

IDENTIFIKASI TINGKAT MANIS BUAH BELIMBING BERDASARKAN CITRA RED GREEN BLUE MENGGUNAKAN FUZZY NEURAL NETWORK

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

ABSTRACT

Fuzzy Neural Network (FNN) has a capability to classify a pattern within two different classes which a classical Neural Network (NN) is failed to do so. The fuzzy pattern classification use membership degree on output of neuron as learning target. This research aim is to develop an artificial intelligence system model for non-destructive classification of starfruit using Fuzzy Neural Network. The input parameter is the estimator parameter of starfruit sweet level of red, green and blue index color obtained from image processing. The best result of starfruit sweet level identification using FNN with three classification class target (sour, medium and sweet) is achieved with 25 neurons in hidden layer and 14th epoch with 100% accuracy.

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

ABSTRAK

Fuzzy Neural Network (FNN) memiliki kemampuan untuk mengklasifikasikan pola dalam dua kelas yang tidak bisa dilakukan oleh Neural Network (NN). FNN merupakan klasifikasi fuzzy yang mengubah target dari pembelajaran menjadi derajat keanggotaan. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan model sistem kecerdasan buatan untuk klasifikasi non-destruktif dari belimbing menggunakan Fuzzy Neural Network. Parameter input yang digunakan adalah indeks warna red, green dan blue yang diperoleh dari pengolahan citra. Hasil terbaik dari identifikasi belimbing tingkat manis buah belimbing menggunakan FNN ke dalam tiga target kelas klasifikasi, yaitu asam, sedang dan manis dicapai dengan 25 neuron pada lapisan tersembunyi pada epoch ke 14 dengan akurasi 100%.

Keyword : identifikasi, fuzzy neural network, belimbing, identifikasi non destruktif

1. Pendahuluan

Pemutuan buah belimbing perlu dilakukan untuk meningkatkan daya saing. Pemutuan dilakukan untuk mengklasifikasi mutu buah. Klasifikasi dapat dilakukan berdasarkan komponen bobot, ukuran dan rasa buahnya. Klasifikasi berdasarkan rasa buah dapat dilakukan secara destruktif dan non destruktif. Cara destruktif untuk klasifikasi buah belimbing dapat dilakukan dengan mengukur total padatan terlarut (TPT) buah belimbing dengan cara membelahnya dan mengukur menggunakan

alat refraktometer. Cara non destruktif dapat dilakukan menggunakan nilai RGB dari citra kulit buah belimbing jika koefisien determinasi antara nilai RGB dari citra kulit buah dengan total padatan terlarutnya mempunyai nilai yang memungkinkan untuk digunakan.

Salah satu metode non destruktif yang dapat digunakan adalah pengolahan citra. Pengolahan citra digunakan untuk menentukan kualitas buah, khususnya bentuk, ukuran dan warna. Warna berperan untuk menentukan mutu eksternal industri

makanan juga merupakan properti fisik dasar dari makanan dan hasil pertanian yang berkorelasi dengan sifat kimia dan indikator kualitas produk (Abdullah *et al.*, 2005).

Metode pengolahan citra merupakan cara yang sederhana, praktis dan tidak membutuhkan banyak biaya. Pengolahan citra dapat digunakan untuk memprediksi tingkat manis buah berdasarkan hubungan antara warna buah dan total padatan terlarut yang mengindikasikan tingkat manis buah.

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengidentifikasi atau pengenalan tingkat manis buah belimbing menggunakan beberapa metode dan memberikan tingkat ketepatan pengenalan atau akurasi yang berbeda-beda. *Neural network* memberikan akurasi 90.5% (Abdullah *et al.*, 2005), logika *fuzzy* memberikan akurasi 79% (Irmansyah, 2009), *probabilistik neural network* memberikan akurasi 80.51% (Zaki, 2009), akurasi 100% pada pengenalan kelompok manis, namun gagal melakukan pengenalan terhadap kelompok asam dan sedang menggunakan metode analisis komponen utama sebagai ekstraksi ciri dan jarak *euclidean* sebagai pengenalan pola (Buono dan Irmansyah, 2009), *hidden markov* memberikan akurasi 75% (Praptono N. H., 2010), *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.*, 2012a). Klasifikasi buah belimbing menggunakan *k-nearest neighbour* (KNN) dan linear diskriminant analisis (LDA) berdasarkan

komponen warna RGB memberikan akurasi yang sama, yaitu sebesar 91% (Whidhiasih *et al.*, 2013). Penggunaan *fuzzy neural network* (FNN) untuk identifikasi tahap kematangan buah manggis berdasar warna dan tekstur berdasarkan tiga kategori memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan menggunakan *neural network* (NN), identifikasi menggunakan FNN memberikan akurasi 80% sedangkan NN memberikan akurasi 60% (Whidhiasih *et al.* 2012b).

