

## Klasifikasi Kematangan Buah Manggis Ekspor dan Lokal Berdasarkan Warna dan Tekstur Menggunakan *Fuzzy Neural Network*

### *Classification of Export and Local Mangosteen Maturity Based on Color and Texture Based using Fuzzy Neural Network*

RETNO NUGROHO WHIDHIASIH<sup>1\*</sup>, SUGI GURITMAN<sup>2</sup>, PRAPTO TRI SUPRIO<sup>2</sup>

#### Abstrak

*Fuzzy neural network* (FNN) memiliki kemampuan untuk melakukan klasifikasi terhadap suatu pola yang berada di dalam dua kelas yang tidak dapat diklasifikasi menggunakan model klasifikasi klasik *neural network* (NN). Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi buah manggis segar secara non-destruktif dengan menggunakan FNN. FNN yang dipakai menggunakan derajat keanggotaan pada *neuron output* sebagai target pembelajaran. Parameter *input* yang digunakan adalah komponen warna hasil dari pengolahan citra yang mempunyai pengaruh terhadap tahap kematangan buah manggis dan tekstur. Hasil pemodelan FNN menjadi 2 kelas target klasifikasi (ekspor dan lokal) mendapatkan model terbaik dengan fitur penduga indeks warna merah, hijau, biru, *value*,  $a^*$ ,  $u^*$ ,  $v^*$ , dan entropi dengan 5 *neuron* pada lapisan tersembunyi. Perbandingan persentase akurasi model FNN dan NN ialah 90:90, dengan perbandingan kemampuan pengenalan terhadap kelas ekspor dan lokal ialah 92:100 dan 89:75.

Kata kunci: *fuzzy neural network*, klasifikasi, manggis, *non-destructive grading*, pengenalan pola

#### Abstract

*Fuzzy neural network* (FNN) has a capability to classify a pattern located within two different classes where a classical *neural network* (NN) is failed to do so. The objective of this research is to develop an model for non-destructive classification of fresh mangosteen using Fuzzy Neural Network. The fuzzy pattern classification is using membership degree on the output of neuron as learning target. The color component as the result of image processing which influence the level of mangosteen's maturity is used as input parameter. The best result of FNN modeling is achieved on two classes of target classification (export and local) with the following predictor parameters: red, green and blue color index, *value*,  $a^*$ ,  $u^*$ ,  $v^*$  and entropy with 5 neurons hidden layer. Percentage accuracy ratio of FNN model compared to NN is 90:90 respectively. Comparison of percentage capability of FNN against NN to identify the class export and local is 92:100 and 89:75 respectively.

Keyword : *classification*, *fuzzy neural network*, *mangosteen*, *non-destructive grading*, *pattern recognition*.

## PENDAHULUAN

*Neural network* (NN) yang menggunakan algoritme pembelajaran *backpropagation* pada saat ini digunakan secara luas untuk klasifikasi pola. Algoritme tersebut hanya memberikan satu kelas *output* dari masing-masing pola *input* dengan asumsi bahwa batasan kelas telah didefinisikan dengan baik. Namun, dalam situasi nyata dapat terjadi batasan kelas yang *overlapping*, dimana suatu pola *input* dapat menjadi anggota lebih dari satu kelas. Untuk mengatasi keterbatasan algoritme tersebut, digunakan pendekatan klasifikasi *fuzzy* ke dalam algoritme *backpropagation* yang disebut *fuzzy neural network* (Pal dan Mitra 1992).

<sup>1</sup>Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, Bogor 16680

<sup>2</sup>Departemen Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, Bogor 16680

\*Penulis korespondensi: Tel/Faks: 0251-8625584; Surel: [retnonw@gmail.com](mailto:retnonw@gmail.com)

*Fuzzy neural network* (FNN) merupakan suatu model yang dilatih menggunakan jaringan syaraf, namun struktur jaringannya diinterpretasikan dengan sekelompok aturan *fuzzy* (Kasabow 2002). Pada FNN parameter-parameter yang dimiliki oleh *neuron* dan bobot-bobot penghubung yang biasanya disajikan secara numeris, dapat diganti menggunakan parameter *fuzzy* (Lin 1996). Adakalanya *input* dan bobot bernilai *crisp*, sedangkan *output*-nya bernilai *fuzzy* (Mashinchi dan Shamsuddin 2009). Teknik ini akan digunakan untuk mengklasifikasi tahap kematangan buah manggis.

