

## Klasifikasi Varietas Cabai Berdasarkan Morfologi Daun Menggunakan Backpropagation Neural Network

**Kharis Syaban\*<sup>1</sup>, Agus Harjoko<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Program Studi S2 Ilmu Komputer, FMIPA, UGM, Yogyakarta

<sup>2</sup>Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika, FMIPA UGM, Yogyakarta

e-mail: \*<sup>1</sup>[k.syaban@gmail.com](mailto:k.syaban@gmail.com), <sup>2</sup>[aharjoko@gmail.com](mailto:aharjoko@gmail.com)

### **Abstrak**

*Bila dibandingkan dengan metode pengklasifikasi yang lain seperti metode sel dan molekul biologi, menggunakan citra daun menjadi pilihan pertama dalam pengklasifikasian tumbuhan. Daun dapat dicirikan melalui bentuk, warna, dan teksturnya; Daun dapat memiliki warna yang bervariasi tergantung pada musim dan lokasi geografis. Selain itu, jenis tanaman yang sama pula dapat memiliki bentuk daun yang berbeda. Pada penelitian ini, ciri morfologi daun digunakan untuk mengenali varietas tanaman cabai. Adapun metode yang digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri adalah moment-invariant dan fitur dasar geometris. Untuk proses pengenalan berdasarkan ciri-ciri yang telah diekstrak, digunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma pembelajaran Backpropagation. Dari hasil pelatihan neural-network didapatkan akurasi terbaik dalam mengklasifikasi varietas cabai dengan menggunakan fitur uji minimum berupa aspect ratio, form factor, perimeter ratio of diameter untuk fitur morfologi digital dan fitur uji aspect ratio, moment-invariant ordo-2, moment-invariant ordo-3 untuk fitur gabungan morfologi digital dan moment-invariant. Dengan melakukan pengujian cross-validation dengan metode k-fold, didapatkan rata-rata akurasi klasifikasi sebesar 97,92% dengan nilai k=4.*

**Kata kunci**—daun, cabai, morfologi, moment-invariant, backpropagation.

### **Abstract**

*Compared with other methods of classifiers such as cellular and molecular biological methods, using the image of the leaves become the first choice in the classification of plants. The leaves can be characterized by shape, color, and texture; The leaves can have a color that varies depending on the season and geographical location. In addition, the same plant species also can have different leaf shapes. In this study, the morphological features of leaves used to identify varieties of pepper plants. The method used to perform feature extraction is a moment invariant and basic geometric features. For the process of recognition based on the features that have been extracted, used neural network methods with backpropagation learning algorithm. Based on neural network training process, the result has obtained the best accuracy while classifying varieties of chili by using the minimum feature test such as aspect ratio, form factor, perimeter ratio of diameter for digital morphological features only; and the other feature test such as aspect ratio, moment-invariant ordo-2, moment-invariant ordo-3 which is the combination form of digital morphological features and moment-invariant. According to validation test using k-fold cross validation, the result has obtained the best accuracy while trying to classify the varieties of chili in 97,92% with k=3.*

**Keywords**—leaf, chili, morphological, moment-invariant, backpropagation.

## 1. PENDAHULUAN

Menurut Direktorat Riset dan Inovasi Institut Pertanian Bogor (<http://dri.ipb.ac.id/pvt/>), varietas adalah sekelompok tanaman dari suatu jenis atau spesies yang ditandai oleh bentuk tanaman, pertumbuhan tanaman, daun, bunga, biji, dan ekspresi karakteristik genotype atau kombinasi genotype yang dapat membedakan dari jenis atau spesies yang sama dan sekurang-kurangnya terdapat satu sifat yang menentukan dan apabila diperbanyak tidak mengalami perubahan. Secara morfologi beberapa tanaman pasti memiliki kesamaan baik dalam hal bentuk batang, daun, bunga, dan sebagainya. Tetapi bila diamati susunan penampangnya, akan muncul perbedaan seperti ada tidaknya kambium, berkas pengangkut dan lain sebagainya.