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui kelayakan *fuzzy neural network* dalam mengidentifikasi buah belimbing kelas asam, kelas sedang dan kelas manis, sehingga dapat digunakan sebagai teknologi untuk mempertahankan mutu dan daya saing buah belimbing.

2. Bahan dan Metode Penelitian

2.1. Bahan

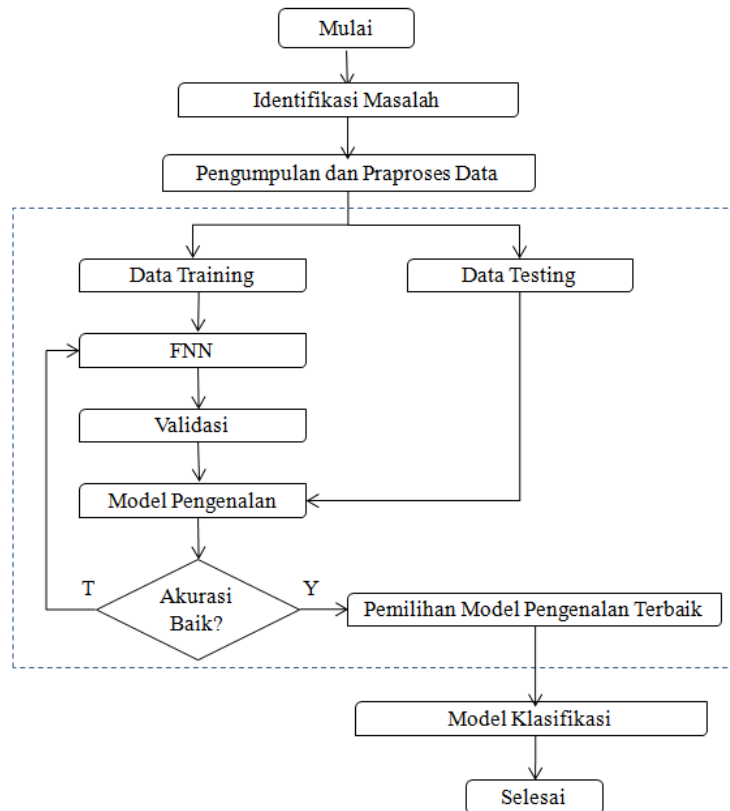
Pada penelitian ini digunakan data sekunder berupa 99 buah citra buah belimbing yang telah dikategori berdasarkan kandungan TPT nya menjadi kategori buah belimbing kelas asam, kelas sedang dan kelas manis. Data tersebut merupakan data yang digunakan dalam penelitian Whidhiasih (2012a) dan Buono (2009).

2.2. Metode Penelitian

Penelitian ini terbagi menjadi tiga tahapan, yaitu praproses, pemodelan FNN dan penentuan model klasifikasi, disajikan dalam Gambar 1. Praproses dilakukan untuk mendapatkan nilai-nilai RGB yang telah dikorelasikan terhadap total padatan terlarut (TPT). Pemodelan FNN digunakan untuk

melatih data sehingga didapatkan bobot-bobot yang optimum yang akan digunakan untuk pengenalan terhadap tingkat manis buah belimbing. Penentuan model klasifikasi

merupakan pemilihan hasil terbagus dari FNN yang akan digunakan untuk model klasifikasi buah belimbing.



Gambar 1. Tahapan penelitian

2.2.1 Praproses Data

Data sampel citra buah belimbing diekstraksi menggunakan matlab R2009b untuk mendapatkan nilai RGB yang merupakan rata-rata dari keseluruhan piksel. Nilai RGB tersebut kemudian dinormalisasi menjadi nilai 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.

2.2.2 Desain Model FNN

Variabel *input* ditentukan berdasarkan fitur penduga berupa nilai rgb dari citra belimbing. Variasi FNN yang dipakai dalam penelitian ini adalah input bernilai *crisp*, sedangkan *output* bernilai *fuzzy* sesuai dengan model FNN tipe 5 (Mashinchi & Shamsuddin, 2009). Pola pelatihan awal klasifikasi *fuzzy* ini berupa matriks, berisi pasangan nilai fitur-fitur penentu

kematangan belimbing yang merupakan nilai input dan target yang semuanya bernilai *crisp*.

