

IDENTIFIKASI TAHAP KEMATANGAN BUAH MANGGIS BERDASARKAN WARNA MENGUNAKAN FUZZY NEURAL NETWORK

IDENTIFICATION OF MANGOSTEEN STAGE MATURITY ON COLOR BASED USING FUZZY NEURAL NETWORK

Retno Nugroho Whidhiah^{1)*}, Sugi Guritman²⁾ dan Prapto Tri Supriyo²⁾

¹⁾Program Studi Teknik Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Islam "45" Bekasi
Jl. Cut Mutia No. 83 Bekasi
Email : retno.nw@gmail.com

²⁾Departemen Ilmu Komputer, FMIPA, IPB, Kampus IPB Darmaga, Bogor 16680

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 fuzzy pattern classification is using membership degree on output of neuron as learning target. The objective of this research was to undertake non-destructive identification of fresh mangosteen stage maturity using Fuzzy Neural Network. Component of colour resulted in from image processing that influential against level of mangosteen's maturity was used as input parameter. Percentage accuracy ratio of FNN model compare to NN for five, three, and two classification classes was 70:40, 86:65 and 90:90, respectively. The best result of FNN modeling was achieved on three class target classification (unripe, export and local) with green colour index, value, a^ , u^* , v^* , entropy, contrast, energy and homogeneity as predicting parameters and 15 neurons hidden layer. Comparisons of percentage capability of FNN against NN to identify the class were 100:0, 100:87, and 63:75.*

Keywords: classification, fuzzy neural network, mangosteen, non-destructive grading, pattern recognition

ABSTRAK

Fuzzy Neural Network (FNN) memiliki kemampuan untuk melakukan klasifikasi terhadap suatu pola yang berada di dalam dua kelas, yang tidak dapat diklasifikasi dengan tepat menggunakan model klasifikasi klasik Neural Network (NN). Penelitian ini bertujuan membuat identifikasi tahap kematangan buah manggis segar secara nondestruktif 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. Perbandingan prosentase akurasi model FNN dan NN untuk 5 kelas klasifikasi adalah 70:40, untuk 3 kelas klasifikasi adalah 85:65 dan untuk 2 kelas klasifikasi adalah 90:90. Hasil pemodelan FNN menjadi 3 kelas klasifikasi (mentah, ekspor dan lokal) mendapatkan model terbaik dengan fitur penduga indeks warna hijau (green), value, a^ , u^* , v^* , entropy, energy, kontras dan homogenitas dengan 15 neuron pada lapisan tersembunyi. Perbandingan prosentase kemampuan model FNN dengan model NN dalam mengenali buah mentah adalah 100:0, buah ekspor adalah 100:87 dan buah lokal adalah 63:75.*

Kata kunci: klasifikasi, manggis, fuzzy neural network, citra digital, pemutuan nondestruktif

PENDAHULUAN

Buah manggis (*Garcinia mangostana*) adalah tanaman buah berupa pohon yang berasal dari hutan tropis yang teduh di kawasan Asia Tenggara, yaitu hutan belantara Malaysia atau Indonesia (Kastaman *et al.*, 2008). Manggis bermanfaat sebagai antioksidan dan berbagai obat, diantaranya sariawan, wasir, luka, anti peradangan dan nyeri, mencegah alzheimer dan arthritis, memperbaiki sistem pernafasan, mendukung tulang rawan dan sendi, serta menjaga pencernaan.

Buah manggis merupakan buah klimakterik sehingga buah dapat matang selama masa penyimpanannya. Puncak klimakterik dicapai setelah penyimpanan 10 hari pada suhu ruang (Martin, 1980). Pemanenan umumnya dilakukan setelah buah

berumur 104 hari dihitung mulai bunga mekar, saat itu warna kulit buah manggis masih berwarna hijau dengan sedikit ungu muda pada permukaan kulit buahnya. Enam hari setelah dipanen warna kulit buah menjadi ungu tua (Suyanti *et al.*, 1999). Buah yang dipanen saat berwarna merah tua (114 hari) menyebabkan daya simpannya lebih singkat dan tidak dapat memenuhi persyaratan mutu manggis untuk ekspor.

Perubahan warna buah dari hijau menjadi ungu hitam setelah panen yang mencerminkan perkembangan warna kematangan tahap 1 sampai tahap 6 digunakan sebagai panduan kualitas bagi petani dan konsumen. Tidak ada perbedaan yang signifikan dalam kualitas buah pada manggis yang dipanen pada salah satu dari tahap yang ditetapkan (tahap 1-6), sehingga matang pada tahap 6 untuk

masing-masing (Palapol *et al.*, 2009). Hal ini menunjukkan bahwa pemeraman buah manggis yang dipetik pada salah satu tahap untuk kebutuhan ekspor tidak memiliki efek merugikan pada kualitas buah akhir.