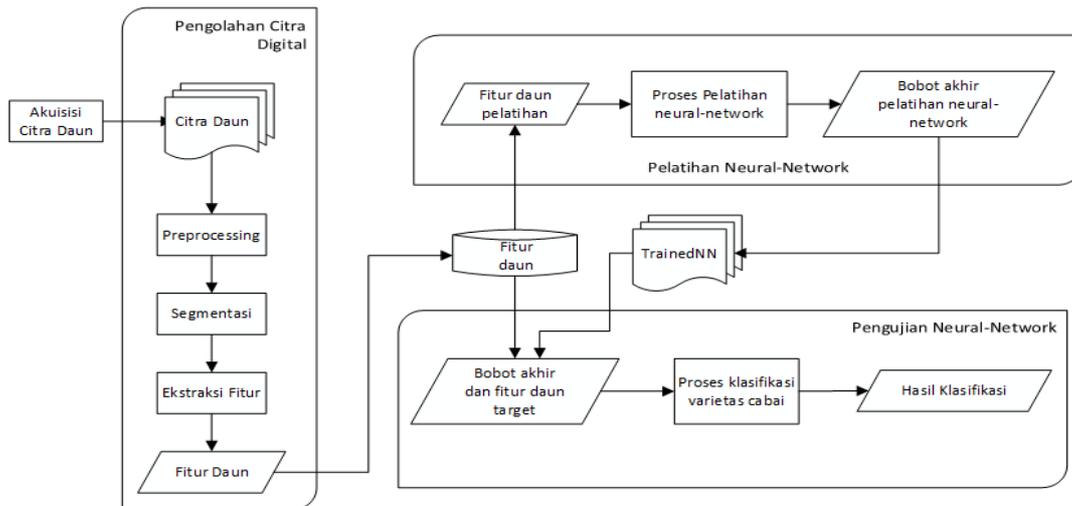
Bila dibandingkan dengan metode pengklasifikasi yang lain seperti metode sel dan molekul biologi, menggunakan citra daun menjadi pilihan pertama dalam pengklasifikasian tumbuhan. Citra daun dapat dengan mudah diolah dengan menggunakan komputer dan komputer dapat langsung mengekstrak fitur dengan menggunakan teknik pengolahan citra. Untuk menggambarkan bentuk daun, membutuhkan pendekatan khusus atau menyesuaikan pengambilan bentuk generik untuk kasus daun tertentu; Selain bentuk daun, spesies tanaman juga memiliki daun yang unik satu sama lain dengan karakteristik seperti tekstur dan tepian daun [1],[2],[3],[4].

Penelitian tentang pengenalan tanaman berdasarkan bentuk morfologi citra daun telah banyak dilakukan. Agmalaro [5] dalam penelitiannya tentang identifikasi tanaman buah tropika dengan menggunakan fitur tekstur pada daun dengan mengabaikan lebar dan luas daun, sedangkan Kadir [6] dalam penelitiannya mengkombinasikan fitur tekstur dengan fitur bentuk dan fitur warna. Berbeda dengan penelitian yang dilakukan oleh Xiang-Du [7] dalam mengklasifikasi tanaman, fitur warna diabaikan karena memiliki *reliability* yang rendah, hal ini dikarenakan perubahan yang bervariasi pada air, nutrisi, atmosfer, dan musim dapat mempengaruhi warna daun, sedangkan Danti [8] hanya mengambil ciri warna untuk melakukan identifikasi sayuran berdaun India. Ada 12 ciri warna yang didapatkan dari warna RGB dan HSI yang kemudian dijadikan sebagai input untuk Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* untuk melakukan pengklasifikasian dan pengidentifikasian.

Dari beberapa penelitian mengenai pengklasifikasian tanaman yang berkaitan dengan *computer vision* yang telah dibahas, menitik-beratkan menggunakan fitur bentuk dan tekstur dalam melakukan pengenalan tanaman berdasarkan morfologi dari daun. Pada penelitian ini, ciri bentuk dari citra daun digunakan untuk mengenali varian dari jenis tanaman cabai. Ciri warna tidak digunakan dalam penelitian ini karena mengingat hampir semua tanaman cabai memiliki daun berwarna hijau. Ciri bentuk yang dimaksud adalah ciri morfologi digital yang dikombinasikan dengan moment-invariant sebagai shape-descriptor dari daun. Hasil ekstraksi ciri dari citra daun dilatih dan kemudian dilakukan pengenalan variannya menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan metode pembelajaran *backpropagation*.

## 2. METODE PENELITIAN

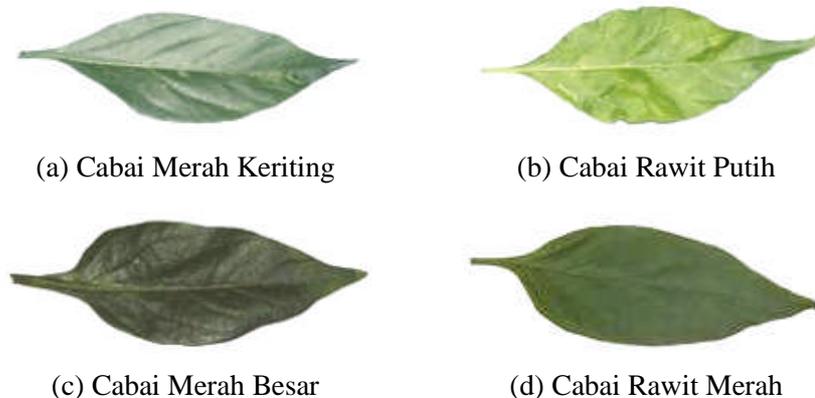
Pada proses klasifikasi ini dilakukan dua tahap pembelajaran yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Proses pelatihan dilakukan untuk mencari model klasifikasi (bobot hasil pelatihan) yang akan digunakan untuk proses klasifikasi. Tahap klasifikasi dilakukan untuk mengklasifikasikan data fitur yang disimpan sebagai dataset uji ke dalam kelas tertentu, penentuan kelas ini merupakan proses untuk identifikasi varietas cabai. Dataset yang digunakan pada proses pembelajaran *backpropagation* berasal dari fitur morfologi digital serta *moment-invariant* dari citra daun. Gambar 1 menampilkan alur kerja dari klasifikasi varietas cabai.



