

## IMPLEMENTASI NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION UNTUK IDENTIFIKASI TINGKAT MANIS BUAH BELIMBING BERDASARKAN CITRA RGB

Retno Nugroho Whidhiasih  
Program Studi Teknik Komputer Unisma Bekasi  
Jl. Cut Mutia No. 83 Bekasi  
Email : retno.nw@gmail.com

### ABSTRACT

Star fruit classification is needed to maintain quality and improve competitiveness. Star fruit-based sweetness can be done destructively and non-destructively. Nondestructive can be done by measuring the correlation value of red, green, blue (RGB) star fruit image with Total Dissolved Solids (TPT) contained in starfruit. This study aims to develop an artificial intelligence system model to classify star fruit non-destructively based on the red-green-blue component using Neural Network (NN). The input parameter used is the red-green-blue component of the star fruit image which has been correlated to the TPT. The amount of sample data used is 99 pieces, which is 33 sweet starfruit image, 33 medium starfruit image and 33 image starfruit acid. A total of 81 data were used as training data and 18 data were used as test data. To obtain the best introductory results experiments were conducted using 6 variations of the number of neurons in the hidden layer. The classification into acid, medium and sweet fruit classes in this study obtained the best NN model using red, green and blue input parameters with 2 neurons in the hidden layer. The NN backpropagation 3-2-1 model provides an accuracy of 66.67% with 2 neurons in the hidden layer, MSE of 4.73e-06 on epoch 1.

Keyword : classification, neural network, starfruit, non-destructive grading, pattern recognition.

### ABSTRAK

Pemutuan buah belimbing sangat diperlukan untuk mempertahankan mutu dan meningkatkan daya saing. Pemutuan buah belimbing berdasarkan rasa dapat dilakukan secara destruktif dan nondestruktif. Nondestruktif dapat dilakukan dengan mengukur korelasi nilai *red, green, blue* (RGB) citra buah belimbing dengan Total Padatan Terlarut (TPT) yang terdapat pada belimbing. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model sistem kecerdasan buatan untuk mengklasifikasi buah belimbing secara non-destruktif berdasarkan komponen *red-green-blue* menggunakan *Neural Network* (NN). Parameter input yang digunakan adalah komponen *red-green-blue* dari citra buah belimbing yang telah dikorelasikan terhadap TPT. Jumlah sampel data yang digunakan adalah 99 buah, yaitu 33 citra belimbing manis, 33 citra belimbing sedang dan 33 citra belimbing asam. Sejumlah 81 data digunakan sebagai data pelatihan dan 18 data digunakan sebagai data pengujian. Untuk mendapatkan hasil pengenalan terbaik dilakukan percobaan-percobaan menggunakan 6 variasi jumlah *neuron* pada lapisan tersembunyi. Klasifikasi menjadi kelas buah asam, sedang dan manis dalam penelitian ini mendapatkan model NN terbaik menggunakan parameter input *red, green* dan *blue* dengan 2 *neuron* pada lapisan tersembunyi. Model NN *backpropagation* 3-2-1 ini memberikan akurasi sebesar 66.67% dengan 2 *neuron* pada lapisan tersembunyi, MSE sebesar 4.73e-06 pada *epoch* ke 1.

Keyword : klasifikasi, belimbing, *neural network*, citra digital, pemutuan non-destruktif

### 1. Pendahuluan

Belimbing manis (*Averrhoa carambola* Linn.) atau *starfruit* merupakan buah yang sangat populer dan digemari di Indonesia karena rasa yang manis dan aroma

yang khas serta mempunyai kandungan gizi yang cukup lengkap, terutama vitamin A dan C.

Pemutuan buah belimbing berdasarkan rasa dilakukan untuk

mempertahankan mutu dan meningkatkan daya saing. Pemutuan secara non destruktif dilakukan dengan mengukur korelasi nilai RGB citra buah belimbing dengan total padatan terlarut (TPT) yang terdapat pada belimbing. Cara ini tidak akan merusak buah, sehingga lebih tepat digunakan untuk mengidentifikasi tingkat manis buah belimbing yang akan dijual ke pasaran daripada pemutuan secara destruktif yang bersifat merusak buah.