Terdapat dua jenis pemutusan buah manggis yaitu secara destruktif dan nondestruktif. Pemutusan buah manggis secara destruktif dilakukan dengan membuka buah manggis untuk mengetahui tingkat kematangannya. Hal ini hanya mungkin dilakukan bila manggis akan langsung dikonsumsi, namun tidak memungkinkan jika manggis akan dijual di pasaran untuk keperluan lokal maupun ekspor karena buah manggis akan menjadi rusak. Oleh karena itu diperlukan penentuan tahap kematangan buah manggis secara non-destruktif, yaitu tanpa merusak buah untuk mendukung kualitas buah manggis di pasaran.

Penentuan tahap kematangan buah manggis secara nondestruktif dapat ditentukan berdasarkan pada komponen kualitas eksternal, yaitu warna dan tekstur kulit buahnya. Hal ini tanpa membuka buah sehingga manggis tetap dapat dijual di pasaran. Klasifikasi kematangan buah manggis hasil panen secara nondestruktif berdasarkan pada standar prosedur operasi (SPO) manggis 2004, yaitu berdasarkan tahap perkembangan warna berdasarkan usia petik, hal ini sangat diperlukan untuk mempertahankan mutu dan meningkatkan daya saing di pasaran, seiring dengan pesatnya peningkatan volume ekspor manggis dari tahun ke tahun memerlukan kepercayaan pasar dalam hal mutu (Departemen Pertanian, 2004).

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.*, 2004). Tektur akan membedakan sifat-sifat fisik permukaan suatu benda dalam citra. Entropi, kontras, energi dan homogenitas merupakan komponen untuk mengukur tekstur dari sebuah citra yang nilainya didapatkan dari matrik kookurensi derajat keabuan dari sebuah citra (Haralick *et al.*, 1973).

Beberapa model warna dapat digunakan untuk melakukan pemutusan terhadap buah. Model warna rgb mendefinisikan warna berdasarkan intensitas warna *red* (r), *green* (g) dan *blue* (b) yang disajikan dengan koordinat tiga dimensi. Jika ketiga intensitas bernilai 0 maka warna yang terjadi adalah hitam, sedangkan bila tiga intensitas bernilai 1 maka warna yang terjadi adalah putih. Model warna HSV menunjukkan ruang warna berdasarkan kecerahan dengan komponen hue, saturasi dan value. Model warna $L^*a^*b^*$ menunjukkan ruang warna berdasarkan pencahayaan dengan komponen kecerahan (L^*), komponen kromatik warna hijau sampai merah (a^*) dan komponen kromatik biru sampai kuning (b^*). Model warna $L^*u^*v^*$

menunjukkan ruang warna berdasarkan pencahayaan dengan komponen kecerahan (L^*), kuat warna pada sumbu merah sampai hijau (u^*) dan kuat warna pada sumbu kuning sampai biru (v^*) (Putra, 2010).

Model 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). Warna komponen a^*/b^* buah manggis dari ruang warna CIELab meningkat sedikit pada tahap kematangan 1-3 dan meningkat tajam sampai tahap kematangan 6. Hal ini menunjukkan bahwa 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).

Dalam melakukan penentuan tahap kematangan buah manggis berdasarkan warna dan tekstur diperlukan teknik klasifikasi yang tepat, yaitu teknik yang secara tepat dapat memisahkan tahap kematangan buah manggis secara tepat. Hal ini sangat penting karena kesalahan klasifikasi tahap kematangan akan mempengaruhi mutu buah manggis, baik manggis untuk keperluan lokal maupun untuk ekspor. Buah manggis dalam tahap kematangan empat (ekspor) jika terklasifikasi menjadi tahap kematangan lima (domestik), maka akan merugikan petani karena semestinya buah tersebut masih dapat diekspor namun kemudian digunakan untuk kebutuhan domestik atau lokal. Jika Buah manggis dalam tahap kematangan lima (domestik) terklasifikasi menjadi tahap kematangan empat (ekspor), maka akan merugikan juga karena buah manggis akan busuk dalam perjalanan pengiriman untuk keperluan ekspor.

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

Fuzzy neural network (FNN) merupakan suatu model yang dibangun 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 dan George, 1996). Adakalanya input dan bobot bernilai *crisp*, sedangkan *output*-nya bernilai *fuzzy* (Mashinchi dan Shamsuddin, 2009). Teknik ini digunakan untuk mengidentifikasi tahap kematangan buah manggis, mengingat parameter yang digunakan untuk menentukan tahap kematangan adalah warna.

Klasifikasi menggunakan *multilayer perceptron* dan himpunan *fuzzy* untuk mengatasi pola yang berada pada batas-batas kelas yang tumpang tindih pada kasus *speech recognition* memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan klasifikasi klasik dan klasifikasi *bayes*, dengan akurasi rata-rata 79,8% (Pal dan Mitra, 1992).