Gambar 1 Model klasifikasi varietas cabai

### 2.1 Akuisisi Citra

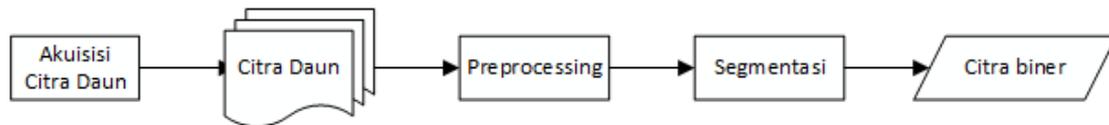
Proses akuisisi citra daun cabai dilakukan dengan menggunakan kamera digital. Pengambilan gambar daun cabai dilakukan di dalam ruangan yang sistem pencahayaannya cenderung lebih stabil. Pengambilan citra daun cabai dilakukan dengan menempatkan kamera di atas objek daun dan jarak kamera dengan objek tidak ditentukan dikarenakan ukuran daun dari masing-masing varietas cabai berbeda-beda. Sebuah kertas berwarna putih digunakan sebagai latar belakang dari objek daun. Varietas cabai yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 4 varietas yaitu cabai rawit putih, cabai rawit merah, cabai merah besar, dan cabai merah keriting. Adapun contoh hasil akuisisi citra tanaman cabai dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Citra akuisisi daun cabai

### 2.2 Segmentasi Citra

Untuk mendapatkan fitur bentuk, proses segmentasi dilakukan dengan cara mengubah citra menjadi citra biner yang ditunjukkan pada Gambar 3; di mana hasil dari segmentasi memisahkan objek daun dengan latar belakang dari objek. Pada citra biner yang dihasilkan, kemudian dilanjutkan dengan operasi morfologi citra antara lain proses *opening* dan *closing*. Operasi ini dimaksudkan untuk menutup lubang-lubang yang mungkin terdapat pada objek daun pada citra biner yang dapat mempengaruhi bentuk dari objek daun tersebut. Lubang-lubang yang terdapat pada objek daun pada citra biner dikarenakan pada beberapa daun memiliki bercak dan apabila proses pengambilan citra dilakukan pada saat cahaya yang sangat terang, maka pada beberapa bagian daun akan mengkilap dan hal ini mengakibatkan beberapa bagian daun memiliki nilai piksel yang sama dengan latar belakang.



Gambar 3 Diagram blok proses peningkatan kualitas citra

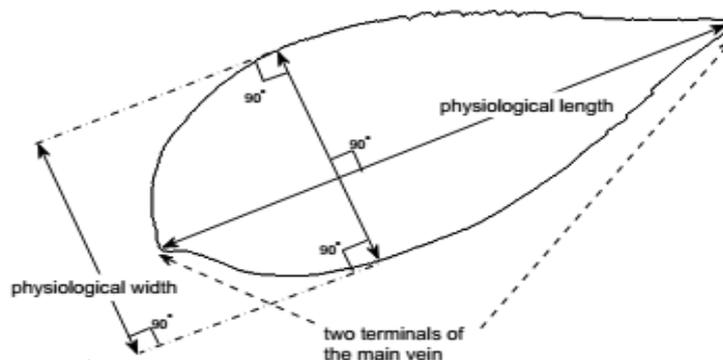
### 2.3 Ekstraksi Ciri

Proses ekstraksi ciri bertujuan untuk memperoleh karakteristik utama yang melekat pada suatu citra/objek yang dapat membedakan antara satu objek dengan objek lainnya. Pada penelitian ini, untuk menghasilkan ciri-ciri citra daun cabai digunakan metode *moment invariant* dan representasi morfologi digital untuk mendapatkan ciri bentuk.

#### 2.3.1 Morfologi digital daun

Dalam merepresentasikan morfologi digital dari daun, menurut Wu [1] yang pertama kali dilakukan adalah mendapatkan fitur geometri dasar dari daun yang terdiri dari:

- 1) *Diameter*: Didefinisikan sebagai jarak terjauh antara dua point pada garis tepi daun, dinyatakan dengan  $D$ .
- 2) *Physiological Length*: Didefinisikan sebagai jarak antara dua terminal pada citra daun, dinyatakan dengan  $L$ .
- 3) *Physiological Width*: Digambarkan sebagai garis yang tegak lurus dengan dua terminal utama, jarak maksimum diantara titik yang saling berpotongan didefinisikan sebagai *Physiological Width* yang dinotasikan dengan  $W$ . Karena koordinat dari piksel merupakan bentuk diskrit, dua garis dianggap *orthogonal* jika sudut yang dibentuk adalah  $90^\circ \pm 0.5^\circ$ . Keterkaitan antara *physiological length* dan *physiological width* dapat dilihat pada Gambar 4.
- 4) *Leaf Area*: Area didapatkan dengan menghitung banyaknya piksel yang bernilai 255 pada citra daun yang telah diperhalus (*smoothed*), dinotasikan dengan  $A$ .
- 5) *Leaf Perimeter*: Perimeter didapatkan dengan menghitung banyaknya piksel pada tepian citra daun, dinotasikan dengan  $P$ .