Dilakukan pengubahan nilai target atau *output* menjadi pola *output fuzzy* terlebih dahulu sebelum dilakukan proses pelatihan. Penentuan pola *output fuzzy* terdiri dari dua tahap, tahap pertama adalah mencari jarak terbobot pola pelatihan terhadap kelas target yang didefinisikan, dan tahap kedua adalah menghitung derajat keanggotaan pola pelatihan berdasarkan hasil perhitungan jarak terbobot. Kedua tahap penentuan pola *output fuzzy* ini dilakukan menggunakan persamaan 1 dan 2. Hasil dari kedua tahap ini adalah didapatkan nilai target yang bernilai *fuzzy* dari data target yang awalnya bernilai *crisp*. Pola pelatihan ini yang kemudian di training oleh jaringan.

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

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

Arsitektur 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 tahap kematangan belimbing yang paling bagus. 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 5, 10, 15, 20 dan 25 untuk mendapatkan model yang optimum. Jumlah *neuron* pada lapisan keluaran adalah 3, sesuai dengan jumlah klasifikasi yang dilakukan.

Sebagai kondisi berhenti adalah 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.

Proses pelatihan dan pengujian dilakukan dalam upaya untuk mendapatkan bobot model FNN yang optimum. Pelatihan dilakukan dengan melakukan variasi jumlah *neuron* pada lapisan tersembunyi dan tiga parameter *input*. Kinerja dari FNN diukur dengan melihat *error* hasil pelatihan, validasi dan *testing* terhadap sekumpulan data.

Pengambilan keputusan dilakukan dengan mengambil nilai yang terbesar dari vektor baris yang didapatkan. Jika nilai terbesar dari keluaran berada di kolom pertama maka berarti pola tersebut merupakan anggota dari kelas target 1. Jika nilai terbesar dari keluaran berada di kolom kedua maka berarti pola tersebut merupakan

anggota dari kelas target 2. Jika nilai terbesar dari keluaran berada di kolom ketiga maka berarti pola tersebut merupakan anggota dari kelas target 3.

2.2.3 Penentuan Model Klasifikasi

Model klasifikasi ditentukan dari hasil pelatihan FNN yang terbaik. FNN terbaik adalah FNN yang dapat mengidentifikasi tingkat manis buah belimbing dengan ketepatan paling tinggi. Model FNN dengan bobot-bobot yang optimum tersebut yang akan digunakan untuk klasifikasi atau identifikasi tahap manis buah belimbing.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengumpulan dan Praproses Data

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

berjumlah 33 sehingga total semuanya adalah 99 citra buah belimbing manis.

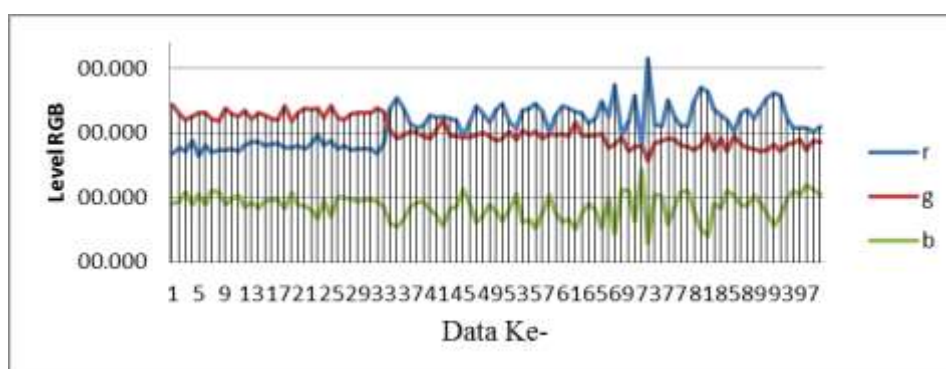
Identifikasi tingkat manis buah belimbing pada penelitian ini adalah penentuan kategori buah belimbing menjadi kategori belimbing manis, belimbing sedang dan belimbing asam.

Citra buah belimbing yang berjumlah 99 diolah menggunakan Matlab R2009a untuk mendapatkan nilai-nilai RGB dari rata-rata semua piksel dan dilakukan transformasi nilai-nilai RGB tersebut kedalam selang 0 sampai 1 menjadi nilai rgb. 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%.