Klasifikasi *fuzzy* terhadap huruf vokal memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan klasifikasi klasik dan klasifikasi *bayes*, dengan akurasi rata-rata 89,3% (Sarkar *et al.*, 1998). FNN untuk klasifikasi dokumen *image* resolusi rendah menggunakan analisis tekstur memberikan akurasi 95,7% (Murquia, 2002).

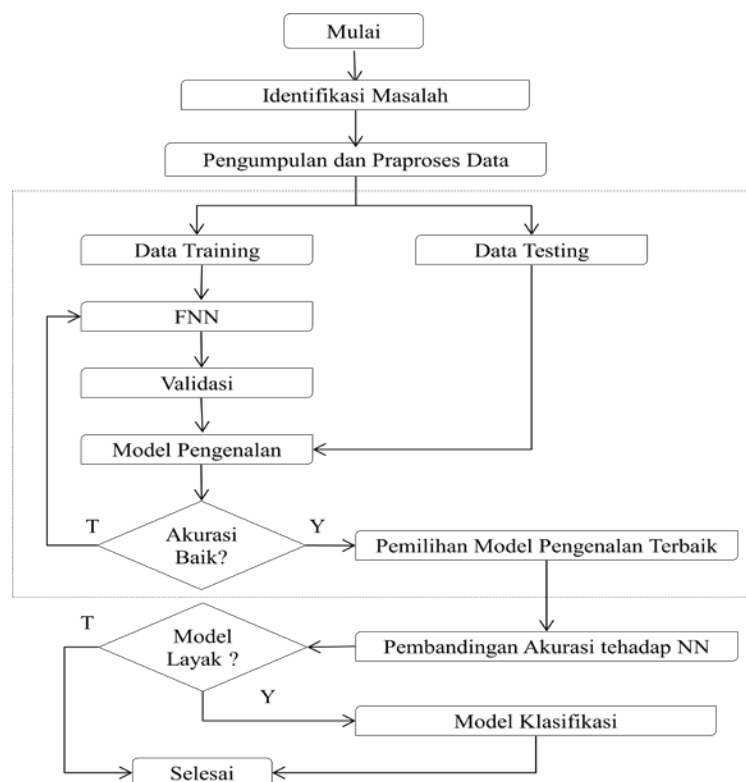
Penentuan mutu manggis super dan mutu I berdasarkan Standar Nasional Indonesia (SNI) menggunakan jaringan syaraf dengan parameter penduga *r* (*red*), *b* (*blue*), *S* (*saturation*) dan *I* (*intensity*) tiruan menghasilkan akurasi 91,6% (Sandra, 2007).

Penelitian ini melakukan identifikasi tahap kematangan buah manggis menggunakan FNN

berdasarkan citra dengan ruang warna RGB, HSV, $L^*a^*b^*$ dan $L^*u^*v^*$ serta *fitur* tekstur yang meliputi energi, kontras, homogenitas dan entropi. Identifikasi tahap kematangan berdasarkan Standar Prosedur Operasi (SPO) tahap kematangan manggis deptan 2004. Penelitian mengenai identifikasi atau klasifikasi menggunakan pengolahan citra berdasarkan warna telah banyak dilakukan, namun identifikasi atau klasifikasi kematangan buah manggis tersebut belum memasukkan unsur standarisasi kematangan buah yang telah ditetapkan dalam Standar Prosedur Operasi (SPO) manggis departemen pertanian yang ada saat ini. Penelitian yang dilakukan ini lebih menekankan pada identifikasi kematangan buah manggis yang sesuai dengan SPO yang ada. Identifikasi yang dikembangkan merupakan pengembangan dari penelitian sebelumnya.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini terbagi menjadi tiga tahapan, yaitu pengumpulan dan praproses data, identifikasi menggunakan FNN dan perbandingan akurasi dengan NN (Gambar 1). Praproses dilakukan untuk mendapatkan fitur-fitur yang berpengaruh terhadap tahap kematangan buah manggis, identifikasi FNN dilakukan untuk mendapatkan model yang optimum dari jaringan dan perbandingan akurasi dengan NN dilakukan untuk menguji kelayakan klasifikasi *fuzzy* dibandingkan klasifikasi klasik.










Gambar 1. Tahap penelitian identifikasi tahap kematangan buah manggis

Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa 125 rekaman citra buah manggis (*Garcinia mangostana*) Padang berada pada tahap kematangan 2 sampai 6, dengan 25 citra buah manggis di setiap tahap kematangan dan ukuran buah yang tidak seragam, sehingga tidak memperhitungkan diameter buah manggis dalam pengolahan menjadi nilai-nilai fitur yang digunakan sebagai penentu tahap kematangan buah manggis. Penanganan pasca panen untuk mengklasifikasi kematangan buah manggis ialah berdasarkan pada warna kulitnya (Departemen Pertanian, 2004) seperti yang disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Tahap kematangan manggis (Departemen Pertanian, 2004)

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

Praproses Data

Data sampel citra buah manggis diolah menggunakan matlab R2009b untuk mendapatkan nilai RGB yang merupakan rata-rata dari keseluruhan piksel. Kemudian nilai tersebut dinormalisasi menjadi rgb dengan cara membagi masing-masing nilai dengan bilangan 255. 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.

