

## MENENTUKAN KLASIFIKASI MUTU FISIK BERAS DENGAN MENGGUNAKAN TEKNOLOGI PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Agus Supriatna Somantri

Balai Besar Penelitian dan Pengembangan Pascapanen Pertanian  
Jl. Tentara Pelajar No. 12 (Cimanggu) Bogor  
e-mail: assomantri@yahoo.com

Diajukan: 3 Mei 2010, Dinilai: 4 Mei 2010; Diterima: 5 Juli 2010

### Abstrak

Saat ini pemeriksaan kualitas beras telah dilakukan secara manual oleh inspektur yang telah berpengalaman. Dengan cara ini memiliki kelemahan seperti: (1) adanya subjektivitas penilaian mutu antara pengamat yang satu dengan yang lain; (2) adanya kelelahan fisik jika pengamat bekerja terlalu lama, sehingga menyebabkan hasil pengamatan tidak konsisten, dan (3) waktu yang dibutuhkan untuk pengamatan mutu lebih lama. Sehubungan dengan permasalahan diatas, maka diperlukan cara untuk menentukan klasifikasi mutu beras dengan cepat, akurat dan mudah untuk dioperasikan, sehingga dapat meningkatkan efisiensi pengkelasan mutu fisik beras. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem penunjang keputusan untuk menentukan klasifikasi mutu beras. Bahan baku yang digunakan adalah beras dari varietas Membramo. Citra beras diambil dengan menggunakan kamera digital dan diproses oleh teknologi pengolahan citra digital dan jaringan syaraf tiruan (JST). Model JST yang dikembangkan adalah 10 parameter input, 20 lapisan tersembunyi dan 4 target. Keempat target tersebut adalah butir utuh, butir kepala, butir patah dan menir. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi pelatihan adalah 99%, dan akurasi validasi 93,25%. Penelitian ini dapat dikembangkan untuk varietas padi yang berbeda, sehingga sistem penunjang keputusan dapat diterapkan tidak hanya untuk varietas Membramo, tetapi juga untuk berbagai jenis beras dari varietas yang berbeda. Aplikasi dari penelitian ini berupa perangkat lunak sistem penunjang keputusan yang secara langsung dapat digunakan untuk menguji kelas mutu beras Membramo.

**Kata kunci:** Beras, kualitas beras, pengolahan citra, jaringan syaraf tiruan

### Abstract

#### ***Determining Classification of Rice Physical Quality by Using Digital Technology of Image Processing and Artificial Neural Network***

*Currently rice quality inspection is usually done manually by inspectors who are experienced. This method has weaknesses such as: (1) there is a different quality assessment objectivity among the observers; (2) there is physical exhaustion if the observers worked too long which is causing inconsistent observations, and (3) the observation take a long time. In connection with the problems above, it's needed a way to determine the classification of rice quality which can be operated fastly, accurately and easily, so the classifying of rice physical quality can be increased. This research proposed to create a decision support system for determining the classification of rice quality. Raw materials used is rice from Membramo varieties. Rice image is taken by using a digital camera and processed by digital image processing technology and artificial neural network (ANN). ANN model was developed with 10 input parameters, 20 hidden layer and four targets. The fourth target is the whole grain, grain heads, broken grains and groats. The results showed that the training accuracy is 99%, and 93.25% accuracy validation. This research could be developed for different rice varieties, so that decision support systems can be applied not only to Membramo varieties, but also for others different varieties. Applications of this research is a decision support system software that directly can be used to test the quality of rice Membramo class.*

**Keywords:** Rice, rice quality, image processing, artificial neural network

### 1. PENDAHULUAN

Di Indonesia terdapat sekitar 18 juta petani padi dan menyumbang 66% terhadap produk domestik bruto (PDB) tanaman pangan. Selain itu, usaha tani padi telah memberikan kesempatan kerja dan pendapatan bagi lebih

dari 21 juta rumah tangga dengan sumbangan pendapatan 25-35%. Oleh sebab itu, beras tetap menjadi komoditas strategis dalam perekonomian dan ketahanan pangan nasional, sehingga menjadi basis utama dalam revitalisasi pertanian ke depan (Badan Litbang Pertanian, 2005). Namun pemenuhan kebutuhan beras

tersebut harus diiringi dengan peningkatan mutunya.

