dari ambang batas yang ditentukan akan dieliminasi. *Eigenvectors* disesuaikan dengan *eigenvalues*.

7. Mencari nilai komponen utama atau *Principal Component* (PC) dari suatu citra digunakan persamaan 8.

$$PC_x = u^T A_x \dots \dots \dots (8)$$

Keterangan:

PC_x = nilai komponen utama suatu citra

u^T = *eigenvectors transpose*

A_x = selisih antara nilai vektor suatu citra dengan rata-rata

Jaringan Syaraf Tiruan

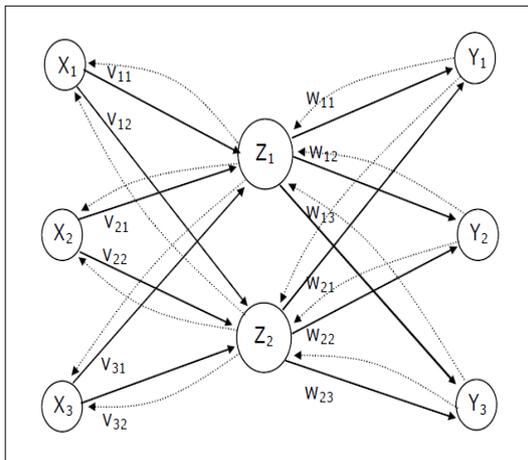
Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau *Artificial Neural Network* (ANN) merupakan suatu konsep rekayasa pengetahuan dalam bidang kecerdasan buatan yang didesain dengan mengadopsi sistem saraf manusia, yang pemrosesan utama sistem saraf manusia ada di otak (Prasetyo, 2014).

Backpropagation

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi (*supervised learning*) dan biasanya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya. Algoritma

Backpropagation menggunakan *error output* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). (Kusumadewi, 2003)

Arsitektur jaringan *Backpropagation* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Arsitektur jaringan *Backpropagation* (Kusumadewi, 2003)

Algoritma *Backpropagation*: (Kusumadewi, 2003)

1. Inisialisasi bobot (bobot awal diambil dengan nilai random yang cukup kecil).
2. *Feedforward*
 - a. Tiap-tiap unit *input* ($x_i, i=1,2,3,\dots,n$) menerima sinyal x_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan tersembunyi.
 - b. Tiap-tiap unit tersembunyi ($z_j, j=1,2,3,\dots,p$) menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot:

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i \cdot v_{ij} \dots\dots(9)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output*-nya:

$$z_j = f(z_in_j) \dots\dots(10)$$

dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan berikutnya (lapisan *output*).

- c. Tiap-tiap unit *output* ($y_k, k=1,2,3,\dots, m$) menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot.

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{i=1}^p z_i \cdot w_{jk} \dots\dots(11)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output*-nya:

$$y_k = f(y_in_k) \dots\dots\dots(12)$$

3. *Backpropagation*

- a. Tiap-tiap unit *output*-nya ($y_k, k=1,2,3,\dots,m$) menerima target pola yang berhubungan dengan pola *input* pembelajaran, hitung gradien *error*-nya:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k) \dots\dots(13)$$

hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai w_{jk}):

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \dots\dots\dots(14)$$

hitung juga koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai w_{0k}):

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \dots\dots\dots(15)$$

kirimkan δ_k ini ke unit-unit yang ada di lapisan tersembunyi sebelumnya.