3.2. Hubungan Indeks RGB dengan

Identifikasi Tingkat Manis Buah

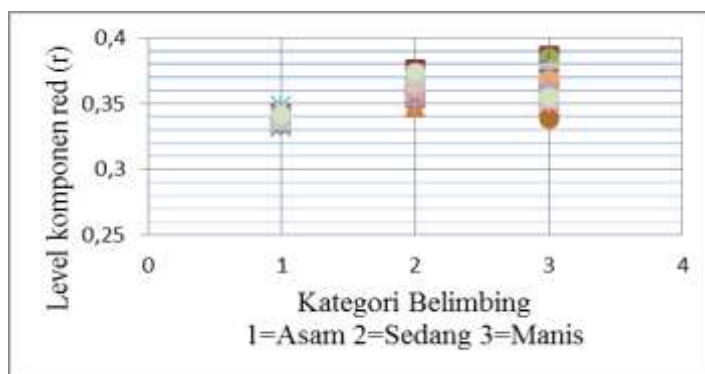
Data penelitian memperlihatkan sebaran warna RGB dari data pertama sampai data ke-99 seperti pada Gambar 2.



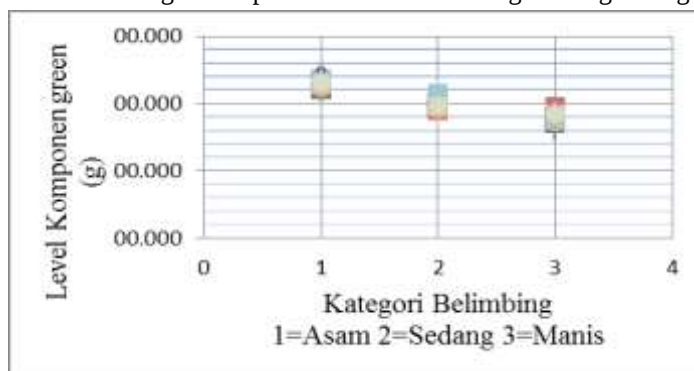
Gambar 2. Sebaran warna RGB pada data penelitian

Data pertama sampai data ke-33 adalah kategori belimbing asam, data ke-34 sampai dengan data ke-66 adalah kategori belimbing sedang dan data ke-67 sampai dengan data ke-99 adalah kategori belimbing

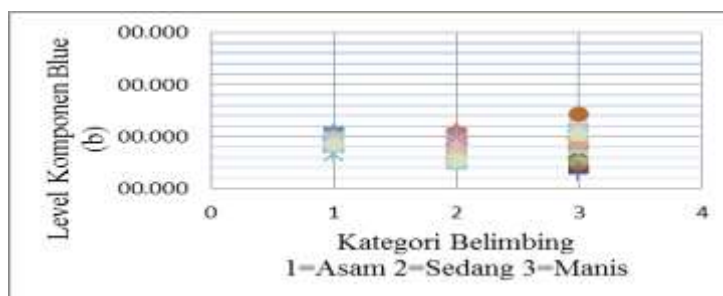
manis. Hubungan warna *red-green-blue* (RGB) dengan kategori tingkat manis dari 99 data penelitian yang berupa nilai sebaran rata-rata dari indeks *red*, *green* dan *blue* disajikan pada Gambar 3, 4 dan 5.



Gambar 3. Hubungan komponen warna merah dengan kategori tingkat manis



Gambar 4. Hubungan komponen warna hijau dengan kategori tingkat manis



Gambar 5. Hubungan komponen warna biru dengan kategori tingkat manis

Nilai sebaran rata-rata indeks *red* (merah) pada penelitian ini meningkat seiring dengan meningkatnya tingkat manis buah belimbing, nilai sebaran rata-rata indeks *green* (hijau) menurun seiring dengan meningkatnya tingkat manis buah belimbing dan nilai sebaran rata-rata indeks *blue* (biru) turun dari kategori asam ke kategori sedang, dan naik dari kategori sedang ke kategori manis.

Indek warna RGB mempunyai perkembangan nilai yang tidak teratur atau

naik turun pada indeks warna biru, namun dapat digunakan sebagai penduga model kategori kematangan buah belimbing menggunakan nilai koefisien determinasi (R^2). Model regresi yang diduga kuat memiliki keeratan hubungan antara warna dengan kategori tingkat manis adalah model regresi menurut warna *red* (merah). Nilai R^2 warna *red* (merah) sebesar 0.8516 mengindikasikan bahwa sebesar 85% kategori tingkat manis ditentukan oleh perubahan warna *red* (merah).