Nilai HSV didapatkan dengan mengkonversi nilai rgb dengan persamaan dibawah ini (Putra, 2010):

$$V = \max(r, g, b) \dots\dots\dots (1)$$

$$S = \begin{cases} 0 & , \text{jika } V = 0 \\ V - \frac{\min(r,g,b)}{V} & , \text{jika } V > 0 \end{cases} \dots\dots\dots (2)$$

$$H = \begin{cases} 0 & , \text{jika } S = 0 \\ \frac{60 \cdot (g-b)}{S \cdot V} & , \text{jika } V = r \end{cases} \dots\dots\dots (3)$$

$$H = \begin{cases} 60 \cdot \left[2 + \frac{(b-r)}{S \cdot V} \right] & , \text{jika } V = g \\ 60 \cdot \left[4 + \frac{(r-g)}{S \cdot V} \right] & , \text{jika } V = b \end{cases} \dots\dots\dots (4)$$

$$H = H + 360, \text{ jika } H < 0 \dots\dots\dots (5)$$

Nilai $L^*a^*b^*$ didapatkan dengan mengkonversi nilai rgb dengan persamaan:

$$x \leq 0,03928; f(x) = \frac{x}{12,92} \dots\dots\dots (6)$$

$$x \geq 0,3928; f(x) = \left(\frac{x+0,055}{1,055} \right)^{2,4} \dots\dots\dots (7)$$

Nilai x adalah nilai R'G' atau B'. Nilai f(x) menunjukkan nilai konversi sR, sG dan sB. Nilai sRGB selanjutnya dikonversi ke model warna CIE XYZ menggunakan persamaan:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,4124 & 0,3576 & 0,1805 \\ 0,2126 & 0,7152 & 0,0722 \\ 0,0193 & 0,1192 & 0,9505 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} sR \\ sG \\ sB \end{bmatrix} \dots\dots (8)$$

Untuk menghitung nilai $L^*a^*b^*$ dari CIE XYZ menggunakan persamaan:

$$L^* = 116 \cdot f \left(\frac{Y}{Y_n} \right) - 16 \dots\dots\dots (9)$$

$$a^* = 500 \cdot \left(f \left(\frac{X}{X_n} \right) - f \left(\frac{Y}{Y_n} \right) \right) \dots\dots\dots (10)$$

$$b^* = 200 \cdot \left(f \left(\frac{Y}{Y_n} \right) - f \left(\frac{Z}{Z_n} \right) \right) \dots\dots\dots (11)$$

$$\text{dengan } f(\tau) = \begin{cases} \tau^{\frac{1}{3}} & \text{jika } \tau > 0,008856 \\ 7,7867 \tau + \frac{16}{116} & \text{jika } \tau \leq 0,008856 \end{cases}$$

Nilai Xn, Yn dan Zn adalah nilai XYZ dengan observer 2° dan illuminant D65 (easyrgb.com 2011).

Konversi dari sistem X, Y, Z ke sistem L*u*v* menggunakan persamaan (Lu dan Phillips, 1998):

$$L^* = 116 \left(\frac{Y}{Y_0}\right)^{\frac{1}{3}} - 16 \text{ untuk } \frac{Y}{Y_0} > 0,008856 \quad (12)$$

$$L^* = 903,3 \left(\frac{Y}{Y_0}\right) \text{ untuk } \frac{Y}{Y_0} \leq 0,008856 \dots\dots(13)$$

$$u^* = 13L^* (u' - u'_0) \dots\dots\dots (14)$$

$$v^* = 13L^* (v' - v'_0) \dots\dots\dots (15)$$

$$u' = \frac{(2) \quad 4X}{(X+15Y+3Z)} = \frac{4x}{-2x+12y+3} \dots\dots\dots (16)$$

$$v' = \frac{9Y}{(X+15Y+3Z)} = \frac{9y}{-2x+12y+3} \dots\dots\dots (17)$$

$$u'_0 = \frac{4x_0}{x_0+15y_0+3z_0} \dots\dots\dots (18)$$

$$v'_0 = \frac{9y_0}{x_0+15y_0+3z_0} \dots\dots\dots (19)$$

Tekstur yang meliputi komponen *entropy*, *contrast*, *energy* dan *homogeneity* merupakan hasil ekstraksi dari matrik GLCM yang diperkenalkan pertama kali oleh Haralick pada tahun 1973. *Entropy* digunakan untuk mengukur ketidakteraturan suatu objek, *contrast* digunakan untuk mengukur perbedaan antar titik suatu objek, *energy* digunakan untuk mengukur keragaman tekstur dari suatu objek, dan *homogeneity*

digunakan untuk mengukur keseragaman suatu objek.