Mutu buah manggis (*Garnicia mangostana*) ditentukan oleh berbagai parameter di antaranya ialah parameter tingkat kematangan berdasarkan indeks warna. Klasifikasi kematangan buah manggis hasil panen secara nondestruktif berdasarkan pada standar prosedur operasi (SPO) manggis 2004 sangat diperlukan untuk mempertahankan mutu dan meningkatkan daya saing di pasaran. Pesatnya peningkatan volume ekspor manggis dari tahun ke tahun memerlukan kepercayaan pasar dalam hal mutu (Deptan 2004).

Tingkat kematangan buah manggis dapat diklasifikasikan berdasarkan pada komponen kualitas eksternal, yaitu warna dan tekstur kulit buahnya. Warna dianggap sebagai properti fisik dasar produk pertanian dan makanan, yang berkorelasi dengan sifat kimia dan indikator panca indera kualitas produk. Warna bahkan mempunyai peranan utama dalam penilaian mutu eksternal industri makanan (Abdullah *et al.* 2001). Tekstur akan membedakan sifat-sifat fisik permukaan suatu benda dalam citra. Entropi, kontras, energi, dan homogenitas merupakan komponen untuk mengukur tekstur dari sebuah citra (Haralick *et al.* 1973).

Ruang warna yang disarankan untuk kuantifikasi makanan dengan permukaan melengkung ialah  $L^*a^*b^*$  dan *hue, saturation, value* (HSV). Hal ini dikarenakan intensitas cahaya dalam ruang warna  $L^*a^*b^*$  kurang terpengaruh oleh bayang-bayang pada daerah kilau pada permukaan objek, sedangkan komponen *V* pada HSV merupakan komponen yang paling dipengaruhi oleh permukaan yang melengkung (Mendoza *et al.* 2006). Nilai  $a^*/b^*$  berkorelasi baik dengan pembentukan warna buah (Palapol *et al.* 2009). Peningkatan ketuaan pada buah belimbing dapat ditunjukkan oleh peningkatan komponen  $u^*$  pada  $L^*u^*v^*$  (Irmansyah 2009).

Penelitian yang berkaitan dengan pengenalan pola telah dilakukan menggunakan FNN dan *neural network* (NN), di antaranya oleh Pal dan Mitra (1992), Sarkar *et al.* (1998), Murquia (2002), Mendoza *et al.* (2006), dan Sandra (2007).

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi tingkat kematangan buah manggis menggunakan FNN berdasarkan warna dan tekstur. Parameter yang digunakan adalah warna RGB, HSV,  $L^*a^*b^*$ , dan  $L^*u^*v^*$  serta fitur tekstur yang meliputi fitur energi, kontras, homogenitas, dan entropi. Pemodelan yang dikembangkan merupakan pengembangan dari penelitian sebelumnya.

## METODE



Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa 125 buah citra buah manggis (*Garnicia mangostana*) Padang. Tahap kematangan buah pada data adalah 2 sampai 6 sehingga diperoleh 25 citra buah manggis di setiap tahap kematangan dengan ukuran buah yang tidak seragam. Diameter buah manggis tidak diperhitungkan dalam pengolahan data. Warna kulit menjadi dasar klasifikasi kematangan buah manggis pada penanganan pasca panen seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1 (Deptan 2004).

Penelitian ini terbagi menjadi dua tahapan, yaitu praproses dan pemodelan FNN. Praproses dilakukan untuk mendapatkan fitur-fitur yang berpengaruh terhadap tahap kematangan buah manggis sedangkan pemodelan FNN dilakukan untuk mendapatkan model yang optimum dari jaringan.