3.3. Parameter Penentu Klasifikasi Buah Belimbing

Parameter yang digunakan untuk menentukan kategori tingkat manis buah belimbing dalam penelitian ini adalah warna kulit belimbing, yaitu komponen *red-green-blue* kulit belimbing yang sudah diketahui masing-masing kelas kategori tingkat manisnya berdasarkan nilai total padatan terlarut. Penelitian ini menggunakan korelasi

antara total padatan terlarut dan komponen *red-green-blue* yang dihasilkan oleh penelitian Buono (2009). Variabel ini selanjutnya digunakan sebagai variabel penduga dalam penentuan kategori tingkat manis buah belimbing, yaitu sebagai variabel *input*/masukan dalam identifikasi tingkat manis buah belimbing menggunakan *Fuzzy Neural Network* (FNN), disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Variabel *input*/masukan identifikasi tingkat manis buah belimbing

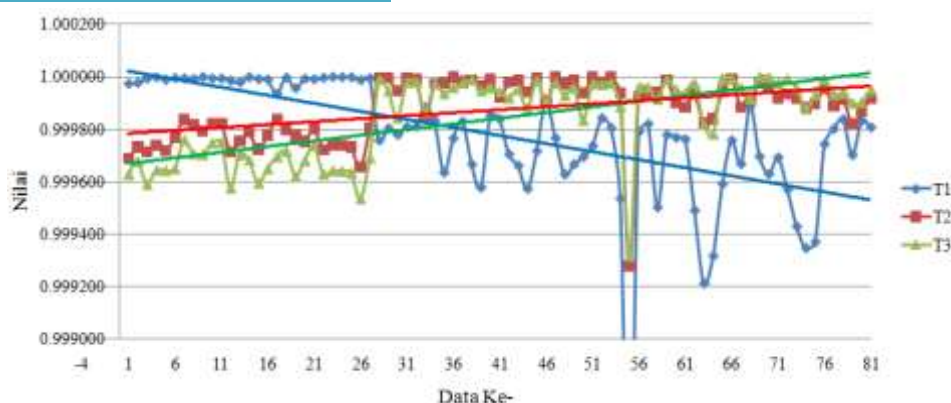
Model	<i>red</i>	<i>green</i>	<i>blue</i>
<i>Fuzzy Neural Network</i> (FNN)	√	√	√

3.4. Paramater Output Klasifikasi Belimbing

Parameter *output* yang digunakan sebagai target pembelajaran dalam penelitian ini adalah belimbing kategori manis, sedang dan asam, dengan kelas *output* 1, 2 dan 3, disajikan pada Tabel 3.

Tabel 1 Nilai *output*/keluaran identifikasi tingkat manis buah belimbing.

<i>Output</i>	Kelas
1	Belimbing asam
2	Belimbing sedang
3	Belimbing manis



Gambar 6. Derajat keanggotaan target pelatihan

Variabel yang digunakan sebagai model penduga identifikasi tingkat manis buah belimbing tidak dapat ditarik garis pembeda pada tiap kategori tingkat manisnya karena terdapat nilai-nilai atau

pola yang berada diantara dua kelas. Hal ini terlihat pula pada derajat keanggotaan yang terbentuk, yang mempunyai nilai sangat dekat satu sama lain. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat ambiguitas yang tinggi

dalam penentuan kelas kematangan buah belimbing jika dilakukan menggunakan klasifikasi klasik.

3.5. Model Identifikasi Kematangan Buah Belimbing

Model identifikasi tingkat manis buah belimbing dalam penelitian ini mempunyai beberapa tahapan, yaitu membaca file citra yang tersimpan, proses pengolahan citra untuk mendapatkan parameter penentu identifikasi tingkat manis, dan menentukan identifikasi tingkat manis buah belimbing dari citra tersebut.

Citra buah belimbing yang dibaca akan menghasilkan nilai RGB yang merupakan parameter penentu utama, yang diperoleh dari nilai rata-rata keseluruhan piksel objek. Kemudian dihitung nilai variable *red-green-blue* sebagai penentu identifikasi tingkat manis buah belimbing yang digunakan sebagai *input*/masukan model FNN. Tahap terakhir adalah menentukan identifikasi tingkat manis dari citra buah belimbing tersebut berdasarkan bobot yang telah didapatkan dari hasil terbaik percobaan pelatihan menggunakan FNN.

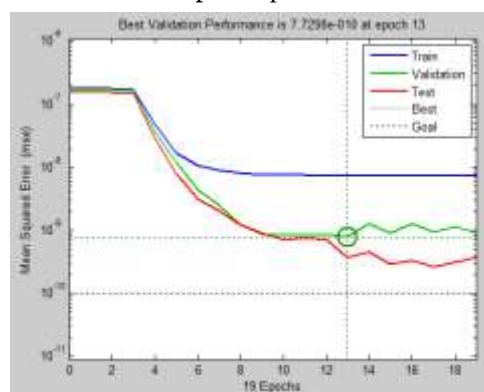
3.6. Analisis Hasil Pemodelan FNN

Percobaan-percobaan dilakukan untuk mendapatkan model jaringan FNN yang terbaik dalam penentuan identifikasi tingkat manis buah belimbing. Model FNN yang terbaik adalah yang memberikan hasil optimal ketika dilakukan validasi terhadap data *training* maupun pengujian pada data *testing*.

