

## Identifikasi Tanaman Buah Tropika Berdasarkan Tekstur Permukaan Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan

### *Tropical Fruit Plants Identification Based on Leaf Surface Texture Image Using Artificial Neural Network*

MUHAMMAD ASYHAR AGMALARO\*, AZIZ KUSTIYO, AURIZA RAHMAD AKBAR

#### Abstrak

Indonesia merupakan salah satu negara dengan keanekaragaman tanaman buah tropika yang cukup tinggi. Keanekaragaman tanaman buah tropika tersebut merupakan satu tantangan dalam melakukan identifikasi. Identifikasi tanaman dapat dilakukan berdasarkan buah, bunga, maupun daun. Identifikasi berdasarkan daun merupakan identifikasi yang lebih mudah dilakukan karena daun akan ada sepanjang masa, sedangkan bunga dan buah mungkin hanya ada pada waktu tertentu. Identifikasi tanaman menggunakan daun dapat dilakukan berdasarkan bentuk, tekstur, maupun warna citra daun tersebut. Pada penelitian ini, ekstraksi fitur *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) dari tekstur citra permukaan daun buah tropika digunakan sebagai *input* dari pelatihan Jaringan syaraf tiruan untuk proses identifikasi. Secara keseluruhan, pengujian dengan menggunakan *hidden neuron* sebanyak 7 menghasilkan hasil akurasi terbaik, yaitu 90%.

Kata kunci: buah tropika, daun, GLCM, jaringan syaraf tiruan, tekstur

#### Abstract

*Indonesia has high tropical fruit plants diversity. This diversity is a challenge in plants identification. Plants identification can be done based on fruit, flower, and leaf. Leaf-based identification is easier because leaf can be obtained all-season, while flower and fruit can be obtained only in certain period. Plant identification based on leaf can be done by using shape, texture, and color of the leaf image. In this study, gray level co-occurrence matrix (GLCM) feature extraction from the texture images of tropical plant's leaf surface were used as the input of neural network training for the identification process. Overall, the testing process using 7 hidden neurons produce the best results, with 90% accuracy.*

*Keywords: artificial neural network, GLCM, leaf, texture, tropical fruit*

## PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara dengan keanekaragaman tanaman buah tropika yang cukup tinggi. Hampir setiap daerah di Indonesia memiliki tanaman buah tropika yang khas dan mungkin saja tidak terdapat di negara lain. Tidak hanya keanekaragamannya saja, buah-buahan tropika yang tumbuh di Indonesia juga memiliki kandungan vitamin, nilai gizi yang sangat tinggi, dan masih banyak manfaat lainnya bagi kesehatan.

Kebutuhan akan konsumsi buah tropika dari hari ke hari semakin meningkat, tidak hanya permintaan pasar dalam negeri, tetapi juga pasar luar negeri. Hal ini diperlihatkan dengan nilai ekspor dan impor sektor tanaman tropika yang naik dalam kurun waktu satu dekade (Ashari 2006). Namun kenyataan yang terjadi, nilai impor untuk memenuhi permintaan tanaman buah tropika masih cukup tinggi dibandingkan nilai ekspor. Ini

menunjukkan bahwa potensi yang sangat besar dari tanaman buah tropika lokal di Indonesia masih belum dikembangkan dan dimanfaatkan dengan baik dan maksimal. Untuk meningkatkan potensi keanekaragaman sumber daya tanaman buah tropika, maka pengelolaan dan pemanfaatan keanekaragaman hayati yang baik sangat diperlukan. Mulai dari Pembibitan hingga pembuahan perlu terawasi dengan baik. Buah-buahan sebagai produk akhir harus memiliki daya saing sehingga memiliki kualitas, kuantitas dan harga efisien.