Komponen pengukuran tekstur tersebut dapat diambil menggunakan persamaan (Haralick *et al.*, 1973):

$$\text{Energi} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n p^2(i, j) \dots\dots\dots (20)$$

$$\text{Kontras} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (i - j)^2 p(i, j) \dots\dots\dots (21)$$

$$\text{Homogenitas} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{p(i, j)}{1+|i-j|} \dots\dots\dots(22)$$

$$\text{Entropi} = - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n p(i, j) \log p(i, j) \dots\dots\dots (23)$$

Dengan i dan j adalah dengan intensitas dari resolusi 2 piksel yang berdekatan. P(i, j) adalah frekuensi relatif matrik dari resolusi 2 piksel yang berdekatan.

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 yang digunakan untuk *testing* kurang lebih 15% di setiap tahap kematangan, yaitu berjumlah 4. Total jumlah data *training* ialah 21 x 5 = 105 dan total jumlah data *testing* ialah 4 x 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).

Tabel 2. Empat model *input* penduga kematangan buah manggis

Model	r	g	b	V	a*	u*	v*	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.

Identifikasi FNN

FNN dibentuk menggunakan *multilayer perceptron*. *Hidden neuron* divariasikan secara acak sebanyak 2, 5, 10, 15, 20 dan 25 *neuron* dengan satu layar tersembunyi. *Output neuron* berjumlah 3 sesuai dengan jumlah target klasifikasi. Menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* yang memiliki range (0,1), dengan rumus:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \dots\dots\dots(24)$$

Dengan turunan $f'(x)=f(x)(1-f(x))$.

Training function yang digunakan adalah *trainlm*, dipilih karena lebih cepat mencapai konvergen, maksimum *epoch* pelatihan ditentukan sebesar 3000 dari *default epoch* sebesar 100 dan *learning rate* ditentukan sebesar 1 dari default learning rate sebesar 0,01. (Tabel 3). Arsitektur ini menggunakan algoritma *backpropagation* sebagai berikut:

Langkah 0: inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil

Langkah 1: jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 2-9

Langkah 2: untuk setiap data pelatihan, lakukan langkah 3-8

Fase I : propagasi maju

Langkah 3: tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi diatasnya.

Langkah 4: dihitung semua keluaran ke unit tersembunyi z_j ($j=1,2,\dots,p$)

$$z_{net_j} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji}$$

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1+e^{-z_{net_j}}}$$

Langkah 5: dihitung semua keluaran jaringan di unit y_k ($k=1,2,\dots,m$)

$$z_{net_k} = w_{k0} + \sum_{j=1}^p z_j w_{kj}$$

$$y_k = f(z_{net_k}) = \frac{1}{1+e^{-z_{net_k}}}$$

Fase II: propagasi mundur

Langkah 6: dihitung faktor δ unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran y_k ($k=1,2,\dots,m$)

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net_k}) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k)$$

δ_k merupakan unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot layar dibawahnya (langkah 7). Hitung suku perubahan bobot w_{kj} (yang akan dipakai untuk mengubah bobot w_{kj}) dengan laju percepatan α

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad ; k = 1,2, \dots, m ; j = 0,1, \dots, p$$

Langkah 7: hitung faktor δ unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi z_j ($j=1,2,\dots,p$)

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj}$$

Faktor δ unit tersembunyi :

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(z_{net_j}) = \delta_{net_j} z_j (1 - z_j)$$

Hitung suku perubahan bobot v_{ji} (yang akan dipakai untuk mengubah bobot v_{ji})

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i \quad ; j = 1,2,\dots,p ; i = 0,1, \dots, n$$

Fase III : perubahan bobot

Langkah 8: dihitung semua perubahan bobot Perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran :

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (k = 1,2, \dots, m ; j = 0,1, \dots, p)$$

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi:

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \quad (j = 1,2, \dots, p ; i = 0,1, \dots, n)$$

Tabel 3. Struktur *fuzzy neural network* (FNN)

Karakteristik	Spesifikasi
Arsitektur	<i>Multilayer perception</i>
<i>Hidden Neuron</i>	2, 5, 10, 15, 20, 25
<i>Output Neuron</i>	3
Fungsi Aktivasi	<i>Sigmoid biner</i>
<i>Training Function</i>	<i>Trainlm</i>
Maksimum <i>Epoch</i>	3000
<i>Learning Rate</i>	1

Variasi FNN yang digunakan adalah *input* berupa parameter penduga tahap kematangan buah manggis 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 pengubahan nilai target atau *output* menjadi pola *output fuzzy*. Pola ini digunakan sebagai nilai target pelatihan dalam jaringan. Penentuan pola *output*

fuzzy dilakukan dengan dua tahap. Tahap pertama ialah mencari jarak terbobot pola pelatihan terhadap kelas target yang didefinisikan dengan persamaan (Sarkar *et al.*, 1998).