Metode pengolahan citra merupakan metode non destruktif yang umum digunakan untuk mengevaluasi kualitas luar buah seperti bentuk, ukuran dan warna. 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.*, 2005). Metode pengolahan citra memiliki keunggulan, yaitu murah, sederhana dan praktis. Metode pengolahan citra dapat diterapkan untuk memprediksi rasa secara tidak langsung karena adanya hubungan antara warna buah dengan parameter rasa (total padatan terlarut).

Hasil survey terhadap penggunaan classifier dan metode ekstraksi fitur untuk klasifikasi buah berdasarkan fitur morfologi, warna dan intensitas didapatkan bahwa artificial neural network (ANN) adalah classifier dengan akurasi tertinggi, yaitu 96% dibandingkan dengan *probabilistic Neural Network* (PNN), *Support Vector Machine* (SVM), *Back Propagation Network*

(BPN) and *K-Nearest Neighbour* (KNN) (Mahalakshmi *et al.*, 2015). Penggunaan NN untuk mengidentifikasi tingkat kematangan pisang menggunakan parameter penduga berupa histogram dari warna RGB dari citra yang telah diubah ukurannya menggunakan metode heuristik sederhana menghasilkan akurasi 96% (Paulraj *et al.*, 2009). NN untuk identifikasi buah chikoo dan mangga dengan parameter penduga warna dan tekstur menghasilkan akurasi 94% dan 92% (Savakar, 2012).

Identifikasi buah belimbing menggunakan warna telah dilakukan dengan beberapa metode. Pengenalan buah belimbing menggunakan neural network menghasilkan akurasi 90.5% (Abdullah *et al.*, 2005), menggunakan logika *fuzzy* menghasilkan akurasi 79% (Irmansyah, 2009), menggunakan *probabilistik neural network* menghasilkan akurasi 80.51% (Zaki, 2009), menggunakan analisis komponen utama sebagai ekstraksi ciri dan jarak *euclidean* sebagai pengenalan pola menghasilkan akurasi 100% pada pengenalan kelompok manis, namun gagal melakukan pengenalan terhadap kelompok asam dan sedang (Buono dan Irmansyah, 2009), menggunakan *hidden markov* memberikan akurasi 75% (Praptono N. H., 2010), menggunakan *adaptif neuro fuzzy inference system* (ANFIS) mampu mengenali buah belimbing asam dan sedang 100% namun hanya mampu mengenali belimbing manis sebesar 67% (Whidhiasih *et al.*, 2012).

Penelitian ini akan mengembangkan teknik klasifikasi tingkat manis buah belimbing dengan citra RGB menggunakan *neural network* (NN). Parameter penduga atau input yang digunakan adalah komponen warna *red* (merah), *green* (hijau) dan *blue* (biru) hasil dari ekstraksi data citra yang telah ditemukan korelasinya terhadap total padatan terlarut. Penelitian ini diharapkan dapat mengetahui kelayakan NN untuk identifikasi tingkat manis buah belimbing secara non destruktif.

Pengembangan teknik identifikasi atau klasifikasi tingkat manis buah belimbing berdasarkan citra *red*, *green* dan *blue* menggunakan *neural network* (NN) ini menggunakan parameter penduga berupa nilai rgb dari buah belimbing, sedangkan output yang diharapkan adalah tingkat manis buah belimbing. Hal ini untuk mengetahui tingkat kelayakan NN untuk identifikasi tingkat manis buah belimbing secara non destruktif.

## 2. Bahan dan Metode Penelitian

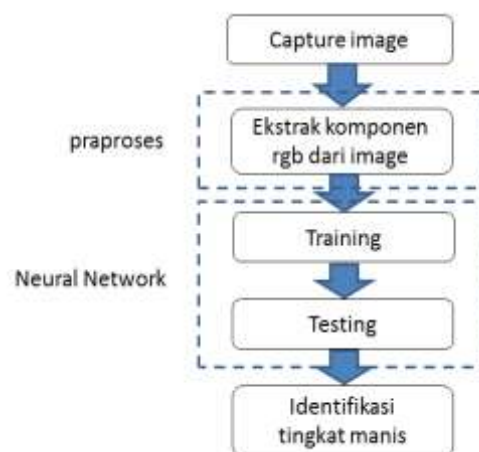
### 2.1. Bahan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa 99 buah citra buah belimbing yang telah di kategori berdasarkan kandungan TPT-nya menjadi kategori belimbing asam, sedang dan manis. Data tersebut merupakan data yang digunakan dalam penelitian Whidhiasih (2012) dan Buono (2009).