Maksimum *epoch* yang digunakan adalah 3000 dan *learning rate* adalah 1. Berikut adalah hasil percobaan yang dilakukan pada lima (5) variasi jumlah *neuron* pada lapisan tersembunyi dari model FNN.

Lapisan tersembunyi dengan jumlah *neuron* 5

Validasi terbaik dari proses *training* didapatkan pada saat mencapai *error* (MSE) sebesar $7.7298e-010$ yang diperoleh pada *epoch* 13, yang ditunjukkan oleh Gambar 7. Proses *training* selesai dengan durasi kurang dari 1 detik dengan *error* (MSE) terkecil sebesar $7.26e-09$ pada *epoch* 19.



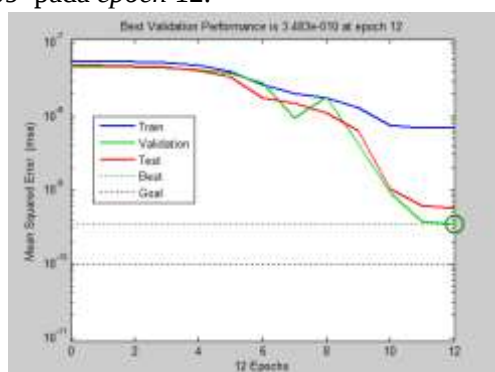
Gambar 7. Pelatihan dengan 5 *neuron* pada lapisan tersembunyi

Proses validasi dilakukan dengan menguji jaringan yang terbentuk menggunakan data *training*. Hasil dari proses validasi mampu mengenali sebanyak 77 data dari 81 data atau 95%. Pada proses pengujian menggunakan data *testing* mampu mengenali sebanyak 18 data dari 18 data atau 100%.

Lapisan tersembunyi dengan jumlah *neuron* 10

Validasi terbaik dari proses *training* didapatkan pada saat mencapai *error* (MSE)

sebesar $3.483\text{e-}010$ yang diperoleh pada *epoch* 12, yang ditunjukkan oleh Gambar 8. Proses *training* selesai dengan durasi 0 detik dengan *error* (MSE) terkecil sebesar $6.98\text{e-}09$ pada *epoch* 12.

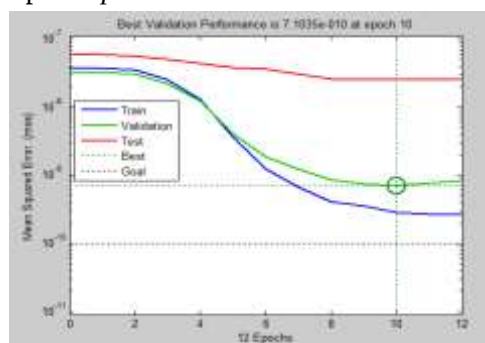


Gambar 8. Pelatihan dengan 10 *neuron* pada lapisan tersembunyi

Hasil dari proses validasi mampu mengenali sebanyak 74 data dari 81 data atau 91.36%. Pada proses pengujian menggunakan data *testing* mampu mengenali sebanyak 18 data dari 18 data atau 100%.

Lapisan tersembunyi dengan jumlah *neuron* 15

Validasi terbaik dari proses *training* didapatkan pada saat mencapai *error* (MSE) sebesar $7.1035\text{e-}010$ yang diperoleh pada *epoch* 10, yang ditunjukkan oleh Gambar 9. Proses *training* selesai dengan durasi 0 detik dengan *error* (MSE) terkecil sebesar $2.86\text{e-}10$ pada *epoch* 12.

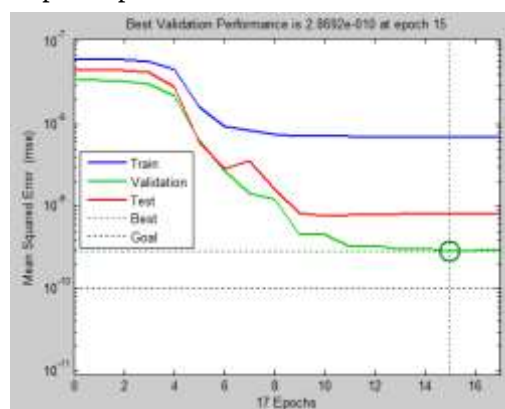


Gambar 9. Pelatihan dengan 15 *neuron* pada lapisan tersembunyi

Hasil dari proses validasi mampu mengenali sebanyak 73 data dari 81 data atau 90.123%. Pada proses pengujian menggunakan data *testing* mampu mengenali sebanyak 18 data dari 18 data atau 100%.