- b. Tiap-tiap unit tersembunyi ($z_j, j=1,2,3,\dots,p$) menjumlahkan gradien *error* dari unit-unit yang berada pada lapisan berikutnya (lapisan *output*):

$$\delta_in_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \dots\dots\dots(16)$$

kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasinya untuk menghitung gradien *error* pada lapisan tersembunyi:

$$\delta_j = \delta_in_j f'(z_in_j) \dots\dots\dots(17)$$

kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai v_{ij}):

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_i x_i \dots\dots\dots(18)$$

hitung juga koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai v_{0j}):

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \dots\dots\dots(19)$$

- c. Tiap-tiap unit *output* (y_k , $k=1,2,3,\dots,m$) memperbaiki bias dan bobotnya ($i=1,2,3,\dots,p$):

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \dots (20)$$

Tiap-tiap unit tersembunyi (z_j , $j=1,2,3,\dots,p$) memperbaiki bias dan bobotnya ($i=0,1,2,\dots,n$):

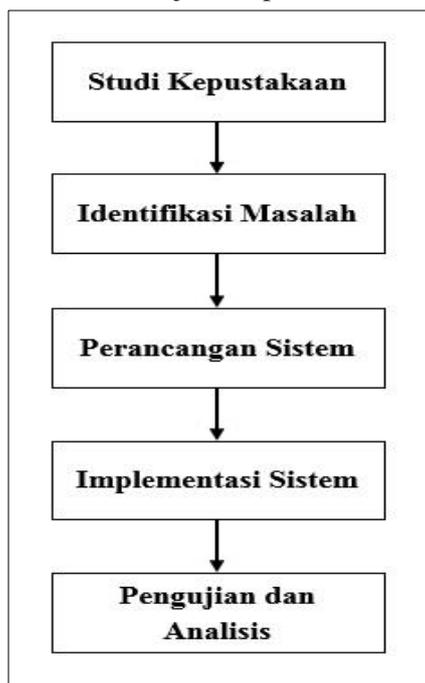
$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \dots (21)$$

4. Selama kondisi seperti *epoch* (jumlah iterasi) atau *target error* (*goal*) yang ditentukan belum tercapai, lakukan langkah 2 dan 3.

3. METODE PENELITIAN

Prosedur Penelitian

Tahapan penelitian yang dilaksanakan ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3 Tahapan penelitian

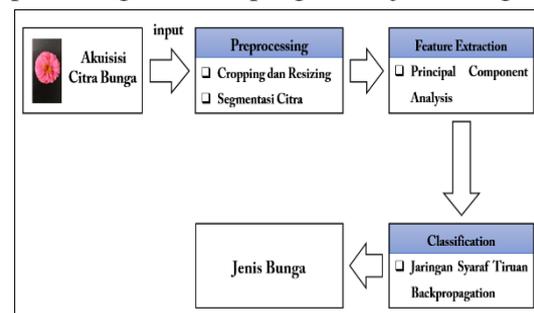
Perancangan Sistem

Tahap perancangan sistem memberikan gambaran jelas tentang bagaimana suatu sistem dibentuk dan menghasilkan rancang bangun yang lengkap, yang memenuhi kebutuhan pemakai sistem.

Sistem pengenalan jenis bunga secara umum terdiri dari:

1. Proses akuisisi citra,
2. *Preprocessing*,
3. Ekstraksi fitur (*feature extraction*), dan
4. Klasifikasi (*classification*).

Tujuan dari sistem pengenalan jenis bunga adalah untuk dapat mengenali jenis bunga dengan baik. Gambar 4 konsep perancangan sistem pengenalan jenis bunga.

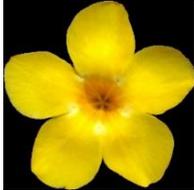


Gambar 4 Block diagram

Akuisisi Citra

Akuisisi citra merupakan proses pengambilan dan pengumpulan data citra yang diperlukan, baik dengan cara *capture* maupun *scan*. Akuisisi citra pada penelitian dilakukan dengan menggunakan kamera HP yang memiliki resolusi 13 MP. Sampel bunga yang digunakan sebagai objek dalam penelitian ini terdiri atas delapan jenis bunga, yaitu bunga allamanda, bunga cosmos kuning, bunga kamboja, bunga kamboja jepang, bunga pacar air, bunga ruellia, bunga tapak dara, dan bunga zinnia yang masing-masing jenis bunga diambil 60 bunga, kemudian di-*capture* dengan warna *background* yang sama, yaitu hitam. Sehingga, total keseluruhan citra bunga yang digunakan dalam penelitian adalah sebanyak 480 citra. Jenis bunga yang digunakan sebagai objek dalam penelitian dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Jenis bunga yang digunakan sebagai objek dalam penelitian