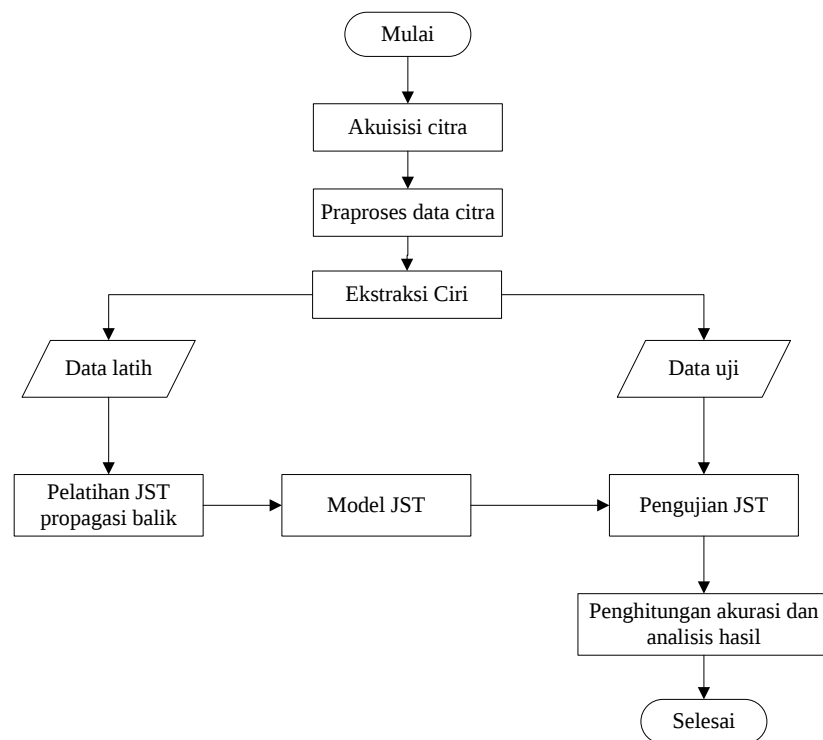
Buah dihasilkan melalui proses penyerbukan pada tanaman yang berkembang menjadi sistem bunga dan jaringannya, seperti daun buah (*capel*), bakal buah, dan membutuhkan waktu sebelum menjadi buah sempurna yang dapat dikonsumsi. Dengan demikian, dapat dikatakan tanaman buah tropika merupakan tanaman yang mempunyai sifat dan dikelola sebagai tanaman musiman/tahunan. Sebagai tanaman yang tumbuh di daerah tropis, tanaman buah tropika memiliki keanekaragaman yang cukup besar. Dengan keanekaragaman tersebut, klasifikasi tanaman buah tropika menjadi suatu tantangan untuk dilakukan. Cara yang paling umum untuk mengenali antara tanaman satu dan lainnya adalah dengan mengidentifikasi buah yang tumbuh pada tanaman. Akan tetapi cara ini masih dirasa kurang efektif karena tanaman buah tropika memerlukan waktu dalam periode musiman/tahunan untuk menghasilkan buah-buahan. Namun demikian, klasifikasi tanaman buah tropika dapat dilakukan dengan cara yang berbeda yaitu dengan mengidentifikasi daun. Klasifikasi berdasarkan daun merupakan cara alternatif dan paling efektif dilakukan karena daun akan ada sepanjang masa, sedangkan buah dan bunga mungkin hanya ada pada waktu tertentu.

Klasifikasi tanaman buah berdasarkan daun dapat dilakukan berdasarkan ciri-ciri morfologi berupa tekstur yang dapat diamati atau diukur dari daun maupun berdasarkan citra daun tersebut. Pada penelitian ini, akan dilakukan klasifikasi tanaman buah berdasarkan citra pola tekstur pada daun.

## METODE

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data beberapa jenis buah-buahan tropika yang diambil sampel citra daunnya masing-masing sebanyak lima belas kali. Lebar dan luas daun tidak diperhitungkan dalam pengolahan data. Tekstur menjadi dasar klasifikasi jenis buah-buahan tropika. Tekstur merupakan karakteristik intrinsik dari suatu citra yang terkait dengan tingkat kekasaran (*roughness*), granularitas (*granularity*), dan keteraturan (*regularity*) susunan struktural piksel. Aspek tekstural dari sebuah citra digunakan untuk membedakan sifat-sifat fisik permukaan objek suatu citra dan dapat dimanfaatkan sebagai dasar dari segmentasi, klasifikasi, maupun interpretasi citra. *Contrast*, *angular second moment* (ASM), entropi, *inverse difference moment* (IDM), *mean*, dan energi merupakan komponen-komponen untuk mengukur tekstur dari sebuah citra (Haralick *et al.* 1973).

Dalam penelitian ini hasil akuisisi pola tekstur pada citra daun akan dilakukan praproses dan ekstraksi ciri. Hasil praproses dan ekstraksi ciri dari citra kemudian dijadikan sebagai input dalam pelatihan menggunakan jaringan saraf tiruan sehingga menghasilkan model yang dapat menggambarkan properti dan mengklasifikasikan jenis dari buah-buahan tropika (Gambar 1).