Lapisan tersembunyi dengan jumlah *neuron* 20

Validasi terbaik dari proses *training* didapatkan pada saat mencapai *error* (MSE) sebesar $2.8692\text{e-}010$ yang diperoleh pada *epoch* 15, yang ditunjukkan oleh Gambar 10. Proses *training* selesai dengan durasi 1 detik dengan *error* (MSE) terkecil sebesar $6.98\text{e-}09$ pada *epoch* 17.



Gambar 10. Pelatihan dengan 20 *neuron* pada lapisan tersembunyi

Hasil dari proses validasi mampu mengenali sebanyak 77 data dari 81 data atau 95%. Pada proses pengujian menggunakan data *testing* mampu mengenali sebanyak 18 data dari 18 data atau 100%.

Lapisan tersembunyi dengan jumlah *neuron* 25

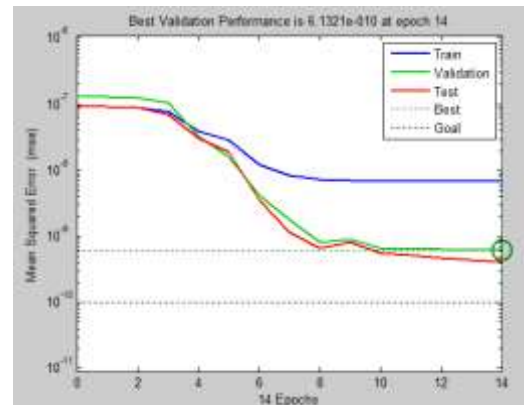
Validasi terbaik dari proses *training* didapatkan pada saat mencapai *error* (MSE) sebesar $6.1321\text{e-}010$ yang diperoleh pada *epoch* 14, yang ditunjukkan oleh Gambar 11. Proses *training* selesai dengan durasi 1 detik

dengan *error* (MSE) terkecil sebesar $6.86e-09$ pada *epoch* 14.

Hasil dari proses validasi mampu mengenali sebanyak 77 data dari 81 data atau 95%. Pada proses pengujian menggunakan data *testing* mampu mengenali sebanyak 18 data dari 18 data atau 100%.

Hasil proses *training* pada Gambar 7 sampai dengan Gambar 11 menunjukkan bahwa jumlah *epoch* yang berbeda tidak menentukan waktu pelatihan yang berbeda, bahkan justru menunjukkan waktu pelatihan yang rata-rata hampir sama atau secara umum jumlah *epoch*, waktu pelatihan dan MSE yang didapatkan secara random tidak

mempunyai pengaruh satu sama lain (Tabel 4). Bentuk grafik yang landai menunjukkan lambatnya perubahan bobot untuk mencapai konvergen, sedangkan bentuk grafik yang menukik tajam menunjukkan cepatnya perubahan bobot untuk mencapai konvergen.



Gambar 11. Pelatihan dengan 25 *neuron* pada lapisan tersembunyi

Tabel 2 Hasil pelatihan identifikasi tingkat manis

Lapisan Tersembunyi	Durasi Pelatihan	MSE	Epoch	Akurasi Validasi (%)	Akurasi Testing (%)
5 <i>neurons</i>	1	$7.26e-09$	19	95	100
10 <i>neurons</i>	0	$6.98e-09$	12	91.36	100
15 <i>neurons</i>	0	$2.86e-10$	12	90.12	100
20 <i>neurons</i>	1	$6.98e-09$	17	95	100
25 <i>neurons</i>	1	$6.86e-09$	14	95	100

Tabel 3 *Confussion matrix* hasil identifikasi

		Prediksi		
		Asam	sedang	manis
Asal	Asam	18	0	0
	Sedang	0	18	0
	manis	0	0	18

Dengan memperhitungkan akurasi dan MSE pada saat identifikasi tingkat manis buah belimbing hasil pelatihan pada Tabel 4, maka model jaringan yang terbaik untuk identifikasi kematangan buah belimbing ini adalah model jaringan yang menggunakan 25 *neuron* lapisan tersembunyi. Berdasarkan *confussion matrix* pada Tabel 5, akurasi yang dihasilkan oleh model FNN untuk semua kategori identifikasi buah belimbing

adalah sama, yaitu 100%. Hal ini berarti untuk menjaga kualitas buah belimbing teknik ini bisa diandalkan, baik untuk kelas belimbing asam, sedang maupun manis.