Jenis Bunga	
<p>Alamanda</p> 	<p>Kamboja jepang</p> 
<p>Cosmos kuning</p> 	<p>Zinnia</p> 
<p>Kamboja</p> 	<p>Ruellia</p> 
<p>Pacar air</p> 	<p>Tapak dara</p> 

Preprocessing

Preprocessing merupakan proses pengolahan citra sebelum dilakukan pengenalan pola. *Preprocessing* yang dilakukan pada penelitian adalah *cropping*, *resizing*, dan segmentasi citra.

1. *Cropping* dan *Resizing*

Cropping adalah proses pengolahan citra yang dilakukan dengan memotong suatu citra dan mengambil bagian yang diinginkan dari citra tersebut. Sedangkan, *Resizing* adalah proses pengolahan citra yang dilakukan untuk mengubah ukuran citra. Pada penelitian, citra bunga di-*crop* sesuai dengan objek bunga yang ada dalam citra, kemudian ukuran citra diubah menjadi 256×256 pixels.

2. Segmentasi Citra

Segmentasi Citra merupakan tahapan penting dalam proses pengenalan pola yang bertujuan untuk memisahkan antara objek (*foreground*) dengan *background*. Pada penelitian, segmentasi citra bunga dilakukan dengan menggunakan metode segmentasi citra dalam *color space* RGB.

Ekstraksi Fitur

Fitur merupakan karakteristik unik dari suatu objek. Ekstraksi fitur merupakan proses untuk mengambil ciri atau informasi dari suatu objek dalam citra. Pada penelitian ini, ekstraksi fitur bentuk bunga dilakukan dengan menggunakan Metode PCA. Secara umum, tahapan proses ekstraksi fitur bentuk bunga yang dilakukan adalah:

1. Konversi citra bunga RGB ke *grayscale* (citra 2D),
2. Mengimplementasikan algoritma PCA,
3. Menentukan banyak nilai PC yang akan digunakan sebagai variabel *input* dalam klasifikasi JST.

Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses pengelompokan objek ke dalam kelas yang sesuai. Pada penelitian ini, proses klasifikasi dilakukan untuk mengelompokkan jenis bunga berdasarkan fitur bentuk bunga dengan menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. Proses klasifikasi pada sistem terdiri dari dua fase, yaitu fase pelatihan dan fase pengujian.

Tahapan proses klasifikasi pada fase pelatihan:

1. Menentukan variabel data *input* dan target pelatihan,
2. Menentukan jumlah *hidden layer* dan jumlah neuron pada *hidden layer*,
3. Membangun arsitektur jaringan,
4. Menentukan nilai parameter JST yang mempengaruhi proses pelatihan,
5. Melakukan pelatihan jaringan,
6. Menghitung akurasi dan nilai MSE.

Tahapan proses klasifikasi pada fase pengujian:

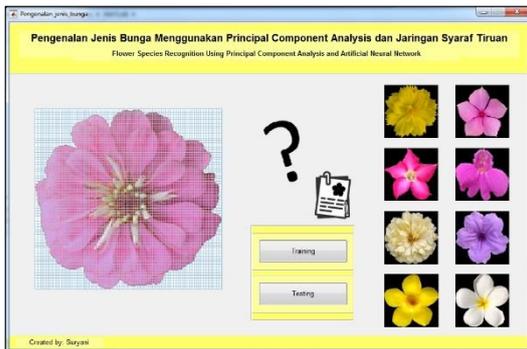
1. Menentukan variabel data *input*,
2. Memanggil jaringan yang telah dibangun pada proses pelatihan,
3. Melakukan pengujian dan menghasilkan *output* berupa jenis bunga,
4. Menghitung nilai akurasi sistem pengenalan jenis bunga.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Sistem

Tahap implementasi sistem dilakukan untuk menyelesaikan hasil perancangan sistem agar siap untuk dioperasikan.