Gambar 4 Hubungan antara *physiological length* dan *physiological width*

Berdasarkan lima fitur geometri dasar yang telah dipaparkan, dapat didefinisikan beberapa fitur morfologi digital yang akan digunakan pada pengenalan daun antara lain [4]:

#### a) *Aspect ratio*:

*Aspect ratio* didefinisikan sebagai perbandingan *physiological length*  $L$  dan *physiological width*  $W$ , dinyatakan dengan persamaan (1).

$$\text{Aspect ratio} = \frac{L}{W} \quad (1)$$

b) *Form factor*:

*Form factor* menggambarkan perbedaan antara daun dan lingkaran, dinyatakan dengan persamaan (2).

$$\text{Form factor} = \frac{4\pi A}{P^2} \quad (2)$$

dengan  $A$  adalah *leaf area* dan  $P$  adalah *leaf perimeter*.

c) *Rectangularity*:

*Rectangularity* menggambarkan kemiripan antara daun dan persegi, yang didapat melalui persamaan (3).

$$\text{Rectangularity} = \frac{LW}{A} \quad (3)$$

dengan  $L$  dan  $W$ , masing-masing adalah *physiological length* dan *physiological width* dan  $A$  adalah *leaf area*

d) *Narrow factor*:

*Narrow factor* didefinisikan sebagai rasio antara diameter  $D$  dan *physiological length*  $L$  yang dinyatakan dengan persamaan (4).

$$\text{Narrow factor} = \frac{D}{L} \quad (4)$$

e) *Perimeter ratio of diameter*:

Rasio perimeter dengan diameter merupakan perbandingan antara perimeter daun  $P$  dan diameter daun  $D$ , dinyatakan dengan persamaan (5).

$$\text{Perimeter ratio of diameter} = \frac{P}{D} \quad (5)$$

f) *Perimeter ratio of Physiological Length and Physiological Width*:

Didefinisikan sebagai perbandingan perimeter daun dan total penjumlahan *physiological length*  $L$  dan *physiological width*  $W$ , dinyatakan dengan persamaan (6).

$$\text{Perimeter ratio of } L \& W = \frac{P}{(L+W)} \quad (6)$$

### 2.3.2 Moment Invariant

*Moment invariant* merupakan ciri yang tahan terhadap translasi, skalasi, dan rotasi. Himpunan tujuh elemen dari *moment invariant* akan digunakan di dalam penelitian ini. Ketujuh *moment invariant*  $\Phi$  tersebut didefinisikan dengan persamaan (7) [9].

$$\Phi_1 = (\eta_{20} + \eta_{02})$$

$$\Phi_2 = (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

$$\Phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$$

$$\Phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$$

$$\Phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + 3\eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} - \eta_{03})^2] \\ + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} - \eta_{03})^2]$$

$$\Phi_6 = (\eta_{20} - 3\eta_{20})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12}) - (\eta_{21} + \eta_{03})$$

$$\Phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (7)$$

Pada persamaan (7) memuat *normalized central moments*, yang dinotasikan dengan  $\eta_{pq}$  didefinisikan pada persamaan (8).

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma} \quad (8)$$

dengan nilai  $\gamma$  didapatkan melalui persamaan (9).

$$\gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (9)$$

Sementara  $\mu_{pq}$  merupakan moment pusat dari citra yang didapatkan dengan persamaan (10)

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (10)$$

dimana  $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$  dan  $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$  serta  $f(x, y)$  adalah nilai piksel citra pada kordinat  $(x, y)$ . Nilai  $\bar{x}$

dan  $\bar{y}$  juga memuat *moment of order* yang dilambangkan dengan  $m_{pq}$  yang didapatkan dengan persamaan (11).

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (11)$$

#### 2.4 Proses pelatihan dan pengujian

Proses pelatihan diawali dengan mengambil data ciri dan target neural-network dari masing-masing data ciri dari basis data, kemudian selanjutnya data tersebut dilatih menggunakan metode *neural-network* dengan algoritma pembelajaran *backpropagation*. Setelah proses pelatihan selesai, maka selanjutnya adalah menyimpan nilai-nilai bobot yang merupakan hasil dari pelatihan *neural-network*. Adapun algoritma pembelajaran *backpropagation neural-network* adalah sebagai berikut: [10]

a) Inisialisasi.

Inisiasi nilai bobot awal, nilai *learning rate*, error maksimal serta training set untuk proses pelatihan.

b) Penyajian data pelatihan

Untuk setiap data dalam sampel, lakukan proses *feed forward* dan *backward propagation* seperti dijelaskan di pada poin c dan d.

c) *Forward computation*

Sinyal yang terinduksi  $v_j^{(l)}(n)$  untuk *neuron j* pada *layer i* dinotasikan dengan persamaan (12).

$$v_j^{(l)}(n) = \sum_i w_{ji}^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \quad (12)$$

di mana  $y_i^{(l-1)}(n)$  merupakan *output* dari fungsi aktivasi dari *neuron i* pada *layer l-1* pada iterasi ke-n dan  $w_{ji}^{(l)}(n)$  adalah bobot dari *neuron j* pada *layer l* yang diberikan dari *neuron i* pada *layer l-1* dengan fungsi aktivasi sigmoid yang ditunjukkan pada persamaan (13). Untuk  $i = 0$ ,  $y_0^{(l-1)}(n) = +1$  dan  $w_{j0}^{(l)}(n) = b_j^{(l)}(n)$  adalah bias pada *neuron j* di *layer l*.