Tidak adanya kesalahan pendugaan sistem, diduga karena FNN dapat mengklasifikasi tiga kelas kematangan buah belimbing dengan lebih halus dibandingkan klasifikasi secara klasik seperti jaringan syaraf tiruan.

Berdasarkan pengenalan tersebut diatas, FNN mempunyai kemampuan yang lebih bagus dalam identifikasi kematangan buah belimbing dibandingkan dengan metode-metode yang digunakan sebelumnya dalam identifikasi tingkat manis buah belimbing yang dilakukan oleh Buono (2009), Whidhiasih *et al.* (2010), Whidhiasih *et al.* (2012), sehingga model FNN layak digunakan sebagai model identifikasi tingkat manis buah belimbing. Model FNN yang dikembangkan untuk identifikasi tingkat manis buah belimbing menggunakan bobot yang didapatkan dari model FNN dengan 25 *neuron* pada lapisan tersembunyi.

4. Kesimpulan dan Saran

4.1. Kesimpulan

Perubahan jumlah *neuron* pada lapisan tersembunyi tidak mempunyai pengaruh untuk mendapatkan pola pengenalan. Begitu pula jumlah *epoch* waktu pelatihan dan MSE yang didapatkan secara random tidak mempunyai pengaruh satu sama lain. FNN terbaik untuk mengklasifikasi buah belimbing manis, sedang dan asam diperoleh dengan 25 *neuron* pada lapisan tersembunyi dengan MSE sebesar 6.86e-09 pada *epoch* ke 14 dan menghasilkan akurasi sebesar 88.89%.

4.2. Saran

Model identifikasi tingkat manis buah belimbing ke dalam kelas belimbing asam, belimbing sedang dan belimbing manis menggunakan FNN layak digunakan sebagai model alternatif dalam identifikasi tingkat buah belimbing berdasarkan warna. Hasil identifikasi tingkat manis buah belimbing

yang mencapai akurasi sebesar 100% ini dapat dikembangkan menjadi prototipe mesin sortasi tingkat manis buah belimbing.

Daftar Pustaka

- Abdullah M.Z., M. Saleh J., F. Syahir, dan M. Azemi. 2005. Discrimination and classification of fresh-cut starfruits (*Averrhoa carambola* L) using automated machine vision system. *Journal of Food Engineering* 76(4) : 506-523.
- Buono, Agus dan Irmansah. 2009. 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).
- Duda, R. O., Hart, P. E., & Stork, D. G. 1997. *Pattern Classification*. New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Fathurohman, Zaki. 2009. Pengembangan probabilistic neural networks untuk penentuan kematangan belimbing manis. [Skripsi]. Bogor : Jurusan Ilmu Komputer Institut Pertanian Bogor.
- Fauset, L. 1994. *Fundamental of Neural Network*. New Jersey: Prentice Hall Inc.
- Haykin, & Simon. 1994. *Neural Network : A Comprehensive Foundation*. New York: Macmilan Publishing Company.
- Irmansah. 2009. Pemutuan 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.
- Masinch, M. H., & Shamsuddin, S. H. 2009. Three-Term Fuzzy Back-Propagation. *Foundations of*

- Computer Intelligent* 1 (201) : 143-158.
- Pal, S. K., & Mitra, S.1992. Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets and Classification. *IEEE Transactions On Neural Networks* 3 (5) : 683-697.
- Santosa, B. 2007. *Data Mining Terapan Dengan Matlab*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Sarkar, M., Yegnanarayana, B., & Khemani, D. 1998. Backpropagation learning algorithms for classification with fuzzy mean square error. *Pattern Recognition Letters* (1998) : 43-51.
- Siang, J. J. 2009. Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab. Yogyakarta: Andi Offset.
- Whidhiasih, R.N, Nursinta A. W. dan Supriyanto. 2012. 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 Prapto T. 2012. Pengembangan Model Klasifikasi Kematangan Buah Manggis Berdasarkan Warna Menggunakan Fuzzy Neural Network, *Jurnal Teknologi Industri Pertanian* 22(2) : 82-91.
- Whidhiasih, R.N, Nursinta A.W. dan Supriyanto. 2013. Klasifikasi Buah Belimbing berdasarkan Citra Red Green dan Blue Menggunakan KNN dan LDA. *Jurnal Piksel* 1(1) : 30-36.
- Wirjowidagdo dan Sitanggang. M. 2002., Tanaman Obat untuk Penyakit Jantung, Darah Tinggi, dan Kolesterol, AgroMedia Pustaka, Jakarta.