Gambar 5 merupakan tampilan halaman utama ketika sistem pengenalan jenis bunga dijalankan.



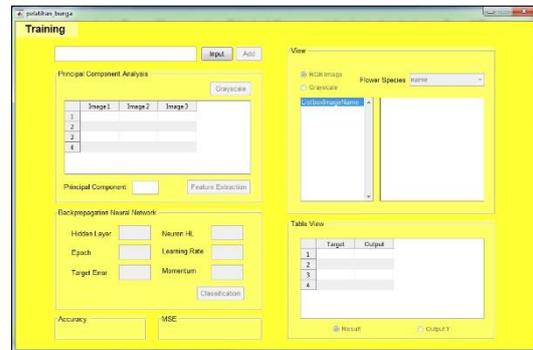
Gambar 5 Tampilan halaman utama sistem pengenalan jenis bunga

Gambar 6 merupakan tampilan halaman untuk *input* data jenis bunga yang dilatih.

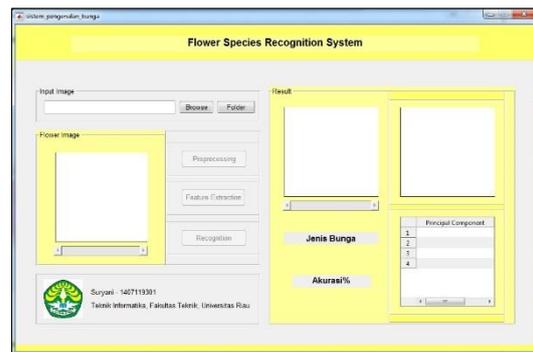


Gambar 6 Tampilan halaman *input* data bunga

Proses pengenalan jenis bunga terdiri dari dua tahap, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengenalan. Gambar 7 dan Gambar 8 merupakan tampilan halaman pelatihan dan pengenalan.

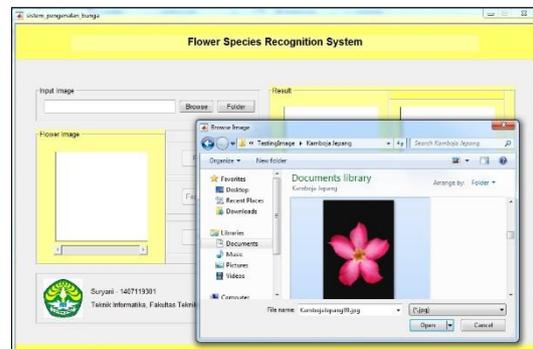


Gambar 7 Tampilan halaman pelatihan

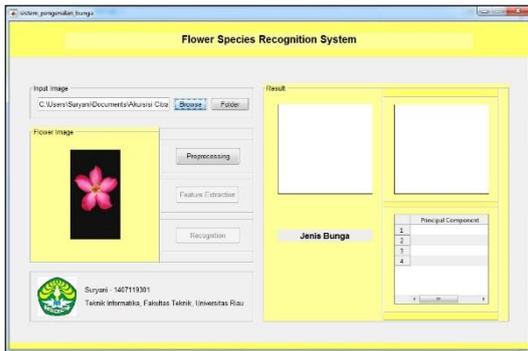


Gambar 8 Tampilan halaman pengenalan

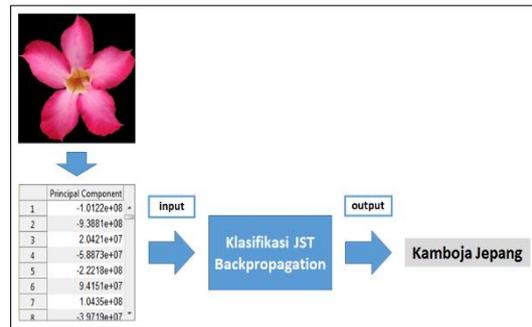
Proses pengenalan suatu citra bunga dapat dilihat pada gambar dimulai dari Gambar 9 sampai Gambar 15, dan Gambar 16 akan ditampilkan ketika *user* mengklik nama bunga dari hasil pengenalan.