$$z_{ik} = \sqrt{\sum_{j=1}^n \left[\frac{x_{ij} - m_{kj}}{v_{kj}} \right]^2}; k = 1, \dots, p \quad \dots\dots (25)$$

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 (26).

$$\mu_k(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{z_{ik}}{f_d}\right)^{f_e}}; k = 1, \dots, p \quad \dots\dots\dots (26)$$

dengan f_d dan f_e adalah konstanta yang akan mengendalikan tingkat kekaburan pada himpunan keanggotaan kelas tersebut. Dari sini didapatkan p vektor derajat keanggotaan

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

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 sebagai nilai akurasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

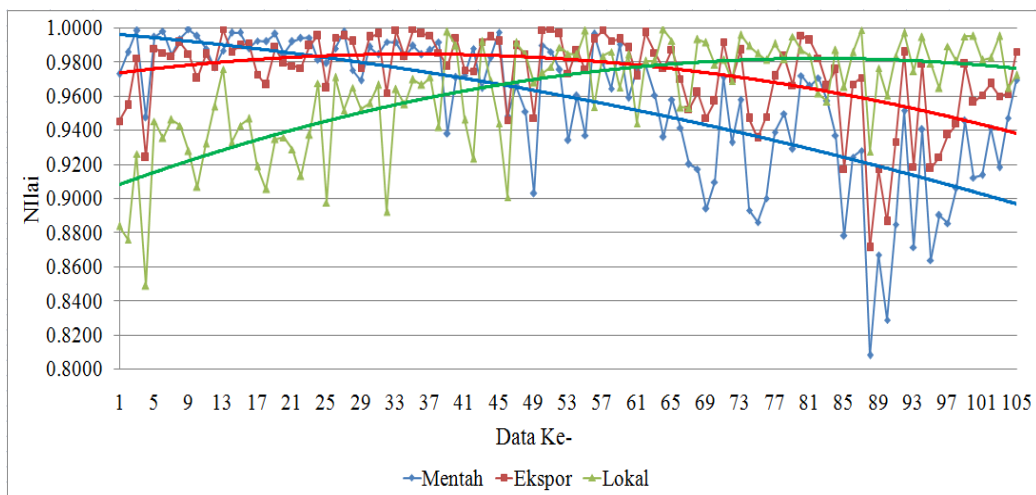
Klasifier yang digunakan ialah FNN. FNN telah digunakan dalam masalah identifikasi dan

klasifikasi dengan hasil yang baik (Mohamed dan Nyongesa, 2002). Data *training* menggunakan parameter input dan bobot bernilai *crisp*, sedangkan *output*-nya bernilai *fuzzy* (Lin dan George, 1996; Pal dan Mitra, 1992) mengikuti salah satu tipe FNN (Mashinchi dan Shamsuddin, 2009). Pola *output fuzzy* merupakan target *output* pelatihan yang terdiri dari kelas mentah, 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 2.

Nilai-nilai pada Gambar 2 tersebut menunjukkan derajat keanggotaan tiap pola input terhadap tiap kelas kematangan, yaitu kelas mentah, kelas ekspor dan kelas lokal. Derajat keanggotaan ketiga kelas tersebut 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 *error cross-entropy* yang diklaim memiliki waktu stagnasi yang lebih kecil dibandingkan fungsi *error* kuadratis untuk memperbaiki bobot-bobot yang ada di antara lapisan keluaran dan tersembunyi serta lapisan tersembunyi dan masukan.

FNN di coba menggunakan jumlah *hidden neuron* yang berbeda dalam satu layar tersembunyi (Tabel 3) pada tiap jumlah *neuron input* yang berbeda (Tabel 2) yang merupakan kombinasi fitur penduga tahap kematangan manggis.

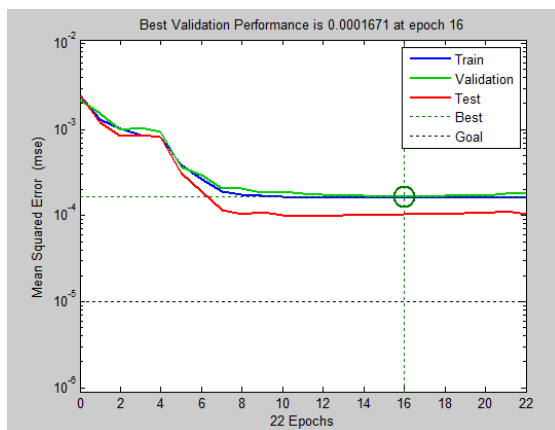


Gambar 2. Pola *output fuzzy* target pelatihan FNN

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 *input* penduga tahap kematangan manggis dan *hidden neuron* dicoba sebanyak 25 kali ulangan.

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 mentah, kelas ekspor dan kelas lokal menggunakan empat model *input* penduga tahap kematangan manggis ialah *input* FNN3 dengan 15 *neuron* pada lapisan tersembunyi yang diperoleh MSE sebesar 0,0001671 dengan akurasi sebesar 85% (Gambar 3).