Gambar 1 Diagram alir penelitian

### Akuisisi Citra

Pengambilan data dilakukan dengan menggunakan mikroskop digital. Citra dihasilkan dengan melakukan *capture* dari objek yang sangat kecil (orde mikro) untuk menghasilkan gambar digital yang memiliki resolusi tinggi. Proses *capture* menggunakan mikroskop digital akan memperlihatkan secara jelas dan detail tekstur dari citra.

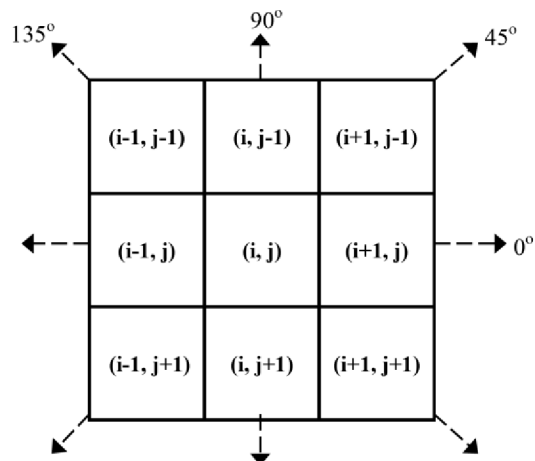
### Praproses Data Citra

Praproses adalah tahap yang bertujuan untuk meningkatkan kemungkinan dalam keberhasilan pada tahap selanjutnya yaitu pengolahan citra digital menjadi sebuah model klasifikasi. Pada umumnya citra hasil akuisisi tidak dapat digunakan langsung sebagai input pada proses klasifikasi. Oleh karena itu sebelum dilakukan klasifikasi, perlu dilakukan proses perbaikan citra, dan melakukan reduksi dimensi dari citra menggunakan metode *Principle Component Analysis* (PCA).

### Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan langkah awal dalam menentukan parameter sebagai interpretasi analisis tekstur citra. Proses ini berkaitan dengan kuantisasi karakteristik citra ke dalam sekelompok nilai ciri yang sesuai. Dalam penelitian ini dilakukan dengan matriks kookurensi, yaitu suatu matriks antara yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial.

Matriks Kookurensi  $P$ , menggambarkan pola ketetanggaan piksel dari suatu citra dengan jarak masing-masing ketetanggaan piksel,  $d$ . Secara spesifik, 1 matriks kookurensi menggambarkan piksel yang berdekatan antara satu dan lainnya secara horizontal,  $P^0$ . Namun dapat juga untuk berdekatan secara arah vertikal maupun diagonal dari masing-masing piksel dalam matriks kookurensi. Matriks dapat dinyatakan sebagai  $P^{90}$  untuk arah horizontal dan  $P^{45}$ , serta  $P^{135}$  untuk arah diagonal (Gambar 2).



Gambar 2 Matriks kookurensi

Elemen nilai dari matriks kookurensi dapat digunakan untuk menghitung ukuran komponen/parameter tekstural yang merepresentasikan tekstur citra yang diamati berupa fitur ciri. Haralick & Shanmugam 1973, menjelaskan ada empat belas fitur yang dapat diekstraksi dari matriks ko-okurensi, yaitu:

*Angular second moment (ASM)* menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra.

$$f_1 = \sum_i \sum_j \{p(i,j)\}^2 \quad (1)$$

*Contrast* menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, nilai kontrasan besar. Secara visual, nilai kontrasan adalah ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra.

$$f_2 = \sum_{n=0}^{N_x-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_x} p(i,j) \right\} \quad (2)$$

*Correlation* menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.

$$f_3 = \frac{\sum_i \sum_j (ij) p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3)$$

dengan,

$\mu_x$ : nilai rata-rata elemen kolom pada matriks  $Pd_0(i, j)$ .

$\mu_y$ : nilai rata-rata elemen baris pada matriks  $Pd_0(i, j)$ .

$\sigma_x$ : nilai standar deviasi elemen kolom pada matriks  $Pd_0(i, j)$ .

$\sigma_y$ : nilai standar deviasi elemen baris pada matriks  $Pd_0(i, j)$ .