### 2.2. Metode Penelitian

Penelitian ini terbagi menjadi tiga tahapan, yaitu praproses, training menggunakan NN dan testing, diilustrasikan

pada Gambar 1. Capture image dilakukan untuk mendapatkan citra buah belimbing, karena penelitian ini menggunakan data sekunder maka penulis sudah tidak perlu lagi melakukan proses tersebut. Praproses dilakukan untuk mendapatkan nilai-nilai RGB yang telah dikorelasikan terhadap total padatan terlarut (TPT). Training menggunakan NN digunakan untuk melatih data sehingga didapatkan bobot-bobot yang optimum yang akan digunakan untuk pengenalan terhadap tingkat manis buah belimbing. Identifikasi tingkat manis buah belimbing dilakukan menggunakan bobot-bobot yang optimum hasil dari proses training.



Gambar 1. Tahapan penelitian

#### 2.2.1 Capture Image

Capture image dilakukan untuk mendapatkan citra buah belimbing yang akan digunakan sebagai data dalam penelitian. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa 99 buah citra buah belimbing yang telah di kategori berdasarkan kandungan TPT-nya menjadi kategori belimbing asam, sedang dan manis. Data tersebut merupakan data

yang digunakan dalam penelitian Buono (2009), Whidhiasih (2012) dan whidhiasih (2015).

### 2.2.2 Praproses Data

Pada tahap praproses, data sampel citra buah belimbing diekstrak berdasarkan piksel, yaitu rata-rata dari keseluruhan piksel, ke dalam nilai *red* (R), *green* (G) dan *blue* (B) menggunakan matlab R2009b. Nilai RGB dinormalisasi menjadi rgb dengan cara membagi masing-masing nilai dengan bilangan 255. Selanjutnya dilakukan pembagian data menjadi menjadi dua kelompok data yang saling asing, yaitu data training dan data testing. Data terdiri dari 99 data citra belimbing. Data training diambil sebanyak 81 data yang terdiri dari 27 data kategori belimbing asam, 27 data kategori belimbing sedang dan 27 data kategori belimbing manis. Data testing sebanyak 18 data yang terdiri dari 6 data kategori belimbing asam, 6 data kategori belimbing sedang dan 6 data kategori belimbing manis.

### 2.2.3 Desain Model NN

Dalam tahap training menggunakan neural network terdapat dua metode yang sering digunakan, yaitu *supervised* dan *unsupervised*. Pada metode *supervised* sistem melakukan training dengan panduan dalam menentukan proses, sedangkan pada metode *unsupervised* sistem melakukan training tanpa menggunakan panduan untuk menentukan proses. Dalam penelitian ini digunakan metode *supervised* dalam mengembangkan model *neural network backpropagation*.

Arsitektur *neural network* yang akan dibangun adalah *multilayer neural network* yang terdiri dari tiga *layer* (lapisan), yaitu *input layer* (lapisan masukan), *hidden layer* (lapisan tersembunyi) dan *output layer* (lapisan keluaran). Jumlah *neuron* input ditentukan berdasarkan parameter penduga tingkat manis buah belimbing, yaitu berjumlah 3. Tidak ada kepastian tentang berapa banyak jumlah neuron pada lapisan tersembunyi agar jaringan dapat dilatih dengan sempurna (Siang 2009), dan sampai saat ini belum ada formula khusus yang bisa menemukan jumlah *neuron* pada layar tersembunyi yang optimal. Suatu formula yang bisa digunakan untuk memperkirakan jumlah *neuron* pada layar tersembunyi adalah akar dari jumlah variabel pola masukan dikali jumlah *neuron* pada layar keluaran (Suyanto 2007). Dalam penelitian ini dicoba variasi *neuron* di lapisan tersembunyi sejumlah 2, 5, 10, 15, 20 dan 25 untuk mendapatkan model yang optimum.

Kondisi berhenti ditentukan berdasar nilai ambang *Mean Square Error* (MSE) atau nilai toleransi minimum yang secara default ditentukan sebesar 0.01 atau maksimum *epoch* yang ditentukan secara default sebesar 100. Jumlah *neuron* pada lapisan keluaran adalah 3, sesuai dengan jumlah klasifikasi yang dilakukan, yaitu asam, sedang dan manis.