Gambar 3. Pelatihan dengan 15 *neuron* pada lapisan tersembunyi

Untuk mengetahui efektivitas penggunaan klasifikasi *fuzzy* berdasarkan jumlah kelas target *output*, dalam penelitian ini dilakukan juga percobaan menggunakan 2 kelas target manggis (kelas ekspor dan kelas lokal) dan 5 kelas target (kelas tahap kematangan 2, kelas tahap kematangan 3, kelas tahap kematangan 4, kelas tahap kematangan 5 dan kelas tahap kematangan 6) berdasarkan klasifikasi tahap kematangan menurut SPO tahap kematangan manggis (Departemen Pertanian, 2004) menggunakan klasifikasi *fuzzy*.

Hasil pengenalan terbaik yang didapatkan dari percobaan FNN dalam mengklasifikasi citra buah manggis (data *testing*) menjadi 2 kelas target menggunakan empat variasi *input* penduga tahap kematangan manggis ialah *input* pada FNN2 dengan 5 *neuron* pada lapisan tersembunyi yang diperoleh MSE sebesar 0,000106 dengan akurasi sebesar 90%. Hasil pengenalan terbaik yang didapatkan dari

percobaan FNN dalam mengklasifikasi 20 citra buah manggis (data *testing*) menjadi 5 kelas target menggunakan empat variasi *input* penduga tahap kematangan manggis ialah *input* FNN3 dengan 15 *neuron* pada lapisan tersembunyi yang diperoleh MSE sebesar 0,000186 dengan akurasi sebesar 70%.

Perbandingan Akurasi terhadap NN

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 oleh Sandra (2009) untuk menentukan mutu manggis super dan mutu I. Percobaan ini dilakukan hanya menggunakan model *input* penduga kematangan manggis hasil training terbaik FNN dengan struktur jaringan, variasi jumlah *neuron* dan jumlah ulangan percobaan yang sama. Hasil terbaik yang didapatkan dari percobaan NN dalam mengklasifikasi 20 citra buah manggis (data *testing*) menjadi 3 kelas target adalah percobaan menggunakan 20 *neuron* pada lapisan tersembunyi yang diperoleh MSE sebesar 0,0254 dengan akurasi sebesar 65% (Tabel 4). Hasil terbaik 2 kelas target memiliki akurasi 90% dan hasil terbaik 5 kelas target memiliki akurasi 40%.

Perbedaan hasil klasifikasi menggunakan klasifikasi *fuzzy* dan klasifikasi klasik dengan 3 target *output* disajikan dalam matriks *confusion* pada Tabel 5. 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*. Nilai-nilai *ambigüe* yang tidak dapat diklasifikasi dengan baik menggunakan klasifikasi *crisp* (NN) dapat diselesaikan menggunakan klasifikasi *fuzzy* menggunakan FNN, sehingga nilai rata-rata akurasi yang dihasilkan lebih besar FNN. 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 *ambigüe* akan menjadi lebih banyak.

Hasil klasifikasi tahap kematangan buah manggis menggunakan FNN dengan fitur penduga tahap kematangan buah manggis g dalam ruang warna rgb , a^* dalam ruang warna $L^*a^*b^*$ dan nilai V dalam ruang warna HSV seperti yang dilakukan Mendoza *et al.* (2006), u^* dan v^* pada ruang warna $L^*u^*v^*$ seperti yang dilakukan Irmansyah (2009), entropi, kontras, energi dan homogenitas yang dikemukakan oleh Haralick (1973) menghasilkan akurasi 85% dengan kelas manggis mentah yang terklasifikasi dengan benar sejumlah 4 dari 4 data (100%), kelas manggis ekspor yang terklasifikasi dengan benar sejumlah 8 dari 8 data (100%) dan kelas manggis lokal yang terklasifikasi dengan benar sejumlah 5 dari 8 data (62,5%).

Tabel 4. Perbandingan hasil *training* dan *testing* FNN dan NN dengan 3 kelas target

Hidden Layer	Durasi		Epoch		MSE		Validasi (%)		Testing (%)	
	FNN	NN	FNN	NN	FNN	NN	FNN	NN	FNN	NN
2	0	0	15	15	0,000175	0,0331	75	74	70	60
5	0	1	11	17	0,000200	0,0254	71	73	75	60
10	1	1	21	11	0,000129	0,0285	73	73	75	60
15	1	1	22	13	9,98E-05	0,0357	72	77	85	60
20	1	1	20	20	0,000199	0,0254	74	78	75	65
25	1	1	11	13	9,42E-05	0,0299	76	71	80	60

Tabel 5. Matriks *confussion* hasil klasifikasi manggis

Target	Prediksi FNN			Prediksi NN		
	Mentah	Ekspor	Lokal	Mentah	Ekspor	Lokal
Mentah	4	0	0	0	3	1
Ekspor	0	8	0	0	7	1
Lokal	1	2	5	0	2	6

Keterangan :

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

Target mentah, target ekspor, target lokal : data yang digunakan untuk *testing*

Prediksi : hasil *output* dari proses *testing*

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Kombinasi parameter *input* penduga tahap kematangan manggis dan perubahan jumlah *neuron* lapisan tersembunyi berpengaruh untuk mendapatkan pola pengenalan. FNN menghasilkan akurasi pengenalan yang lebih tinggi daripada NN, karena FNN dapat mengenali tiap kelas klasifikasi dengan lebih halus. Hal ini menunjukkan kelebihan klasifikasi *fuzzy* dibandingkan dengan klasifikasi klasik.