*Sum of squares (SS)–variance*, menunjukkan variasi elemen-elemen matriks kookurensi. Citra dengan transisi derajat keabuan kecil akan memiliki varian yang kecil pula.

$$f_4 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i,j) \quad (4)$$

*Inverse difference moment (IDM)* menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki harga *IDM* yang besar.

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i-j)^2} p(i,j) \quad (5)$$

*Sum average (SA)*

$$f_6 = \sum_{i=2}^{2N_x} i p_{x+y}(i) \quad (6)$$

*Sum variance (SV)*

$$f_7 = \sum_{i=2}^{2N_x} (i - f_6)^2 p_{x+y}(i) \quad (7)$$

*Sum entropy*

$$f_8 = - \sum_{i=2}^{2N_x} p_{x+y}(i) \log \{p_{x+y}(i)\} \quad (8)$$

*Entropy* menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk.

$$f_9 = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log (p(i,j)) \quad (9)$$

*Difference variance (DV)*

$$f_{10} = \text{variance of } p_{x-y} \quad (10)$$

*Difference entropy (DE)*

$$f_{11} = - \sum_{i=0}^{N_x-1} p_{x-y}(i) \log \{p_{x-y}(i)\} \quad (11)$$

*Information measures of correlation 1 (IMC1)*

$$f_{12} = \frac{HXY - HXY1}{\max\{HX, HY\}} \quad (12)$$

*Information measures of correlation 2 (IMC2)*

$$f_{13} = (1 - \exp[-2.0(HXY2 - HXY)])^{1/2} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} HXY &= - \sum_i \sum_j p(i,j) \log(p(i,j)) \\ HXY1 &= - \sum_i \sum_j p(i,j) \log \{p_x(i) p_y(j)\} \\ HXY2 &= - \sum_i \sum_j p_x(i) p_y(j) \log \{p_x(i) p_y(j)\} \end{aligned}$$

*Maximal correlation coefficient (MCC)*

$$f_{14} = (2^{\text{nd}} \text{ largest eigenvalue of } Q)^{1/2} \quad (14)$$

dengan:

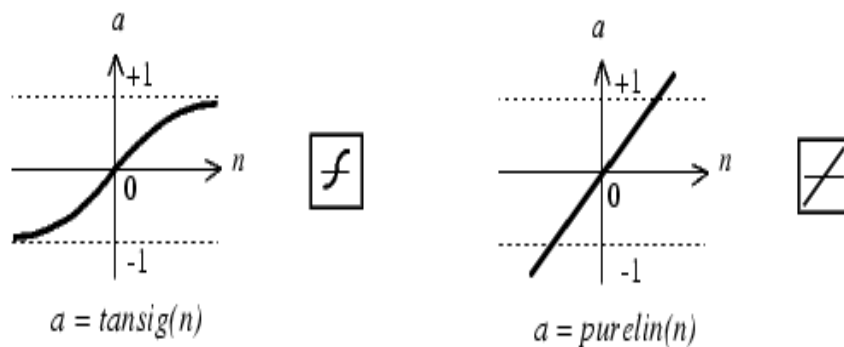
$$Q(i,j) = \sum_k \frac{p(i,k) p(j,k)}{p_x(i) p_y(k)}$$

### Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan

Sebelum dilakukan pelatihan, terlebih dahulu data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 4:1. Tahapan pelatihan dilakukan dengan memberikan data input kepada jaringan syaraf tiruan yang telah dibangun menggunakan kombinasi parameter awal. Parameter algoritme pelatihan jaringan syaraf tiruan yang akan digunakan mencakup banyaknya neuron tersembunyi, *learning rate* ( $\alpha$ ) dan fungsi aktivasi. Selama pelatihan akan digunakan beberapa nilai yang berbeda untuk setiap parameter tersebut, dan akan dipilih parameter yang memberikan akurasi klasifikasi terbaik. Metode inisialisasi nilai vektor bobot menggunakan nilai acak dengan arsitektur yang hanya terdiri dari satu lapisan tersembunyi (Fausett 1994).

Algoritme pelatihan yang digunakan pada JST adalah Levenberg-Marquardt (LM). Algoritme LM dirancang untuk mendekati kecepatan pelatihan orde kedua tanpa harus menghitung matriks Hessien. Kelemahan algoritme ini adalah membutuhkan matriks yang ukurannya besar untuk menyimpan hasil perhitungan aproksimasi matriks Hessien. Jika jumlah data latih cukup besar, dapat terjadi kegagalan karena kehabisan memori (Fu 1994).