### Praproses Data

Data sampel citra buah manggis diolah menggunakan matlab R2009b untuk mendapatkan nilai RGB yang merupakan rata-rata dari keseluruhan piksel. Kemudian nilai

Tabel 1 Tahap kematangan manggis (Deptan 2004)

Tahap	Ciri
0	 <p>warna kulit buah kuning kehijauan, kulit buah masih banyak mengandung getah, buah belum siap dipetik</p>
1	 <p>warna kulit buah hijau kekuningan, buah belum tua dan getah masih banyak, isi buah masih sulit dipisahkan dari daging, buah belum siap dipanen.</p>
2	 <p>warna kulit buah kuning kemerahan dengan bercak hampir merata, buah mulai tua dan getah mulai berkurang, isi buah masih sulit dipisahkan dari daging</p>
3	 <p>warna kulit buah merah kecoklatan, kulit buah masih bergetah, isi buah sudah dapat dipisahkan dari daging kulit, buah disarankan dapat dipetik untuk tujuan ekspor</p>
4	 <p>warna kulit buah merah keunguan, kulit buah masih sedikit bergetah, isi buah sudah dapat dipisahkan dari daging kulit dan buah dapat dikonsumsi, dapat dipetik untuk tujuan ekspor</p>
5	 <p>warna kulit buah ungu kemerahan, buah mulai masak dan siap dikonsumsi, getah telah hilang dan isi buah mudah dilepaskan, buah lebih sesuai untuk pasar domestik</p>
6	 <p>warna kulit buah ungu kehitaman, buah sudah masak, buah sesuai untuk kebutuhan pasar domestik, dan siap saji</p>

RGB dinormalisasi dengan cara membagi masing-masing nilai dengan bilangan 255 untuk memperoleh nilai RGB. Nilai RGB kemudian dikonversi ke dalam HSV,  $L^*u^*v^*$ ,  $L^*a^*b^*$ , dan digunakan matriks *co-occurrence* dengan sudut orientasi 0 derajat untuk mendapatkan nilai fitur entropi, kontras, energi, dan homogenitas. Selanjutnya dilakukan transformasi data, yaitu perubahan nilai-nilai fitur tersebut ke dalam rentang dari 0 sampai 1 dan membagi menjadi dua kelompok data yang saling asing, yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* diambil kurang lebih 85% di setiap tahap kematangan, yaitu berjumlah 21 data dan data yang digunakan untuk *testing* kurang lebih 15% di setiap tahap kematangan, yaitu berjumlah 4. Total jumlah data *training* ialah  $21 \times 5 = 105$  dan total jumlah data *testing* ialah  $4 \times 5 = 20$ . Hal ini dianggap cukup mengingat populasi bersifat homogen dengan mengambil tingkat presisi 20%. Fitur penduga kematangan buah manggis didapatkan dan dikombinasikan menjadi empat buah model *input* yang akan digunakan dalam percobaan menggunakan FNN (Tabel 2).

### Pemodelan FNN

Variasi FNN yang dipakai adalah *input* dan bobot bernilai *crisp*, sedangkan *output* bernilai *fuzzy* sesuai dengan model FNN tipe 5 (Mashinchi dan Shamsuddin 2009). Sebelum proses *training* dimulai, terlebih dahulu dilakukan perubahan nilai target atau *output* menjadi pola *output fuzzy*. Pola *output fuzzy* ini digunakan sebagai nilai target pelatihan dalam jaringan. Penentuan pola *output fuzzy* dilakukan dengan dua tahap. Tahap pertama ialah mencari jarak

Tabel 2 Empat model *input* penduga kematangan buah manggis

Model	<i>r</i>	<i>g</i>	<i>B</i>	<i>V</i>	<i>a</i> *	<i>u</i> *	<i>v</i> *	Entropi	Energi	Kontras	Homogenitas
FNN1		√		√	√	√	√	√			
FNN2	√	√	√	√	√	√	√	√			
FNN3	√	√		√	√	√	√	√	√	√	√
FNN4		√	√	√	√	√	√	√	√	√	√