FNN terbaik untuk mengklasifikasi tahap kematangan buah manggis menjadi kelas mentah, kelas ekspor dan kelas lokal diperoleh dengan 9 parameter penduga yaitu g , v , a^* , u^* , v^* , entropi, kontras, energi dan homogenitas serta 15 *neuron* pada lapisan tersembunyi menghasilkan akurasi 85%.

Manggis Padang dapat diidentifikasi tahap kematangannya menggunakan FNN berdasarkan warna dan tekstur.

Saran

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), Ukuran diameter dari buah manggis yang berukuran seragam perlu dilibatkan serta menggunakan rata-rata dari keempat sudut orientasi matrik kookurensi

yang digunakan untuk mengambil nilai tekstur, sehingga akan didapatkan nilai-nilai fitur yang lebih mencirikan tahap kematangan buah manggis.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah MZ, Guan LC, dan Karim AA. 2004. The Application of Computer Vision System and Tomographic Radar Imaging For Assessing Physical Properties of Food. *Food Eng.* 61 (1): 125-135.
- Departemen Pertanian. 2004. *Standar Prosedur Operasi*. Jakarta: Direktorat Tanaman Buah Departemen Pertanian.
- Haralick RM, Shanmugam K, dan Dinstein I. 1973. Textural Features for Image Classification. *IEEE Trans on Syst, Man and Cybernetics.* 3(6):610-621.
- Irmansyah. 2009. Pemutusan Belimbing Berdasarkan Warna dan Rasa dengan Pengolahan Citra dan Logika *Fuzzy*. [Disertasi]. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Kasabow N. 2002. *Evolving Neuro Fuzzy Inference System*. London: Prentice Hall.
- Kastaman R, Marsetyo, Sunarmani, Somantri AS. 2008. Aplikasi Pengolah Citra dengan Basis Fitur Warna RGB untuk Klasifikasi Buah Manggis. *Bionatura* 10(3).
- Leon K, Domingo M, Franco P, Jorge L. 2006. Color Measurement in $L^*a^*b^*$ Units from

- RGB Digital Images. *Food Res Int.* 39: 1084 – 1091.
- Lin CT dan George L. 1996. *Neural Fuzzy System*. London: Prentice Hall.
- Martin W. 1980. *Durian and Mangosteen, in Tropical and subtropical fruit : Composition, properties and uses*. Edited by Nagi S dan Shaw PE Westport, Connecticut: AVI Publishing Inc.
- Mashinchi MH dan Shamsuddin SM. 2009. Three-Term Fuzzy Back-Propagation. *Foundations Comp Intell.* 143-158.
- Mendoza F, Dejmek P, dan Aquilera JM. 2006. Calibrated Color Measurement of Agricultural Foods using Image Analysis. *Postharvest Biol and Technol.* 41(3): 285-295.
- Mohamed S dan Nyongesa H. 2002. Automatic Fingerprint Classification System using Fuzzy Neural Techniques. *Fuzz-IEEE.* 358-362.
- Murquia MI. 2002. A Fuzzy Neural Network Approach for Document Region Classification using Human Visual Perception Features. *Computation Sistem.* 6 (2): 83-93.
- Pal SK dan Mitra S. 1992. Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets and Classification. *IEEE Trans on Neural Networks* 3 (5): 683-697.
- Palapol Y, Ketsa S, Stevenson D, Cooney JM, Allan AC, Ferguson IB. 2009. Colour Development and Quality of Mangosteen Fruit During Ripening and After Harvest. *Postharvest Biol and Technol.* 51(3): 349-353.
- Putra D. 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Sandra. 2009. Pengembangan Pemutuan Buah Manggis Untuk Eksport Secara Non Destruktif dengan Jaringan Syaraf Tiruan. [Disertasi]. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Sarkar M, Yegnanarayana B, dan Khemani D. 1998. Backpropagation Learning Algorithms for Classification With Fuzzy Mean Square Error. *Pattern Recognition Let.* 19: 43-51.
- Suyanti, Roosmani AS, dan Sjaifullah. 1999. Pengaruh Tingkat Ketuaan terhadap Mutu Pascapanen Buah Manggis Selama Penyimpanan. *Hort.* 9: 51-58.