Fungsi transfer yang dipakai adalah fungsi tangen-sigmoid (*tansig*) yang berbentuk hiperbola dan fungsi linear (*purelin*). Ilustrasi kedua fungsi transfer tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Fungsi transfer *tangen-sigmoid* (*tansig*) dan linear (*purelin*)

### Analisis Hasil

Analisis hasil dilakukan terhadap jaringan syaraf tiruan dengan akurasi klasifikasi tertinggi. Analisis tersebut mencakup analisis akurasi klasifikasi dan analisis kesalahan klasifikasi. Dari analisis terhadap hasil klasifikasi tersebut akan diperoleh gambaran prospek penggunaan citra pola daun hasil akuisisi dengan mikroskop digital sebagai dasar klasifikasi tumbuhan pada umumnya dan pada objek lain.

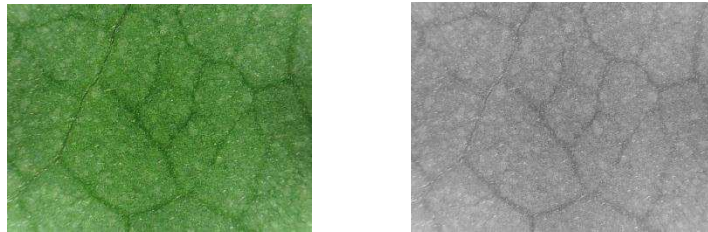
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Citra yang diuji

Percobaan dilakukan untuk mengidentifikasi tanaman buah tropika berdasarkan tekstur permukaan daun bagian bawah dari citra buah belimbing, jambu biji, mangga, nangka, dan sawo. Permukaan daun bagian bawah dipilih sebagai pengamatan terhadap tekstur dikarenakan pola yang terlihat lebih jelas bila dibandingkan bagian permukaan bagian atas daun saat dilakukan akuisisi citra menggunakan mikroskop digital. Permukaan tekstur daun dari lima tanaman buah tropika yang diambil masing-masing adalah sebanyak 10 citra: 8 citra digunakan sebagai data latih, dan 2 citra digunakan sebagai data uji.

### Pengubahan Citra menjadi Aras Keabuan

Tahapan selanjutnya adalah mengubah citra RGB menjadi citra aras keabuan seperti yang terlihat pada Gambar 4. Setelah mengubah bentuk citra menjadi aras keabuan, dengan demikian dapat dilakukan kuantisasi warna 8 level terhadap citra tanaman buah berukuran  $640 \times 480$  piksel dengan tingkat derajat keabuan 256.



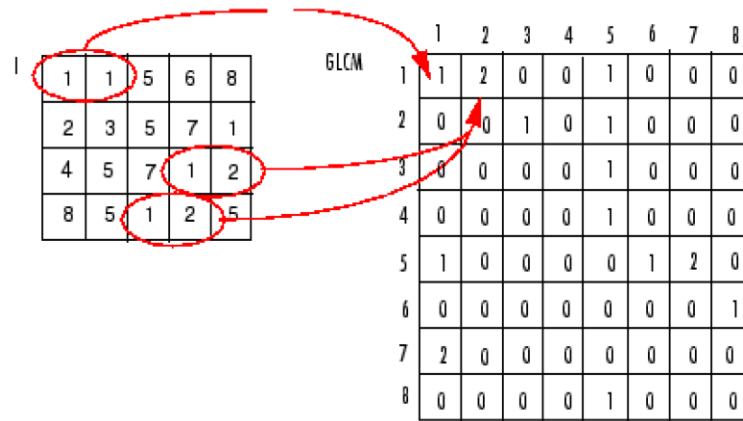
Gambar 4 Mengubah citra permukaan daun menjadi aras keabuan