Mutu beras secara umum dipengaruhi oleh empat faktor utama, yaitu: (1) sifat genetik, (2) lingkungan dan kegiatan pra-panen, (3) perlakuan pemanenan dan (4) perlakuan pasca panen. Rangkaian kegiatan pasca panen di tingkat petani meliputi pemanenan, perontokan, pembersihan, pengeringan, pengemasan, penyimpanan, dan penggilingan. Faktor-faktor ini sangat mempengaruhi terjadinya butir patah (Damardjati, 1987). Di Indonesia, mutu beras lebih dikenal berdasarkan cara pengolahan, seperti beras tumbuk atau beras giling, berdasarkan derajat sosoh seperti beras slip, berdasarkan asal daerah seperti beras Cianjur, dan berdasarkan jenis atau kelompok varietas seperti beras IR (Damardjati dan Purwani 1991).

Allidawati dan Kustianto (1989) menyatakan bahwa varietas-varietas padi mempunyai ketahanan yang berbeda-beda terhadap moisture stress. Ketahanan ini dikenal sebagai crack resistance. Varietas dengan crack resistance tinggi dapat mengurangi produksi yang hilang akibat banyaknya butir hancur. Disamping itu panjang, bentuk, dan kebeningan beras juga mempengaruhi besarnya prosentase beras kepala. Pada umumnya, varietas atau galur yang berukuran beras panjang (6.61 mm) dan yang mempunyai pengapuran dalam endospermanya akan menghasilkan beras kepala lebih sedikit bila dibandingkan dengan yang berukuran medium (5.50-6.60 mm). Sifat ini dapat diturunkan secara genetik. Menurut Marzempi et al (1995) semakin besar ukuran tumpukan, prosentase beras patah meningkat dengan nyata. Hal ini disebabkan perbedaan suhu antara ukuran tumpukan yang berbeda, sehingga menghasilkan prosentase beras patah berbeda. Disamping ukuran tumpukan, prosentase beras patah juga dipengaruhi oleh lama penumpukan.

Saat ini penilaian mutu beras sosoh, atau inspeksi mutu beras sosoh, merupakan suatu kegiatan yang sangat penting dan diperlukan sebelum beras dipasarkan. Meskipun sampai saat ini inspeksi mutu beras masih dilakukan secara manual (visual) oleh tenaga inspektor yang telah ahli dan berpengalaman, namun cara seperti ini memiliki kelemahan seperti : (1) adanya faktor subjektivitas yang menyebabkan bias di antara satu pengamat dengan pengamat lainnya; (2) adanya kelelahan fisik bila pengamat bekerja terlalu lama sehingga hasil pengamatan tidak konsisten; serta (3) waktu yang diperlukan untuk pengamatan relatif lebih lama. Sehubungan dengan permasalahan di atas, maka diperlukan suatu cara untuk

mengidentifikasi mutu beras yang cepat, akurat dan mudah pengoperasiannya, sehingga meningkatkan efisiensi kerja identifikasi mutu fisik beras.

Teknologi pengolahan citra digital dan jaringan syaraf tiruan bisa menjadi alternatif pilihan untuk mengatasi permasalahan identifikasi mutu beras. Cara kerja dari teknologi ini sangat sederhana dan cepat dalam sistem pemrosesannya, sehingga mudah untuk dioperasikan oleh penggunanya. Tingkat akurasi dapat dipercaya, serta sistem peralatannya relatif murah dan sederhana. Sistem yang paling rumit adalah terletak pada perangkat lunaknya, sehingga diperlukan pemahaman tentang sistem kerja dari pengolahan citra digital dan jaringan syaraf tiruan yang selanjutnya dituangkan ke dalam bentuk sistem pemrograman. Cara ini memiliki kemampuan yang lebih peka karena dilengkapi dengan sensor elektro-optika yang bisa dipastikan akan lebih tepat dan obyektif jika dibandingkan dengan cara visual manusia yang bersifat subyektif dan sangat dipengaruhi oleh kondisi psikis pengamatnya (Gao and Tan, 1996). Teknik pengolahan citra bisa memberikan informasi yang baik jika digabungkan dengan sistem pengambilan keputusan yang bisa memberikan akurasi yang tinggi. Kusumadewi (2003), mengemukakan bahwa penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan memungkinkan akan memberikan hasil optimal, karena memiliki kelebihan dalam menyelesaikan persoalan yang sifatnya non-linear.