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-v)} \quad (13)$$

maka *output* sinyal dari *neuron j* pada *layer l* didefinisikan dengan persamaan (14).

$$y_j^{(l)} = \varphi_j(v_j(n)) \quad (14)$$

jika *neuron j* merupakan lapisan pertama dari *hidden layer* ( $l=1$ ), maka  $y_j^{(1)}(n) = x_j(n)$  di mana  $x_j(n)$  merupakan elemen ke- $j$  pada *input*  $x(n)$ . Jika *neuron j* merupakan *output layer* ( $l = L$ ) maka  $y_j^{(L)} = o_j(n)$ . Hitung *error* yang dihasilkan dengan menggunakan persamaan (15)

$$e_j(n) = d_j(n) - o_j(n) \quad (15)$$

dengan  $d_j(n)$  adalah elemen ke- $j$  dari *output layer* pada *response node*.

d) *Backward computation*

Hitung nilai  $\delta$  pada *neuron j* dari jaringan yang didefinisikan dengan persamaan (16).

$$\delta_j^{(l)}(n) = \begin{cases} e_j^{(l)} \varphi_j'(v_j^{(l)}(n)) & \text{pada output layer } L \\ \varphi_j'(v_j^{(l)}(n)) \sum_k \delta_k^{(l+1)}(n) w_{kj}^{(l+1)}(n) & \text{pada hidden layer } L \end{cases} \quad (16)$$

dimana  $\varphi'(\cdot)$  dinotasikan sebagai turunan dari fungsi aktivasi yang digunakan. Sesuaikan bobot *synaptic* dari jaringan pada *layer l* dengan persamaan (17).

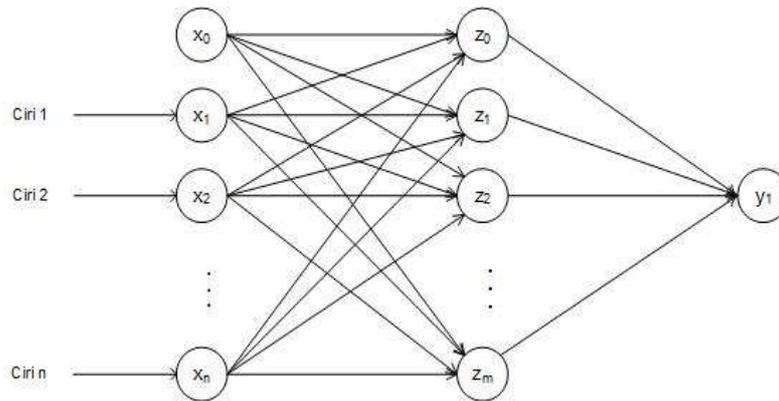
$$w_{ji}^{(l)}(n+1) = w_{ji}^{(l)}(n) + \alpha [\Delta w_{ji}^{(l-1)}(n)] + \eta \delta_j^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \quad (17)$$

dengan  $\eta$  merupakan parameter *learning rate* dan  $\alpha$  adalah *momentum* konstan.

e) *Iterasi*

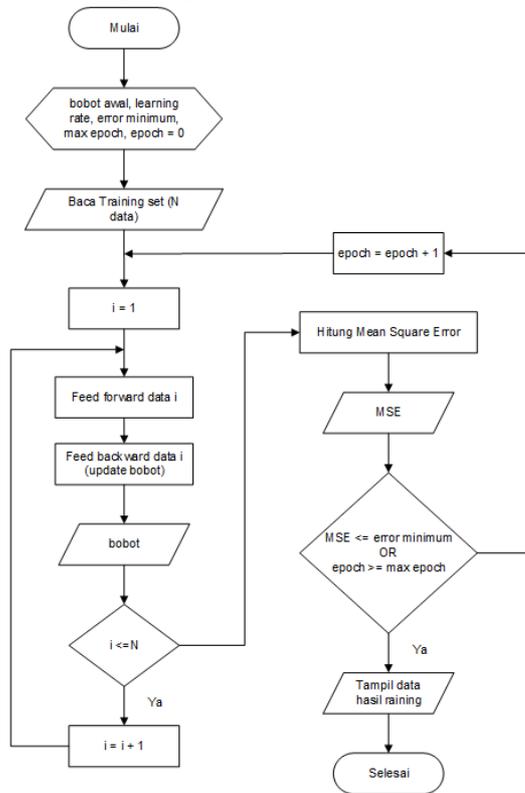
Iterasi perhitungan *feedward* dan *backward* pada poin c dan d dengan memberikan nilai epoch baru untuk pelatihan ke jaringan sampai kriteria berhenti yang ditentukan terpenuhi.