### Ekstraksi Ciri dengan GLCM

Ekstraksi ciri bertujuan untuk mendapat informasi penting dari tekstur permukaan daun. Teknik ekstraksi ciri yang digunakan dalam penelitian ini adalah ekstraksi ciri metode GLCM. GLCM menggambarkan frekuensi munculnya pasangan antar 2 piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak serta orientasi sudut tertentu pada matriks citra. Pada penelitian ini jarak yang digunakan hanya sebesar 1, sedangkan sudut yang digunakan adalah  $0^\circ$ . Komponen/parameter yang didapatkan dari metode GLCM adalah sebanyak 13 fitur ciri yang merepresentasikan tekstur citra yang diamati. Untuk mendapatkan 13 fitur tersebut adalah dengan melakukan normalisasi dari matriks kookurensi hasil kuantisasi citra tekstur permukaan daun. Kuantisasi citra dilakukan dengan mengasosiasikan warna rata-rata dari menjadi tingkatan *grayscale* untuk mendapatkan matriks kookurensi berbentuk bujur-sangkar dengan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas piksel pada citra yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial. Matriks kookurensi yang dihasilkan dengan level 8 intensitas piksel (0 sampai 7, 0 merepresentasikan hitam dan 7 merepresentasikan putih) dan jarak antar piksel 1 adalah matriks kookurensi awal berukuran  $8 \times 8$  dengan arah orientasi yang digunakan sebesar  $0^\circ$ . Gambar 4 memperlihatkan proses pembentukan matriks kookurensi  $P^0$  dengan level 8 intensitas piksel ( $8 \times 8$ ) abu-abu dan arah orientasi  $0^\circ$ .

Pada penelitian ini, matriks kookurensi untuk level 8 intensitas piksel abu, didapatkan dengan menghitung jumlah piksel dengan ketatanganan arah  $0^\circ$  derajat dan berjarak  $d=1$ . Pada Gambar 5, piksel dengan intensitas keabuan bernilai 1 dan piksel yang juga memiliki intensitas sama bernilai 1 saling bersebelahan. Piksel tersebut berjumlah 1, sehingga pada matriks kookurensi pada elemen (1,1) diberi nilai 1. Sedangkan piksel dengan intensitas keabuan bernilai 1 dan piksel yang memiliki intensitas keabuan bernilai 2 yang saling bersebelahan pada citra berjumlah 2. Pada matriks kookurensi pada elemen (1,2) diberi nilai 2. Begitu juga dengan nilai-nilai intensitas piksel pada citra yang lain dihitung jumlah ketetanggaannya dan dimasukkan ke dalam matriks  $P^0$ .

Setelah semua nilai pada matriks kookurensi dihasilkan, selanjutnya nilai tersebut digunakan untuk mendapatkan 13 fitur ciri yang merepresentasikan tekstur citra yang diamati. Nilai dari hasil proses ekstraksi fitur ciri, selanjutnya akan dijadikan sebagai data masukan untuk dilatih menggunakan jaringan syaraf tiruan untuk mengenali pola inputan serta pasangan pola outputnya. Nilai-nilai dari  $X_1, X_2, \dots, X_{13}$ , akan dijadikan sebagai data input yang menunjukkan pola dari masing-masing citra permukaan daun untuk pelatihan JST agar dapat dilakukan identifikasi tanaman buah tropika.



Gambar 5 Matriks kookurensi level 8 intensitas Piksel

### Pelatihan JST

Arsitektur JST yang dibangun menggunakan 13 ciri tekstur sebagai masukannya. Ciri-ciri tersebut ialah: energi, korelasi, jumlah ragam, invers diferensial momen, entropi, jumlah rata-rata, jumlah entropi, jumlah ragam, diferensial ragam, kontras, diferensial entropi, dan ukuran informasi korelasi 1 dan 2 (Haralick 1973). Jumlah *hidden neuron* yang dicoba adalah 5, 7, 9, 11, dan 13 neuron, sehingga terdapat 5 arsitektur JST yang berbeda. Tiap arsitektur dicoba sebanyak 5 kali, sehingga terdapat 25 percobaan (5 ulanganx5 jumlah *hidden neuron*).

Hasil pertama adalah pengujian dengan memakai *hidden neuron* sebanyak 5 buah. Pengujian ini menghasilkan nilai akurasi keseluruhan 82%. Daun angka memiliki akurasi pengenalan terendah sebesar 70%. Hasil kedua adalah pengujian dengan memakai *hidden neuron* sebanyak 7 buah. Pengujian ini menghasilkan nilai akurasi keseluruhan yang paling tinggi, yaitu 90%. Hasil ketiga adalah pengujian dengan memakai *hidden neuron* sebanyak 9 buah. Pengujian ini menghasilkan nilai akurasi keseluruhan 86%. Daun angka sekali lagi memiliki akurasi pengenalan terendah sebesar 70%. Hasil selengkapnya untuk *hidden neuron* sebanyak 5, 7, dan 9 dapat dilihat pada Tabel 1.