Proses pelatihan dan pengujian dilakukan dalam upaya untuk mendapatkan bobot dari jaringan NN yang optimum. Prosedur pelatihan dilakukan dengan melakukan variasi jumlah neuron pada

lapisan tersembunyi dan tiga parameter input. Kinerja dari NN diukur dengan melihat *error* hasil pelatihan, validasi dan *testing* terhadap sekumpulan data.

Pengambilan keputusan dilakukan dengan membulatkan nilai hasil prediksi NN. Jika pembulatan dari hasil prediksi NN adalah 1 maka belimbing tersebut adalah belimbing kelas asam, jika hasil pembulatan dari prediksi NN adalah 2 maka belimbing tersebut adalah belimbing kelas sedang dan jika pembulatan dari hasil prediksi NN adalah 3 maka belimbing tersebut adalah belimbing kelas manis.

#### **2.2.4 Identifikasi Tingkat Manis**

Identifikasi tingkat manis buah belimbing menggunakan model klasifikasi hasil pelatihan NN yang terbaik. NN terbaik adalah NN yang dapat mengklasifikasi buah belimbing dengan ketepatan paling tinggi. Model NN dengan bobot-bobot yang optimum tersebut yang akan digunakan untuk klasifikasi atau identifikasi tingkat manis buah belimbing.

### **3. Hasil dan Pembahasan**

#### **3.1. Pengumpulan dan Praproses Data**

Kegiatan pertama dalam penelitian tahap ini adalah melakukan pengumpulan data untuk bahan penelitian. Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa citra buah belimbing manis yang dikategori menjadi belimbing manis dan tidak manis berdasarkan tingkat total padatan terlarutnya (TPT). Jumlah dari masing-masing kategori berjumlah 33 belimbing manis, 33 belimbing sedang dan 33 belimbing asam sehingga

total semuanya adalah 99 citra buah belimbing manis.

Klasifikasi buah belimbing pada penelitian ini adalah penentuan kategori buah belimbing menjadi kategori belimbing manis, belimbing sedang dan belimbing asam. Citra buah belimbing yang berjumlah 99 diolah menggunakan Matlab R2009a sehingga didapatkan nilai-nilai RGB dari rata-rata semua piksel.

Selanjutnya data dibagi menjadi dua kelompok data yang saling asing, yaitu data pelatihan/training sebanyak 81 data atau 82% dan data uji/testing sebanyak 18 data atau 18%, setelah sebelumnya dilakukan transformasi nilai-nilai tersebut kedalam selang 0 sampai 1.

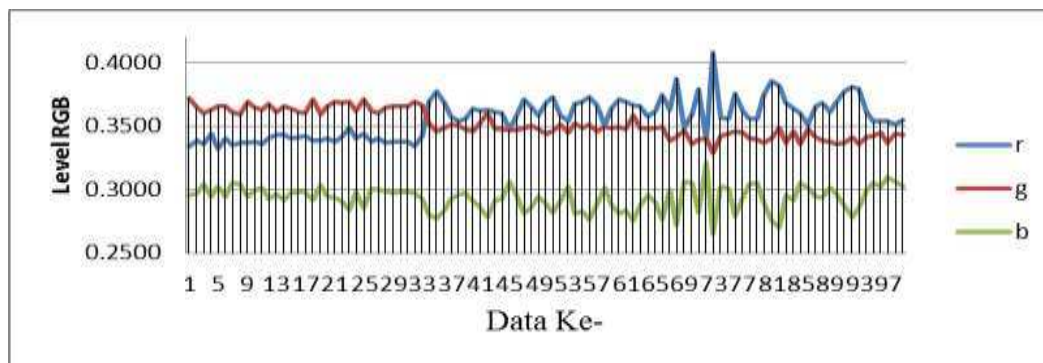
#### **3.2. Hubungan Indeks RGB dengan Identifikasi Kematangan Buah**

Data penelitian memperlihatkan sebaran warna RGB dari data pertama sampai data ke-99 seperti pada Gambar 2. Data pertama sampai data ke-33 adalah kategori belimbing manis, data ke 34 sampai dengan data ke 66 adalah kategori belimbing sedang dan data ke-67 sampai dengan data ke-99 adalah kategori belimbing asam.