Langkah pertama yang dilakukan dalam pelatihan adalah menentukan parameter yang digunakan untuk melakukan pelatihan menggunakan JST termasuk didalamnya adalah jumlah data yang akan dilatih. Kemudian selanjutnya adalah mengambil data yang akan dilatih dari fitur bentuk dari daun dan data target JST, dimana data target JST ini digunakan untuk melakukan perhitungan nilai *error* pada saat proses pelatihan berlangsung. Parameter JST yang diberikan sebelum melakukan proses pelatihan data diantaranya nilai *error* minimum yang diatur pada nilai  $10^{-3}$  dan maksimal epoch diatur pada nilai 100000. Jumlah *neuron output layer* pada JST ditetapkan satu *neuron* karena disesuaikan dengan jumlah varietas cabai yang diteliti, yaitu *Capsicum Annum* dan *Capsicum Frutescens*; Sedangkan untuk jumlah *neuron hidden layer* dan *input layer*, selanjutnya dieksplorasi jumlah neuronnya untuk mendapatkan tingkat akurasi tertinggi. Adapun arsitektur JST yang digunakan, ditunjukkan pada *Gambar 5*; fitur bentuk dari hasil proses ekstraksi fitur yang terdiri dari enam fitur morfologi (*aspect ratio*, *form factor*, *rectangularity*, *narrow factor*, *perimeter ratio of diameter*, dan *perimeter ratio of physiological length and physiological width*), dan tujuh fitur *moment-invariant* (*ordo-1*, *ordo-2*, *ordo-3*, *ordo-4*, *ordo-5*, *ordo-6*, dan *ordo-7*) digunakan sebagai input pada arsitektur jaringan *backpropagation*;

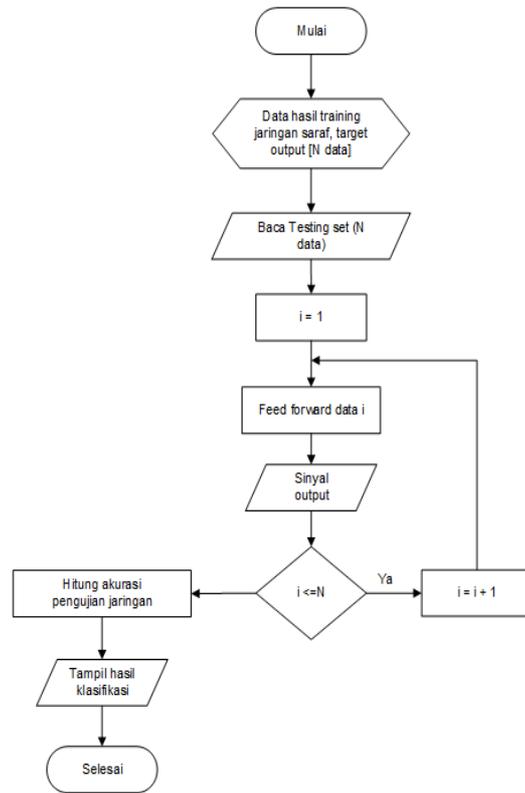


Gambar 5 Arsitektur jaringan saraf klasifikasi varietas cabai

Pada proses pelatihan JST yang ditunjukkan pada Gambar 6, keluaran dari proses ini berupa nilai bobot akhir dari JST yang merupakan data hasil pelatihan; kemudian nilai bobot akhir ini dan parameter yang digunakan dalam pelatihan akan disimpan ke basis data untuk digunakan pada proses klasifikasi varietas cabai.



Gambar 6 Proses pelatihan JST



Gambar 7 Proses klasifikasi varietas cabai

Berdasarkan Gambar 7, dari proses klasifikasi dapat diketahui tingkat akurasi dari model yang bangun. Untuk mendapatkan nilai akurasi, jumlah data yang berhasil dikenali atau memiliki kecocokan antara output JST dengan target yang sudah ditentukan dibagi dengan jumlah keseluruhan data yang diuji seperti yang ditunjukkan oleh persamaan (18).

$$Akurasi = \frac{total\ data\ uji\ benar}{total\ data\ uji} \tag{18}$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Beberapa uji coba dilakukan pada penelitian ini, untuk mengetahui fitur minimal yang dapat digunakan dalam mengklasifikasikan varietas cabai dengan pengukuran tingkat ketepatan klasifikasi data terhadap kelasnya. Pada pengujian ini, dari tigabelas fitur bentuk yang didapatkan akan dilakukan eksplorasi pencarian fitur minimum untuk proses klasifikasi varietas cabai; adapun parameter pelatihan *neural-network* yang akan digunakan adalah sebagai berikut: jumlah *neuron* pada *hidden layer* diatur pada nilai minimum yang ditentukan dalam eksplorasi ini yaitu berjumlah 5 *neuron*, selanjutnya adalah nilai maksimal *epoch* yang digunakan sebagai kondisi pelatihan *neural-network* untuk berhenti apabila belum mencapai target *error* yang telah ditentukan yang diatur pada nilai 100000 sedangkan target *error* yang diharapkan tercapai selama proses pelatihan adalah 0.001.

Tahap pelatihan akan dicoba menggunakan variasi fitur dengan komposisi 75 data untuk masing-masing varietas. Variasi fitur yang digunakan terdiri dari 3 (tiga) variasi yaitu, fitur morfologi digital, fitur *moment-invariant*, dan gabungan fitur *moment-invariant* dan morfologi digital. Hasil pelatihan *neural-network* menggunakan variasi fitur untuk masing-masing sampel data latih akan dijelaskan sebagai berikut.