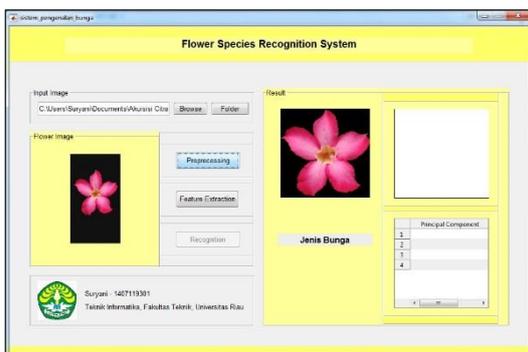
Gambar 9 Proses *input* citra uji



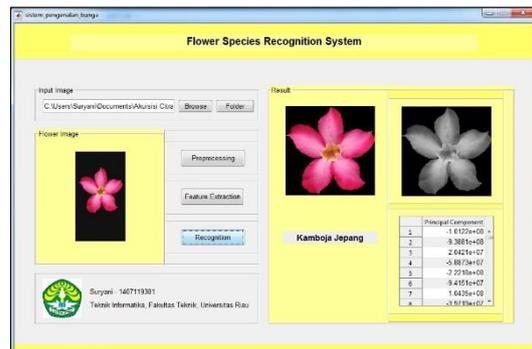
Gambar 10 Tampilan citra bunga yang di-*input*-kan pada halaman pengenalan



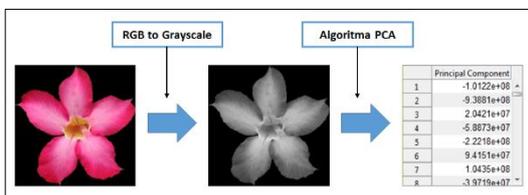
Gambar 14 Proses klasifikasi



Gambar 11 Tampilan citra bunga hasil *preprocessing* pada halaman pengenalan



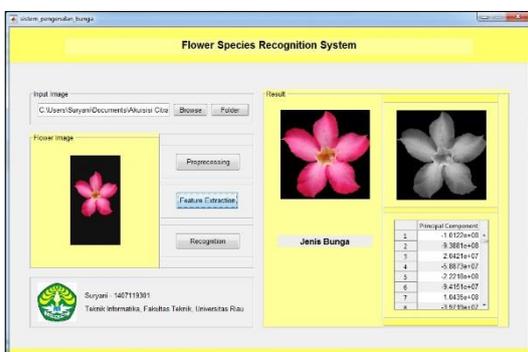
Gambar 15 Tampilan hasil proses klasifikasi pada halaman pengenalan



Gambar 12 Proses ekstraksi fitur



Gambar 16 Tampilan informasi tentang bunga kamboja jepang



Gambar 13 Tampilan halaman pengenalan setelah dilakukan proses ekstraksi fitur

Pengujian dan Analisis

Tahap pengujian dan analisis dilakukan untuk mencari tahu nilai parameter dan arsitektur jaringan yang optimal untuk sistem, yang dapat mengenali jenis bunga dengan baik.

Pengujian yang dilakukan pada sistem pengenalan jenis bunga ini menggunakan data citra bunga sebanyak 480 buah citra yang terdiri dari 280 citra bunga untuk dilatih dan 200 citra bunga untuk diuji.

Data citra latih dari setiap jenis bunga ada 35 buah citra, sedangkan data citra uji dari setiap jenis bunga ada 25 buah citra.