Keterangan:

FNN: *fuzzy neural network*

FNN1, FNN2, FNN3, FNN4: model *input* FNN dengan kombinasi nilai ciri yang berbeda

*r*: red, *g*: green, *b*: blue, *V*: value,

*a*\*: informasi komponen kromatik warna hijau sampai merah,

*u*\*: kuat warna pada sumbu merah sampai hijau,

*v*\*: kuat warna pada sumbu kuning sampai biru.

terbobot pola pelatihan terhadap kelas target yang didefinisikan dengan persamaan (Sarkar *et al.* 1998).

$$z_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^n \left[ \frac{x_{ij} - m_{kj}}{v_{kj}} \right]^2}; k=1, \dots, p \quad (1)$$

dengan  $m_k$  dan  $v_k$  adalah *mean* dan deviasi standar dari kelas ke- $k$ ,  $x_{ij}$  adalah nilai komponen ke- $j$  dari pola ke- $i$ . Tahap kedua ialah menghitung derajat keanggotaan pola pelatihan berdasarkan hasil perhitungan jarak terbobot dengan persamaan (Sarkar *et al.* 1998).

$$\mu_k(x_i) = \frac{1}{1 + \left( \frac{z_{ik}}{f_d} \right)^{f_e}}; k=1, \dots, p \quad (2)$$

dengan  $f_d$  dan  $f_e$  adalah konstanta yang akan mengendalikan tingkat kekaburan pada himpunan keanggotaan kelas tersebut. Dari persamaan ini diperoleh  $p$  vector derajat keanggotaan:

$$\left[ \mu_1(x_1), \mu_2(x_2), \dots, \mu_p(x_p) \right].$$

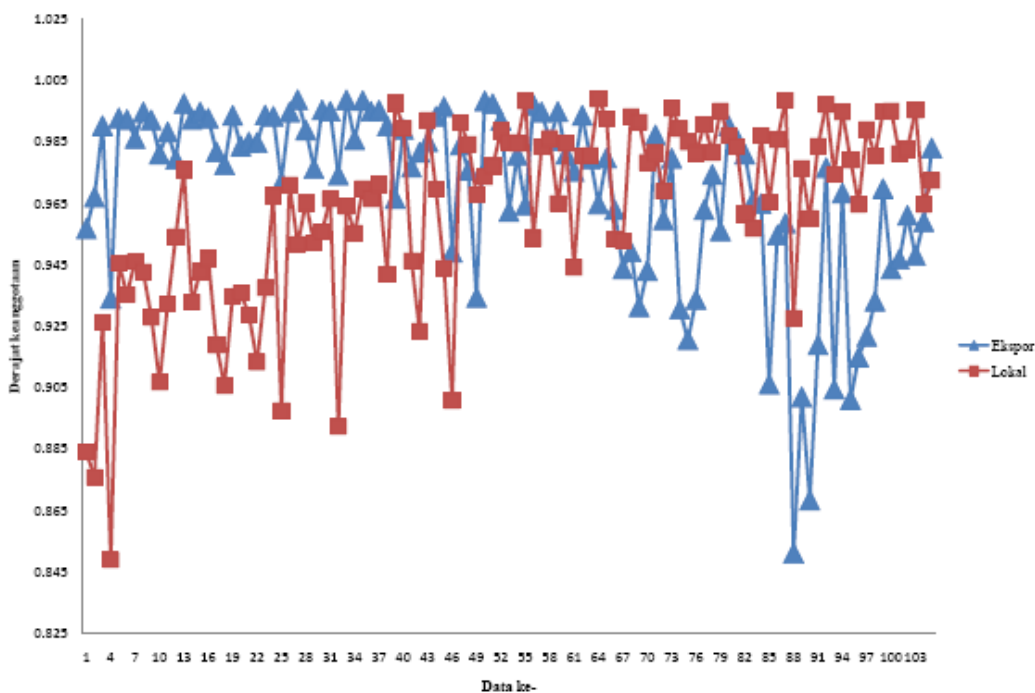
Struktur FNN yang digunakan dalam pelatihan untuk mendapatkan model jaringan FNN yang optimum dalam penentuan tahap kematangan manggis pada penelitian ini disajikan pada Tabel 3. Pengambilan keputusan dilakukan dengan mengambil nilai yang terbesar dari keluaran FNN yang berupa vektor kolom, tempat kolom nilai terbesar tersebut menunjukkan posisi kelas. Fungsi kinerja yang digunakan ialah *mean square error* (MSE) yang didapatkan dari nilai rata-rata kuadrat *error* yang terjadi antara *output* jaringan dan target *output*. Ketepatan klasifikasi hasil prediksi menggunakan FNN dinyatakan menggunakan akurasi yang didefinisikan sebagai berikut:

$$\text{akurasi} = \frac{\text{jumlah prediksi yang benar}}{\text{total banyaknya prediksi}} \times 100 \quad (3)$$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

*Classifier* yang digunakan ialah FNN. FNN telah digunakan dalam masalah pengenalan dan klasifikasi dengan hasil yang bagus (Mohamed dan Nyongesa 2002). Data *training* menggunakan parameter *input* dan bobot bernilai *crisp*, sedangkan *output*-nya bernilai *fuzzy* (Pal dan Mitra 1992, Lin 1996) mengikuti salah satu tipe FNN (Mashinchi dan Shamsuddin 2009). Pola *output fuzzy* merupakan target *output* pelatihan yang terdiri dari kelas ekspor dan kelas lokal. Pola *output fuzzy* digunakan untuk mengubah batasan kelas secara tegas ke dalam batasan bersifat *fuzzy* (Sarkar *et al.* 1998) berupa nilai-nilai dengan *range* antara 0 dan 1

bergantung pada derajat keanggotaan dari pola *input* terhadap masing-masing kelas seperti pada Gambar 1.



Gambar 1 Pola *output fuzzy* target pelatihan FNN

Nilai-nilai tersebut menunjukkan derajat keanggotaan tiap pola *input* terhadap tiap kelas kematangan, yaitu kelas ekspor dan kelas lokal. Derajat keanggotaan mempunyai nilai yang sangat dekat satu sama lain, hal ini menunjukkan bahwa suatu pola dimungkinkan menjadi anggota dari 1 kelas atau lebih, sehingga terdapat ambiguitas yang tinggi dalam penentuan kelas kematangan buah manggis jika dilakukan menggunakan klasifikasi klasik.

Proses *training* pada percobaan FNN ini dilakukan dengan struktur sesuai pada Tabel 3 yaitu menggunakan *multilayer perceptron* (MLP) (Pal dan Mitra 1992). Unjuk kerja pembelajaran dalam percobaan ini diukur menggunakan MSE, berbeda dengan (Pal dan Mitra 1992) yang menggunakan MSE dan *cross entropy* untuk mendapatkan nilai yang terus menurun dan mencapai minimum lokal. Model dicoba dengan menggunakan jumlah layer tersembunyi (*hidden neuron*) yang berbeda (Tabel 3) pada tiap jumlah *neuron input* yang berbeda (Tabel 2) yang merupakan kombinasi fitur penduga tahap kematangan manggis. Pada proses *training* digunakan data *training* sebanyak 85% dari data set. Parameter  $f_d$  dan  $f_e$  dalam percobaan ini menggunakan  $f_d=1$  dan  $f_e=1$  (Sarkar *et al.* 1998). Masing-masing variasi model *input* penduga tahap kematangan manggis dan *hidden neuron* dicoba sebanyak 25 kali ulangan, sehingga total percobaan dilakukan sebanyak 600 kali.