Nilai rata-rata sebaran indeks rgb pada penelitian ini menunjukkan derajat kemerahan dan kebiruan buah belimbing meningkat seiring dengan tingkat ketuaan atau kematangan, nilai rata-rata sebaran indeks hijau menurun seiring dengan tingkat ketuaan atau kematangan. Model regresi yang diduga kuat memiliki keeratan hubungan antara warna dengan kategori kematangan adalah model regresi menurut

warna *g* (*green*). Nilai  $R^2$  warna *g* sebesar 0.5178 mengindikasikan bahwa sebesar 52% kategori kematangan ditentukan oleh perubahan warna *g*. Tampilan grafik residual masing-masing variabel tidak membentuk suatu pola tertentu. Angka residual masing-

masing variabel tersebar merata, yaitu bernilai positif dan negatif sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel RGB layak digunakan untuk memprediksi kategori kematangan buah belimbing.



Gambar 2. Sebaran warna RGB pada data penelitian

### 3.3. Parameter Penentu Klasifikasi

#### Belimbing

Parameter yang digunakan untuk menentukan klasifikasi belimbing dalam penelitian ini adalah warna kulit belimbing. Sebelum membangun sistem identifikasi untuk menentukan tahap kematangan buah belimbing, terlebih dahulu ditentukan kelas manis buah belimbing berdasarkan korelasi antara total padatan terlarut dan komponen *red-green-blue* pada warna kulit belimbing (Buono, 2009). Variabel ini selanjutnya digunakan sebagai variabel penduga dalam penentuan kategori kematangan buah belimbing, yaitu *red*, *green* dan *blue*.

### 3.4. Parameter Output Identifikasi

#### Kematangan Belimbing

Parameter *output* yang digunakan sebagai target pembelajaran dalam penelitian ini adalah belimbing kategori kelas asam, kelas sedang dan kelas manis. Telah

dijelaskan sebelumnya bahwa penentuan identifikasi kematangan yang dilakukan pada penelitian ini adalah berdasarkan korelasi *red-green-blue* dengan total padatan terlarut (TPT). Nilai output yang digunakan adalah 1 untuk kelas belimbing kategori asam, 2 untuk kelas belimbing kategori sedang dan 3 untuk kelas belimbing kategori manis, disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai output/keluaran identifikasi kematangan belimbing

Output	Keterangan
1	Belimbing asam
2	Belimbing sedang
3	Belimbing manis

Variabel yang digunakan sebagai model penduga identifikasi kematangan buah belimbing tidak dapat ditarik garis pembeda pada tiap kategori kematangannya karena terdapat nilai-nilai atau pola yang berada diantara dua kelas. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat ambiguitas

yang tinggi dalam klasifikasi buah belimbing yang digunakan dalam penelitian.

### 3.5. Klasifikasi Buah Belimbing

Percobaan NN ini 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. Data training yang digunakan dalam proses training ini sebanyak 82% dari data set. Masing-masing variasi jumlah *neuron* pada layer tersembunyi dicobakan sebanyak 60 kali ulangan.

Klasifikasi buah belimbing dalam penelitian ini terdiri dari 3 tahap. Pertama, memanggil file citra yang sudah disimpan. Kedua, melakukan proses pengolahan citra untuk mendapatkan parameter penentu identifikasi kematangan, dan ketiga, menentukan identifikasi kematangan buah belimbing dari citra tersebut. Citra buah belimbing yang dipanggil akan menghasilkan nilai RGB yang merupakan parameter penentu utama, yang diperoleh dari nilai rata-rata keseluruhan piksel objek. Kemudian program akan mencatat nilai variable *red-green-blue* sebagai penentu klasifikasi buah belimbing yang digunakan sebagai input/masukan model NN. Tahap terakhir adalah mengklasifikasi buah belimbing menjadi buah belimbing asam,

sedang atau manis berdasarkan bobot yang telah didapatkan dari hasil terbaik percobaan pelatihan menggunakan NN.

### 3.6. Analisis Hasil Pemodelan NN

Percobaan-percobaan telah dilakukan untuk mendapatkan model jaringan NN yang terbaik dalam penentuan klasifikasi buah belimbing, yaitu bobot yang optimum. Model NN yang terbaik adalah yang memberikan akurasi optimal ketika dilakukan validasi terhadap data training maupun pengujian pada data testing. Konfigurasi NN yang digunakan adalah satu lapis tersembunyi. Maksimum *epoch* yang digunakan adalah 3000, *learning rate* adalah 1 dan menggunakan fungsi *aktivasi logsig* pada lapis tersembunyi dan lapis keluaran. Dalam percobaan diberikan variasi jumlah *neuron* tersembunyi sebanyak 2, 5, 10, 15, 20 dan 25.