Setiap citra bunga yang diproses dengan algoritma PCA akan menghasilkan 279 nilai PC atau vektor karakteristik dari citra bunga. Banyaknya nilai PC yang dihasilkan bergantung pada jumlah citra latih yang digunakan dan nilai ambang batas yang ditentukan. Nilai PC dari citra bunga akan digunakan sebagai variabel *input* dalam proses klasifikasi JST. Pada pengujian yang dilakukan semua nilai PC (sebanyak 279) akan digunakan sebagai variabel *input* dalam proses klasifikasi JST sehingga jaringan memiliki jumlah neuron dalam lapisan *input* sebanyak 279 buah neuron. Proses klasifikasi JST terdiri dari delapan target pengelompokkan (bunga alamanda, bunga cosmos kuning, bunga kamboja, bunga kamboja jepang, bunga pacar air, bunga ruellia, bunga tapak dara, dan bunga zinnia) sehingga jumlah neuron yang digunakan dalam lapisan *output* jaringan adalah sebanyak 8 buah neuron.

Tabel 2 menunjukkan hasil klasifikasi pada data citra latih dengan variasi jumlah lapisan tersembunyi dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan nilai *learning rate* = 0,1, *momentum* = 0,95, *target error* = 0,001, dan *epoch* = 5000, yang dilakukan untuk mencari jumlah lapisan tersembunyi dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi yang optimal untuk sistem pengenalan jenis bunga ini.

Tabel 2 Hasil pelatihan dengan variasi jumlah lapisan tersembunyi dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi

Jumlah neuron dalam <i>hidden layer</i>	<i>Hidden layer</i>	Akurasi (%)
70	1	81,0714%
	2	90,7143%
	3	96,7857%

	4	96,0714%
	5	83,5714%
75	1	95,7143%
	2	88,2143%
	3	94,2857%
	4	68,5714%
	5	96,0714%
80	1	66,0714%
	2	91,4286%
	3	92,8571%
	4	97,1429%
	5	90,7143%
85	1	85%
	2	90%
	3	93,5714%
	4	96,7857%
	5	93,2143%
90	1	71,0714%
	2	94,2857%
	3	94,2857%
	4	97,1429%
	5	96,4286%
95	1	57,8571%
	2	95,7143%
	3	99,2857%
	4	81,4286%
	5	86,4286%
100	1	73,9286%
	2	97,5%
	3	96,0714%
	4	96,4286%
	5	95,3571%
105	1	71,7857%
	2	98,2143%
	3	96,4286%
	4	98,5714%
	5	98,2143%
110	1	87,8571%
	2	97,8571%
	3	84,6429%
	4	98,2143%
	5	87,5%
115	1	78,2143%
	2	85,7143%

	3	97,5%
	4	97,8571%
	5	98,2143%
120	1	70,3571%
	2	96,0714%
	3	100%
	4	80,3571%
	5	98,2143%
125	1	100%
	2	96,4286%
	3	95,7143%
	4	96,4286%
	5	98,9286%
130	1	68,5714%
	2	100%
	3	96,7857%
	4	99,2857%
	5	97,8571%
135	1	72,5%
	2	97,1429%
	3	99,6429%
	4	94,6429%
	5	96,7857%

Hasil klasifikasi pada data citra latih selama pelatihan menunjukkan bahwa akurasi hasil klasifikasi tertinggi yang didapatkan adalah 100%, yang terdapat pada jaringan dengan jumlah lapisan tersembunyi adalah 1, 2, dan 3 dan masing-masing jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi adalah 125 untuk jumlah lapisan tersembunyi = 1, 130 untuk jumlah lapisan tersembunyi = 2, dan 120 untuk jumlah lapisan tersembunyi = 3. Kemudian, untuk mendapatkan jumlah lapisan tersembunyi dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi yang optimal dilakukan pengujian pada data citra uji dengan menggunakan jumlah lapisan tersembunyi dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi yang menghasilkan akurasi hasil klasifikasi tertinggi yang didapatkan dari proses pelatihan sebelumnya, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil pengenalan pada data citra latih dan data citra uji untuk mencari arsitektur jaringan yang optimal