Fitur morfologi digital yang akan dieksplorasi berupa fitur *aspect ratio*, *form factor*, *rectangularity*, *perimeter ratio of diameter*, serta *perimeter ratio of physiological length and width*. Fitur *narrow factor* tidak disertakan dalam eksplorasi ini dikarenakan selama proses ekstraksi fitur daun untuk semua varietas bernilai 1.0 sehingga tidak disertakan dalam proses eksplorasi. Dengan memvariasikan fitur morfologi sebagai input *neural network*, didapatkan hasil pelatihan *neural-network* yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1 Hasil pelatihan JST dengan variasi fitur morfologi digital

Fitur morfologi digital	Node Input	Error training
<i>aspect ratio</i>	1	0,006
<i>aspect ratio, form factor</i>	2	0,026
<i>aspect ratio, form factor, perimeter ratio of diameter</i>	3	0,001
<i>aspect ratio, form factor, rectangularity, perimeter ratio of diameter</i>	4	0,001
<i>aspect ratio, form factor, rectangularity, perimeter ratio of diameter, perimeter ratio of LpWp</i>	5	0,001

Dari hasil pelatihan yang ditunjukkan oleh Tabel 1 dengan memvariasikan jumlah input yang digunakan dalam proses pelatihan didapatkan hasil pelatihan terbaik dengan variasi fitur uji minimum dengan tiga unit input berupa kombinasi fitur *aspect ratio*, *form factor*, dan *perimeter ratio of diameter*. Dengan tahapan yang sama untuk proses eksplorasi fitur uji morfologi digital, didapatkan hasil pelatihan untuk variasi fitur uji *moment-invariant* yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil pelatihan JST dengan variasi fitur *moment-invariant*

Fitur <i>moment-invariant</i>	Node Input	Error training
<i>Moment invariant ordo-2</i>	1	0,0446
<i>Moment invariant ordo-2, Moment invariant ordo-3</i>	2	0,0098
<i>Moment invariant ordo-1, Moment invariant ordo-2, Moment invariant ordo-3</i>	3	0,0086
<i>Moment invariant ordo-1, Moment invariant ordo-3, Moment invariant ordo-5, Moment invariant ordo-7</i>	4	0,0086

Berdasarkan Tabel 2 dengan memvariasikan fitur moment-invariant sebagai unit input JST, didapatkan hasil pelatihan terbaik dengan variasi fitur uji berupa *moment-invariant* ordo 1 ( $\phi_1$ ), ordo 2 ( $\phi_2$ ), dan ordo 3 ( $\phi_3$ ) dengan error pelatihan sebesar 0,0086. Berbeda dengan hasil *training* yang diperlihatkan pada Tabel 1, hasil *training* yang ditunjukkan pada Tabel 2 belum mencapai target yang diinginkan yaitu proses pelatihan mencapai error minimum 0,001.

Setelah dilakukan proses eksplorasi fitur untuk masing-masing fitur digital morfologi dan moment-invariant, selanjutnya akan dilakukan *training neural-network* dengan menggabungkan fitur digital morfologi dengan fitur *moment-invariant*. Hasil dari proses *training* dengan menggabungkan fitur morfologi digital dan moment-invariant dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil *training* JST dengan variasi fitur morfologi digital dan *moment-invariant*

Variasi Fitur Uji		node input	error training
morfologi digital	moment invariant		
<i>aspect ratio</i>	<i>moment invariant ordo-3, moment invariant ordo-4</i>	3	0,002
<i>aspect ratio</i>	<i>moment invariant ordo-2, moment invariant ordo-3</i>	3	0,001
<i>aspect ratio</i>	<i>moment invariant ordo-1, moment invariant ordo-2, moment invariant ordo-3</i>	4	0,001
<i>aspect ratio</i>	<i>moment invariant ordo-1, moment invariant ordo-2, moment invariant ordo-3, moment invariant ordo-4</i>	5	0,001
<i>perimeter ratio of diameter, perimeter ratio of LpWp</i>	<i>moment invariant ordo-2</i>	3	0,0011
<i>aspect ratio, form factor</i>	<i>moment invariant ordo-1, moment invariant ordo-2</i>	4	0,0012
<i>aspect ratio, form factor, perimeter ratio of diameter</i>	<i>moment invariant ordo-1, moment invariant ordo-2</i>	5	0,001
<i>aspect ratio, form factor, rectangularity, perimeter ratio of diameter</i>	<i>moment invariant ordo-1, moment invariant ordo-2</i>	6	0,001
<i>aspect ratio, form factor, rectangularity, perimeter ratio of diameter, perimeter ratio of LpWp</i>	<i>moment invariant ordo-1, moment invariant ordo-2</i>	7	0,001

Berdasarkan Tabel 3, secara keseluruhan proses pelatihan mencapai *error training* yang diinginkan yaitu 0,001 untuk semua fitur uji dengan variasi jumlah unit input *neural-network*. Dari hasil pelatihan tersebut didapatkan dua variasi fitur uji minimum yang dapat digunakan dalam klasifikasi varietas cabai yaitu kombinasi fitur [*aspect ratio, moment-invariant ordo-2, moment-invariant ordo-3*].