Hasil keempat adalah pengujian dengan *hidden neuron* sebanyak 11 buah. Pengujian ini menghasilkan nilai akurasi keseluruhan yang sama dengan sebelumnya, yaitu 86%. Akan tetapi, pengenalan daun angka akurasinya turun menjadi hanya 50%. Pada hasil ini, daun angka ada yang salah dikenali sebagai daun sawo atau jambu biji. Hasil terakhir adalah pengujian dengan *hidden neuron* sebanyak 13 buah. Pengujian ini menghasilkan nilai akurasi keseluruhan yang lebih rendah, yaitu 78%. Daun angka pada pengujian kali ini lagi-lagi memiliki akurasi pengenalan yang terendah, sebesar 60%. Hasil selengkapnya untuk *hidden neuron* sebanyak 11 dan 13 dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 1 *Confusion matrix* JST pengenalan daun untuk *hidden neuron* sebanyak 5, 7 dan 9

| Kelas actual | Kelas prediksi  |   |   |   |   |                 |   |   |   |    |                 |   |   |   |   |
|--------------|-----------------|---|---|---|---|-----------------|---|---|---|----|-----------------|---|---|---|---|
|              | 5 Hidden Neuron |   |   |   |   | 7 Hidden Neuron |   |   |   |    | 9 Hidden Neuron |   |   |   |   |
|              | B               | J | M | N | S | B               | J | M | N | S  | B               | J | M | N | S |
| B            | 9               | 0 | 0 | 0 | 1 | 10              | 0 | 0 | 0 | 0  | 9               | 0 | 0 | 0 | 1 |
| J            | 0               | 8 | 0 | 1 | 1 | 0               | 8 | 0 | 1 | 1  | 0               | 9 | 0 | 1 | 0 |
| M            | 0               | 0 | 9 | 1 | 0 | 0               | 0 | 9 | 1 | 0  | 1               | 0 | 9 | 0 | 0 |
| N            | 1               | 0 | 1 | 7 | 1 | 1               | 1 | 0 | 8 | 0  | 0               | 0 | 1 | 7 | 2 |
| S            | 0               | 0 | 0 | 2 | 8 | 0               | 0 | 0 | 0 | 10 | 0               | 0 | 1 | 0 | 9 |

B: belimbing

J: jambu biji

M: mangga

N: angka

S: sawo

Tabel 2 *Confusion matrix* JST pengenalan daun untuk *hidden neuron* sebanyak 11, dan 13

| Kelas aktual | Kelas prediksi   |   |    |   |    |                  |   |   |   |   |
|--------------|------------------|---|----|---|----|------------------|---|---|---|---|
|              | 11 Hidden Neuron |   |    |   |    | 13 Hidden Neuron |   |   |   |   |
|              | B                | J | M  | N | S  | B                | J | M | N | S |
| B            | 10               | 0 | 0  | 0 | 0  | 9                | 0 | 0 | 0 | 1 |
| J            | 0                | 8 | 0  | 1 | 1  | 0                | 9 | 0 | 0 | 1 |
| M            | 0                | 0 | 10 | 0 | 0  | 0                | 0 | 8 | 2 | 0 |
| N            | 0                | 2 | 0  | 5 | 3  | 1                | 2 | 0 | 6 | 1 |
| S            | 0                | 0 | 0  | 0 | 10 | 2                | 1 | 0 | 0 | 7 |

B: belimbing      J: jambu biji      M: mangga      N: nangka      S: sawo

Akurasi tertinggi pengenalan buah tropika berdasarkan tekstur daun dengan menggunakan JST untuk semua *hidden neuron* yang telah dirata-ratakan ada pada tanaman buah belimbing yaitu sebesar 94%. Tanaman buah mangga juga memiliki akurasi yang baik yaitu sebesar 90%, diikuti dengan tanaman buah sawo dan jambu, masing masing sebesar 88% dan 84 %. Hasil akurasi terendah didapatkan pada pengujian terhadap tanaman buah nangka dengan rata-rata akurasi untuk setiap *hidden neuron*nya sebesar 66%. Model JST yang dibangun tidak dapat mengenali dengan baik daun buah nangka, dan beberapa kali mengklasifikasikan buah nangka sebagai buah sawo dan buah jambu. Perbandingan citra tanaman buah nangka, jambu biji, dan sawo dapat dilihat pada Gambar 6.