<i>Hidden layer</i>	Jumlah neuron dalam <i>hidden layer</i>	Pengenalan (%)	
		Citra latih	Citra uji
1	125	100	97%
2	130	100	86,5%
3	120	100	83,5%

Tabel 3 menunjukkan bahwa untuk nilai *learning rate* = 0,1, *momentum* = 0,95, *target error* = 0,001, dan *epoch* = 5000, arsitektur jaringan yang optimal untuk sistem adalah arsitektur jaringan dengan jumlah lapisan tersembunyi = 1 dan jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi = 125.

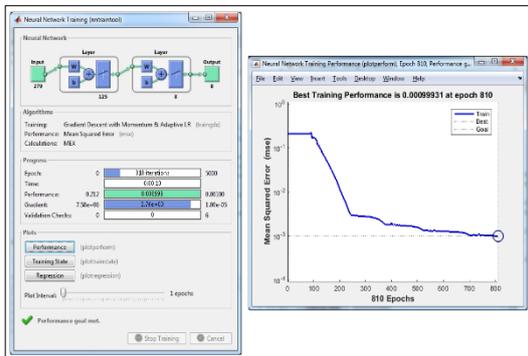
Selanjutnya, untuk mendapatkan nilai *momentum* dan *learning rate* yang optimal dapat dilakukan pengujian pada data citra latih dan citra uji, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil pengenalan pada data citra latih dan data citra uji dengan variasi nilai *momentum* dan *learning rate*

<i>Momentum</i>	<i>Learning rate</i>	Pengenalan (%)	
		Citra latih	Citra uji
0,9	0,05	100%	96,5%
	0,1	100%	95,5%
	0,2	100%	95,5%
	0,3	100%	96%
0,95	0,05	100%	95,5%
	0,1	100%	97%
	0,2	100%	96%
	0,3	100%	95,5%
0,98	0,05	100%	96%
	0,1	100%	95,5%
	0,2	100%	94,5%
	0,3	100%	95%

Nilai *momentum* dan *learning rate* yang didapatkan dari pengujian ini, yang menghasilkan akurasi hasil pengenalan yang tinggi adalah 0,95 dan 0,1 dengan

menghasilkan akurasi hasil pengenalan pada citra latih sebesar 100% dan citra uji sebesar 97%.



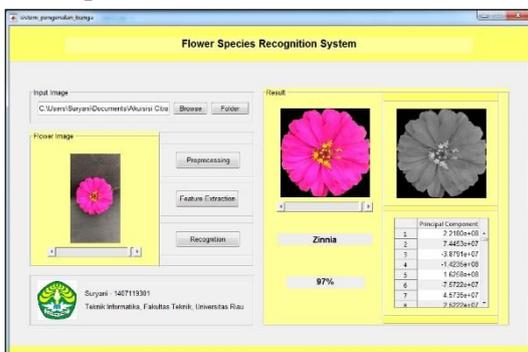
Gambar 17 Proses pelatihan dan grafik kinerja jaringan

Proses pelatihan berhenti pada saat kriteria MSE 0,000999 tercapai dengan iterasi dilakukan sebanyak 810 kali dan lama waktu pelatihan 00:00:10 (10 detik), dapat dilihat pada Gambar 17.

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, didapatkan nilai parameter dan arsitektur jaringan yang optimal untuk sistem pengenalan jenis bunga ini, yaitu:

- Jumlah iterasi (*epoch*): 5000
- Target *error*: 0,001
- Learning rate*: 0,1
- Momentum*: 0,95
- Jumlah *hidden layer*: 1
- Jumlah neuron dalam *hidden layer*: 125

Dari nilai parameter dan arsitektur jaringan optimal yang didapatkan, dilakukan pengujian pada data citra uji yang dapat dilihat pada Gambar 18.