Hasil yang didapatkan dari percobaan menunjukkan bahwa perubahan jumlah *neuron* lapisan tersembunyi tidak berpengaruh dalam mendapatkan pola pengenalan. jumlah *epoch* yang berbeda tidak menentukan waktu pelatihan yang berbeda, bahkan justru menunjukkan waktu pelatihan yang rata-rata hampir sama. Dengan kata lain bahwa secara umum jumlah *epoch*, waktu pelatihan dan MSE yang didapatkan secara random tidak mempunyai pengaruh satu sama lain, karena memberikan hasil yang relatif sama dalam mengukur tingkat pengenalan dari data *training* dan data *testing*. Satuan yang digunakan dalam pengenalan ini adalah

persentase. Hasil pelatihan disajikan pada Tabel 2.

Berdasarkan akurasi dan MSE pada saat klasifikasi buah belimbing hasil pelatihan, maka model jaringan yang terbaik untuk klasifikasi buah belimbing ini adalah model jaringan yang menggunakan 2 *neuron* lapisan tersembunyi (jaringan NN 3-2-1) dengan MSE sebesar 4.73e-06 pada *epoch* ke 12 dan menghasilkan akurasi sebesar 66.67%.

Confussion matriks pada Tabel 3. memperlihatkan secara detil akurasi yang dihasilkan oleh model NN untuk klasifikasi buah belimbing asam, sedang dan manis.

Tabel 2. Hasil pelatihan klasifikasi belimbing.

Lapisan Tersembunyi	Durasi Pelatihan	MSE	Epoch	Akurasi Validasi (%)	Akurasi Testing (%)
<b>2 neurons</b>	<b>0</b>	<b>4.73e-06</b>	<b>12</b>	<b>59.26</b>	<b>66.67</b>
5 neurons	0	0.0097	8	58.02	66.67
10 neurons	0	0.0142	7	60.49	66.67
15 neurons	0	0.0110	8	58.02	66.67
20 neurons	0	0.0134	8	59.25	66.67
25 neurons	0	0.00318	9	60.49	66.67

Tabel 3. Confussion matriks hasil identifikasi

		Prediksi		
		Asam	Sedang	Manis
Aktual	Asam	0	6	0
	Sedang	0	6	0
	Manis	0	0	6

Kemampuan pengenalan NN rata-rata sedikit dibawah pengenalan menggunakan metode KNN dan LDA (Whidhiasih *et al.*, 2013), namun kemampuan pengenalan terhadap belimbing manis menggunakan FNN jauh lebih baik dibandingkan pengenalan menggunakan ANFIS (Whidhiasih *et al.*, 2012a). Dalam klasifikasi tahap kematangan buah manggis berdasarkan warna dan tekstur jumlah target yang lebih banyak memberikan efek

Hasil percobaan memberikan akurasi rata-rata 66.67%. Belimbing kelas asam mempunyai ketepatan pendugaan sebesar 0%. Belimbing kelas sedang mempunyai ketepatan pendugaan sebesar 100% dan belimbing kelas manis mempunyai ketepatan pendugaan sebesar 100%. Hal ini menunjukkan bahwa teknik ini bagus digunakan untuk mengklasifikasi buah belimbing kelas sedang dan belimbing kelas manis, namun tidak dapat digunakan untuk mengklasifikasi buah belimbing kelas asam. Untuk data set yang berbeda dimungkinkan akan menghasilkan ketepatan yang berbeda pula.

pengenalan *fuzzy neural network* (FNN) yang lebih baik (Whidhiasih *et al.*, 2012b) dan Identifikasi tingkat manis buah belimbing menggunakan FNN memberikan akurasi sebesar 100% (Whidhiasih, 2014). Ini menunjukkan bahwa NN sebagai klasifier klasik belum bisa memisahkan data yang berada diantara dua kelas, dan hal ini dapat diselesaikan dengan menggabungkan NN dengan sistem *fuzzy* dengan mengubah target output menjadi derajat keanggotaan.