Hasil percobaan menunjukkan bahwa perubahan kombinasi parameter *input* penduga tahap kematangan manggis dan perubahan jumlah *neuron* lapisan tersembunyi cukup berpengaruh dalam mendapatkan pola pengenalan. Dalam penelitian ini digunakan persentase untuk mengukur tingkat pengenalan dari data *training* dan data *testing*. Hasil pengenalan terbaik yang didapatkan dari percobaan FNN dalam mengklasifikasi 20 citra buah manggis (data *testing*) menjadi kelas ekspor dan kelas lokal menggunakan empat model *input* penduga tahap kematangan manggis ialah *input* model FNN2 dengan 5 *neuron* pada lapisan tersembunyi yang diperoleh *mean square error* (MSE) sebesar 0,000106.

Untuk mengetahui efektivitas klasifikasi *fuzzy* dalam mengklasifikasi tahap kematangan buah manggis menggunakan MLP FNN dalam penelitian ini dilakukan juga percobaan menggunakan klasifikasi klasik MLP NN seperti yang dilakukan Sandra 2007. Percobaan ini dilakukan hanya menggunakan model *input* penduga kematangan manggis hasil *training*

terbaik FNN, yaitu FNN2 dengan struktur jaringan, variasi jumlah *neuron* dan jumlah ulangan percobaan yang sama, sehingga total percobaan dilakukan sebanyak 150 kali.

Hasil terbaik yang didapatkan dari percobaan NN dalam mengklasifikasi 20 citra buah manggis (data testing) menjadi kelas ekspor dan kelas lokal adalah percobaan menggunakan 15 *neuron* pada lapisan tersembunyi yang diperoleh MSE sebesar 0,102.

Perbedaan hasil klasifikasi menggunakan klasifikasi *fuzzy* dan klasifikasi klasik disajikan dalam matriks *confussion* pada Tabel 4. Terdapat perbedaan hasil prediksi *output* dari FNN menggunakan target *output* pelatihan berupa derajat keanggotaan dengan prediksi *output* dari NN menggunakan target pelatihan berupa bilangan *crisp*.

Tabel 4 Matriks *confussion* hasil klasifikasi FNN dan NN

	Prediksi FNN		Prediksi NN	
	Ekspor	Lokal	Ekspor	Lokal
Target Ekspor	11	1	12	0
Target Lokal	1	7	2	6

Keterangan:

FNN: *fuzzy neural network*, NN: *neural network*

Target ekspor, target lokal: data yang digunakan untuk testing

Prediksi: hasil *output* dari proses testing

Nilai-nilai ambigu yang tidak dapat diklasifikasi dengan baik menggunakan klasifikasi *crisp* (NN) dapat diselesaikan menggunakan klasifikasi *fuzzy* menggunakan FNN, namun rata-rata akurasi yang dihasilkan masih tetap sama. Klasifikasi *fuzzy* untuk mengklasifikasi tahap kematangan buah manggis akan jauh lebih bermakna jika digunakan untuk klasifikasi dengan jumlah target *output* yang semakin besar karena nilai-nilai yang ambigu akan menjadi lebih banyak, misalnya dengan target *output* mentah, ekspor dan lokal atau enam tahap kematangan buah manggis.

Hasil klasifikasi tahap kematangan buah manggis menggunakan FNN dengan fitur penduga tahap kematangan buah manggis  $a^*$  dalam ruang warna *CIELab* dan nilai  $V$  dalam ruang warna HSV (Mendoza *et al.* 2006),  $u^*$  dan  $v^*$  pada ruang warna *CIE Luv* (Irmansyah 2009), dan entropi (Haralick *et al.* 1973) menghasilkan akurasi 90% dengan kelas manggis ekspor yang terklasifikasi dengan benar sejumlah 11 dari 12 data dan kelas manggis lokal yang terklasifikasi dengan benar sejumlah 7 dari 8 data.