Setelah melakukan proses *training* untuk mencari fitur minimum dalam mengklasifikasi varietas cabai, selanjutnya akan dilakukan validasi pengujian dengan teknik *k-fold cross validation*. Pengujian dilakukan dengan menggabungkan hasil ekstraksi fitur data latih dan data test yang telah diekstrak fiturnya sebanyak 188 citra untuk keseluruhan varietas cabai. Validasi dilakukan sebanyak 3 kali untuk mengukur keakuratan data; Pengukuran kinerja *classifier*

dilakukan dengan menghitung jumlah data uji yang diprediksi benar dibagi dengan jumlah data uji sesuai persamaan (18). Parameter *neural-network* yang digunakan pada pengujian *cross validation* ini diatur dengan nilai *learning rate* 0,2 dan 5 *neuron* pada *hidden layer* dengan maksimal *epoch* diatur pada nilai 100000. Hasil pengujian dengan *k-fold cross validation* dengan  $k=3$  untuk masing-masing dataset dengan fitur uji [*aspect ratio, form factor, perimeter ratio of diameter, moment-invariant ordo-1, moment-invariant ordo-2*] dan tingkat *error* minimal sebesar  $10^{-3}$  ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4 Hasil pengujian klasifikasi menggunakan *cross validation*

Pengujian ke-i	Data Latih	Data Uji	Akurasi (%)
1	D2, D3	D1	100
2	D1, D3	D2	100
3	D1, D2	D3	93.57

Hasil rata-rata akurasi untuk pengujian *k-fold cross validation* dihitung dengan menjumlahkan akurasi klasifikasi untuk setiap eksperimen dibagi dengan jumlah eksperimen yang dilakukan; Rata-rata akurasi yang didapatkan sebesar 97,92%. untuk pengujian *k-fold cross validation* dengan  $k=3$ .

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis hasil penelitian dan simulasi pengujian model klasifikasi varietas cabai menggunakan morfologi daun, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Proses pelatihan JST mendapatkan hasil akurasi terbaik dengan *error* dalam mengklasifikasi varietas cabai dengan nilai *error training*  $10^{-3}$  didapatkan ketika menggunakan fitur [*aspect ratio, form factor, perimeter ratio of diameter*] untuk fitur morfologi digital dan [*aspect ratio, moment-invariant ordo-2, moment-invariant ordo-3*] untuk gabungan fitur morfologi digital dan fitur *moment-invariant* sebagai unit input JST.
2. Hasil validasi pengujian *k-fold cross validation* dengan  $k=3$  menggunakan gabungan fitur morfologi dan *moment-invariant* sebagai unit input berupa *aspect ratio, form factor, perimeter ratio of diameter, moment-invariant ordo-1, moment-invariant ordo-2* menghasilkan rata-rata akurasi 97,92%.

#### 5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang didapatkan, perlu dilakukan pertimbangan sebagai berikut:

1. Perlunya suatu metode yang dapat digunakan untuk meningkatkan performa proses segmentasi agar bayangan daun pada citra tidak mempengaruhi bentuk asli daun pada citra hasil segmentasi biner.
2. Perlunya dikembangkan sistem klasifikasi varietas cabai yang bukan hanya didasarkan pada daun, tapi gabungan antara daun, bunga, dan batang agar memberikan informasi dengan tingkat kepercayaan yang tinggi.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. G. Wu, F. S. Bao, E. Y. Xu, Y.-X. Wang, Y. Chang, and Q. Xiang., 2007, A Leaf Recognition Algorithm for Plant Classification Using Probabilistic Neural Network, *Int. Symp. Signal Process. Inf. Technol.*, pp. 1–6,.
- [2] S. Mouine, I. Yahiaoui, and A. Verroust-blondet, 2013, A Shape-based Approach for Leaf Classification using Multiscale Triangular Representation., *ICMR*,.
- [3] T. Beghin, J. Cope, P. Remagnino, and S. Barman, 2010, Shape and texture based plant leaf classification,.
- [4] H. Syahputra and A. Harjoko, 2011, Klasifikasi Varietas Tanaman Kelengkeng Berdasarkan Morfologi Daun Menggunakan Backpropagation Neural Network dan Probabilistic Neural Network,” *IJCCS*, vol. 55281, pp. 11–16.
- [5] M. A. Agmaloro, A. Kustiyo, and A. R. Akbar, 2013, Identifikasi Tanaman Buah Tropika Berdasarkan Tekstur Permukaan Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan,” *Ilmu Komput. Agri-Informatika*, vol. 2, pp. 73–82,.
- [6] A. Kadir, L. E. Nugroho, A. Susanto, and P. I. Santosa, 2011, Leaf Classification Using Shape, Color, and Texture Features,” *Int. J. Comput. Trends Technol.*, pp. 225–230.
- [7] J. Du, X. Wang, and G. Zhang, 2007, Leaf shape based plant species recognition, *Appl. Math. Comput.*, vol. 185, pp. 883–893,.
- [8] A. Danti, M. Madgi, and B. S. Anami, 2012, Mean and Range Color Features Based Identification of Common Indian Leafy Vegetables, vol. 5, no. 3, pp. 151–160.
- [9] D. Putra, 2010, *Pengolahan Citra Digital*, I. Yogyakarta: ANDI,.
- [10] Haykin, S., 2005. *Neural Networks : A Comprehensive Foundation*. Singapore: Pearson Education.