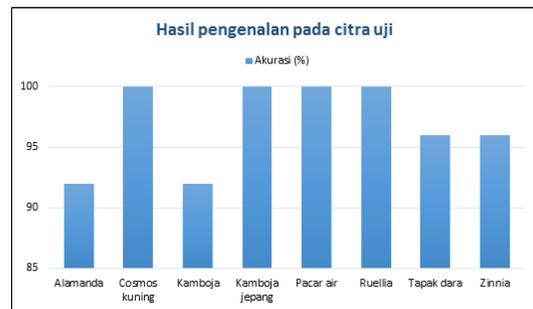
Gambar 18 Tampilan proses pengenalan data citra uji

Hasil pengenalan data citra uji dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil pengenalan data citra uji

Jenis bunga	Pengujian			Akurasi (%)
	Benar	Salah	Jumlah	
Alamanda	23	2	25	92%
Cosmos kuning	25	0	25	100%
Kamboja	23	2	25	92%
Kamboja jepang	25	0	25	100%
Pacar air	25	0	25	100%
Ruellia	25	0	25	100%
Tapak dara	24	1	25	96%
Zinnia	24	1	25	96%
Rata-rata				97%

Grafik hasil pengenalan data citra uji dapat dilihat pada Gambar 19.



Gambar 19 Grafik hasil pengenalan data citra uji

Sistem pengenalan jenis bunga yang menggunakan metode PCA dan JST *Backpropagation* ini dapat mengenali jenis bunga dengan rata-rata akurasi hasil pengenalan sebesar 97%.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Dari hasil penelitian dan pembahasan sebelumnya dapat disimpulkan bahwa:

- Metode *Principal Component Analysis* dan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* menunjukkan kinerja yang baik dalam sistem pengenalan jenis bunga.

2. Nilai parameter dan arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan yang optimal untuk sistem pengenalan jenis bunga ini adalah:
 - a. Jumlah iterasi (*epoch*): 5000
 - b. Target *error*: 0,001
 - c. *Learning rate*: 0,1
 - d. *Momentum*: 0,95
 - e. Jumlah lapisan tersembunyi: 1
 - f. Jumlah neuron dalam lapisan tersembunyi: 125
3. Rata-rata akurasi hasil pengenalan jenis bunga dari sistem pengenalan jenis bunga ini adalah sebesar 97%.

Saran

Penelitian pengenalan jenis bunga menggunakan *Principal Component Analysis* dan Jaringan Syaraf Tiruan ini mungkin masih memiliki kekurangan dan keterbatasan. Penulis memiliki beberapa saran untuk pengembangan penelitian pengenalan jenis bunga selanjutnya, yaitu:

1. Menambahkan jenis bunga yang lain selain delapan jenis bunga yang digunakan dalam penelitian ini.
2. Menggunakan metode segmentasi citra yang lebih kompleks lagi, agar citra bunga dapat diambil dengan latar (*background*) bebas.
3. Pengambilan citra bunga dapat dilakukan secara langsung dengan menggunakan sebuah kamera.

DAFTAR PUSTAKA

Herfina. 2013. *Pengenalan Pola Bentuk Bunga Menggunakan Principle Component Analysis dan K-NN*. Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia 2013, STMIK AMIKOM Yogyakarta. Vol. 1, No. 1.

- Jolliffe, I.T. 2002. *Principal Component Analysis Second Edition*. New York: Springer.
- Kusumadewi, Sri. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Paul, Liton Chandra dan Abdulla Al Sumam. 2012. *Face Recognition Using Principal Component Analysis Method*. International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET). Vol. 1, Issue 9.
- Prasetyo, Eko. 2014. *Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi.
- Sandhu, Parvinder S. dkk. 2009. *Face Recognition Using Eigen face Coefficients and Principal Component Analysis*. World Academy of Science, Engineering and Technology. International Journal of Computer and Information Engineering. Vol. 3, No. 4.