## 4. Kesimpulan dan Saran

### 4.1. Kesimpulan

Dari penelitian yang telah dilakukan melalui percobaan-percobaan untuk mengklasifikasi buah belimbing berdasarkan komponen warna *red-green-blue* ke dalam belimbing kelas asam, belimbing kelas sedang dan belimbing kelas manis dapat ditarik beberapa kesimpulan :

1. Perubahan jumlah *neuron* lapisan tersembunyi tidak mempunyai pengaruh dalam mendapatkan pola pengenalan.
2. Secara umum jumlah *epoch*, waktu pelatihan dan MSE yang didapatkan secara random tidak mempunyai pengaruh satu sama lain.
3. NN terbaik untuk mengklasifikasi buah belimbing ke dalam kelas belimbing manis dan belimbing tidak manis diperoleh dengan 2 *neuron* pada lapisan tersembunyi (jaringan FNN 3-2-1) dengan MSE sebesar 4.73e-06 pada *epoch* ke 12 dan menghasilkan akurasi sebesar 66.67%.

### 4.2. Saran

Perlu digunakan metode lain untuk mendapatkan pengenalan yang lebih baik yaitu menggabungkan NN dengan fuzzy dengan mengubah target output menjadi derajat keanggotaan yang disebut fuzzy neural network (FNN).

### Daftar Pustaka

Abdullah M.Z., M. Saleh J., F. Syahir, dan M. Azemi, "Discrimination and classification of fresh-cut starfruits (*Averrhoa carambola* L) using automated machine vision system",

Journal of Food Engineering, 76(4) (2005) 506-523.

Buono, Agus dan Irmansah, "Pengenalan kadar total padat terlarut pada buah belimbing manis berdasar citra RGB dengan analisis komponen utama sebagai ekstraksi ciri dan jarak euclidean sebagai pengenalan pola". Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi 2 (1) (2009).

Duda, R. O., Hart, P. E., & Stork, D. G. (1997). Pattern Classification. New Jersey: Pearson Prentice Hall.

Fathurohman, Zaki, "Pengembangan probabilistic neural networks untuk penentuan kematangan belimbing manis", Skripsi Jurusan Ilmu Komputer Institut Pertanian Bogor, Bogor, 2009.

Fauset, L. (1994). Fundamental of Neural Network. New Jersey: Prentice Hall Inc.Hermawan, 2006

Haykin, & Simon. Neural Network : A Comprehensive Foundation. New York: Macmilan Publishing Company, 1994.

Irmansah, "Pemutuan Belimbing Berdasarkan Warna dan Rasa Dengan Pengolahan Citra dan Logika Fuzzy", Disertasi Institut Pertanian Bogor, Bogor, 2009.

Kasabow, N. Evolving Neuro Fuzzy Inference System. London: Prentice Hall, 2002.

Masinch, M. H., & Shamsuddin, S. H. Three-Term Fuzzy Back-Propagation. Foundations of Computer Intelligent 1 (201)(2009): 143-158.

Pal, S. K., & Mitra, S., Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets and Classification. IEEE Transactions On Neural Networks 3 (5)(1992): 683-697.

- Santosa, B. Data Mining Terapan Dengan Matlab. Yogyakarta: Graha Ilmu, 2007.
- Sarkar, M., Yegnanarayana, B., & Khemani, D. Backpropagation learning algorithms for classification with fuzzy mean square error. Pattern Recognition Letters , (1998) : 43-51.
- Siang, J. J. Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab. Yogyakarta: Andi Offset, 2009.
- Whidhiasih, R.N, Nursinta A. W. dan Supriyanto, Identifikasi Buah Belimbing berdasarkan citra Red-Green-Blue Menggunakan Adaptif Neuro Fuzzy Inference System, Komputasi dalam Sains dan Teknologi Nuklir (2012): 272-281.
- Whidhiasih, R.N, Sugi G. dan Prpto T, Pengembangan Model Klasifikasi Kematangan Buah Manggis Berdasarkan Warna Menggunakan Fuzzy Neural Network, Jurnal Teknologi Industri Pertanian 22(2)(2012) : 82-91.
- Whidhiasih, R.N, Nursinta A.W. dan Supriyanto, Klasifikasi Buah Belimbing berdasarkan Citra Red Green dan Blue Menggunakan KNN dan LDA, Jurnal Piksel 1(1)(2013) : 30-36.