Kesalahan yang terjadi dapat dikurangi dengan mengambil fitur-fitur penduga tahap kematangan buah manggis dari citra buah manggis dengan resolusi yang lebih tinggi (Murquia 2002), melibatkan ukuran diameter dari buah manggis yang berukuran seragam serta menggunakan rata-rata dari keempat sudut orientasi matrik *co-occurrence* yang digunakan untuk mengambil nilai tekstur, sehingga akan didapatkan nilai-nilai fitur yang lebih mencirikan tahap kematangan buah manggis.

## SIMPULAN

Kombinasi parameter *input* penduga tahap kematangan manggis dan perubahan jumlah *neuron* lapisan tersembunyi berpengaruh untuk mendapatkan pola pengenalan. Meskipun model FNN dan NN menghasilkan akurasi pengenalan yang sama, namun model FNN dapat mengenali tiap kelas klasifikasi dengan lebih halus.

Hal ini menunjukkan kelebihan klasifikasi *fuzzy* dibandingkan dengan klasifikasi klasik. Model FNN terbaik untuk mengklasifikasi tahap kematangan buah manggis diperoleh dengan 8 parameter penduga yaitu *red*, *green*, *blue*, *value*,  $a^*$ ,  $u^*$ ,  $v^*$ , dan entropi serta 5 *neuron* pada lapisan tersembunyi menghasilkan akurasi 90%. Model klasifikasi tahap kematangan buah manggis menggunakan FNN layak digunakan sebagai model alternatif dalam klasifikasi tahap kematangan buah manggis berdasarkan warna dan tekstur.

**DAFTAR PUSTAKA**

- Abdullah MZ, Guan LC, Karim AA. 2001. The application of computer vision system and tomographic radar imaging for assessing physical properties of food. *Food Engine*. 61(1):125-135. dx.doi.org/10.1016/S0260-8774(03)00194-8.
- Departemen Pertanian. 2004. *Standar Prosedur Operasi*. Jakarta (ID): Direktorat Tanaman Buah Departemen Pertanian.
- Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I. 1973. Textural features for image classification. *IEEE Trans on Syst, Man and Cybernetics*. 3(6):610-621.
- Irmansyah. 2009. Pemutuan belimbing berdasarkan warna dan rasa dengan pengolahan citra dan logika fuzzy [disertasi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Kasabow N. 2002. *Evolving Neuro Fuzzy Inference System*. London (UK): Prentice Hall.
- Lin CT, George L. 1996. *Neural Fuzzy System*. London (UK): Prentice Hall.
- Mashinchi MH, Shamsuddin SH. 2009. Three-term fuzzy back-propagation. *Foundations of Computer Intelligent*. 1:143-158.
- Mendoza F, Dejmek P, Aquilera JM. 2006. Calibrated color measurement of agricultural foods using image analysis. *Postharv Bio and Tech*. 41(3): 285-295. 10.1016/j.postharvbio.2006.04.004.
- Mohamed S, Nyongesa H. 2002. Automatic fingerprint classification system using fuzzy neural techniques. *Fuzz-IEEE*. 1: 358-362. 10.1109/FUZZ.2002.1005016.
- Murquia MI. 2002. A fuzzy neural network approach for document region classification using human visual perception features. *Comp y Sist*. 6(2): 083-093.
- Pal SK, Mitra S. 1992. Multilayer perceptron, fuzzy sets and classification. *IEEE Trans On Neural Networks*. 3(5): 683-697. 10.1109/72.159058.
- Palapol Y, Ketsa S, Stevenson D, Cooney JM, Allan AC, Ferguson IB. 2009. Colour development and quality of mangosteen (*Garcinia Mangostana L.*) fruit during ripening and after harvest. *Posthar Bio and Tech*. 51(3): 349-353. dx.doi.org/10.1016/j.postharvbio.2008.08.003.
- Sandra. 2007. Pengembangan pemutuan buah manggis untuk ekspor secara non destruktif dengan jaringan syaraf tiruan [disertasi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Sarkar M, Yegnanarayana B, Khemani D. 1998. Backpropagation learning algorithms for classification with fuzzy mean square error. *Pattern Recog Letters*. 19: 43-51.