Pengenalan tanaman buah berdasarkan daun pada nangka tidak memiliki akurasi yang cukup baik, mungkin dikarenakan pada saat akuisisi citra daun buah nangka tidak *tercapture* dengan baik, atau mungkin bisa disebabkan karena tekstur daun nangka sendiri yang memang memiliki kemiripan cukup tinggi dengan daun-daun tanaman lainnya, sehingga pengenalan berdasarkan tekstur saja belum bisa menjadi acuan untuk mengenali tanaman buah nangka dengan tanaman buah tropika lainnya. Untuk itu klasifikasi tanaman buah berdasarkan daun selanjutnya, bisa dikombinasikan dengan bentuk (*shape*) atau warna dari daun, selain menggunakan tekstur saja sebagai fitur pengenalan cirinya.

Pengujian tidak dilanjutkan dengan menggunakan *hidden neuron* lebih banyak karena dapat dilihat bahwa semakin banyak *hidden neuron* yang ditambahkan maka akurasi akan semakin turun. Akurasi terbaik didapat pada saat *hidden neuron* yang dipakai berjumlah 7 buah. Secara keseluruhan, hasil pengujian dengan menggunakan *hidden neuron* sebanyak 7 menghasilkan hasil akurasi terbaik, yaitu 90%. Penambahan jumlah *hidden neuron* setelahnya tidak meningkatkan akurasi JST dalam mengenali citra daun (Gambar 7).



Nangka

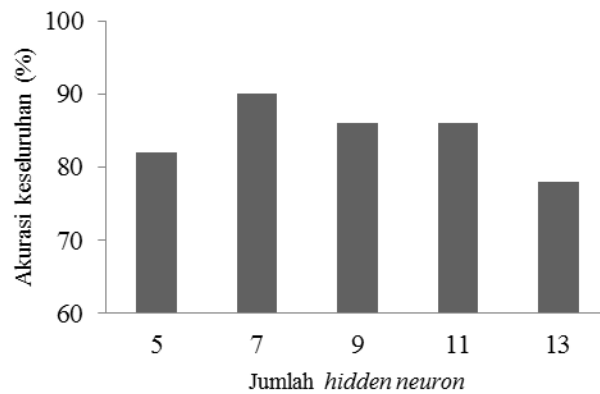


Jambu biji



Sawo

Gambar 6 Perbandingan hasil akuisisi citra dau tanaman buah nangka, jambu biji dan sawo



Gambar 7 Perbandingan akurasi JST

## SIMPULAN

Metode yang digunakan sangat baik untuk diimplementasikan dalam melakukan klasifikasi Permukaan daun Tanaman buah tropika berdasarkan pola tekstur dari tanaman buah tropika menggunakan JST. Akurasi tertinggi pengenalan buah tropika berdasarkan tekstur daun dengan menggunakan JST untuk semua *hidden neuron* yang telah dirata-ratakan ada pada tanaman buah Belimbing yaitu sebesar 94%, dan akurasi terendah didapatkan pada pengujian terhadap tanaman buah Nangka dengan rata-rata akurasi untuk setiap *hidden neuron*nya sebesar 66%. Secara keseluruhan, hasil pengujian untuk seluruh tanaman buah tropika dengan menggunakan *hidden neuron* sebanyak 7 menghasilkan hasil akurasi terbaik, yaitu 90%. Penambahan jumlah *hidden neuron* setelahnya tidak meningkatkan akurasi JST dalam mengenali citra daun.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ash, Ellis B, Hickey LJ, Johnson K, Wilf P, Wing S. 1999. *Manual of Leaf Architecture-Morphological Description and Categorization of Dicotyledonous and Net-Veined Monocotyledonous Angio-Sperms b Leaf Architecture Working Grup*. Washington (US): Smithsonian Institution
- Ashari S. 2006. Meningkatkan Keunggulan Bebuahan Tropis. Yogyakarta (ID): Andi.
- Fausett L. 1994. *Fundamentals of Neural Network, Architecture, Algoritm and Application*. London (UK): Printice-Hall.
- Fu LM. 1994. *Neural Networks in Computer Intelligence*. New York (US): McGraw-Hill
- Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein IH. 1973. Textural features for image classification. *IEEE Transac, SMC-3*:610-621.