Teknologi pengolahan citra digital (image processing) telah mulai banyak dikembangkan dalam bidang pertanian, seperti untuk menentukan kualitas buah berdasarkan ukuran, bentuk dan warnanya. Abdullah et al (2006) telah mengembangkan sistem sortasi buah belimbing menggunakan pengolahan citra dan jaringan syaraf tiruan. Sedangkan penelitian dan pengembangan pengolahan citra dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk biji-bijian yang sudah dilakukan seperti identifikasi tingkat kerusakan biji kopi (Sofi'i, dkk., 2005), pemutuan edamame (Sudibyo, dkk., 2006), pemutuan bunga potong (Ahmad, U. dkk., 2006), identifikasi mutu fisik jagung (Somantri dkk., 2008), identifikasi tingkat cemar pada jagung (Somantri dkk., 2009) dan masih banyak lagi. Penelitian seperti ini merupakan dasar bagi penelitian dan pengembangan teknik sortasi tanpa menyentuh dan merusak objeknya. Di masa depan penggunaan teknologi ini akan terus berkembang dan banyak digunakan dalam berbagai bidang.

Tujuan dari pelaksanaan kegiatan ini adalah mempelajari karakteristik mutu fisik beras dengan menggunakan pengolahan citra digital dan jaringan syaraf tiruan serta membuat perangkat lunak teknologi kendali cerdas dalam bentuk sistem penunjang keputusan sebagai pengganti kinerja inspektor untuk menentukan kelas mutu beras. Hasil penelitian ini berupa sistem penunjang keputusan yang dapat mengidentifikasi klas mutu beras yang mudah, cepat dan tingkat ketepatannya dapat dipercaya. Diharapkan dari hasil penelitian ini akan diperoleh suatu cara yang lebih mudah, murah dan cepat dalam menentukan klasifikasi mutu fisik beras.

**2. METODOLOGI**

Penelitian dilakukan di Balai Besar Penelitian dan Pengembangan Pascapanen Pertanian, Bogor. Penelitian dilaksanakan pada bulan Januari sampai dengan bulan Maret 2010. Bahan yang digunakan adalah beras varietas Membramo dengan kadar penyosohan 100%. Metode yang digunakan adalah teknologi kendali

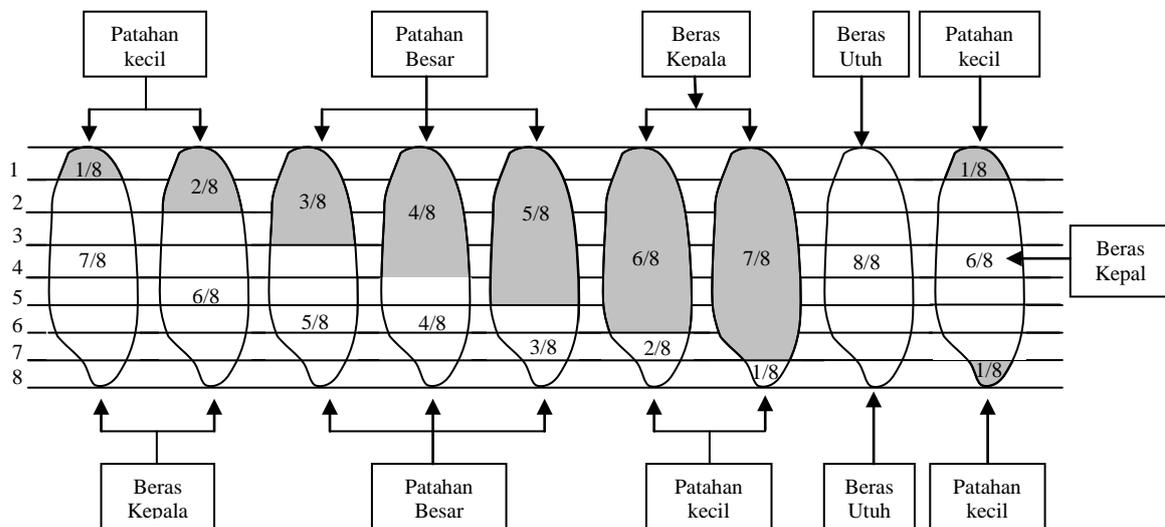
cerdas yang berbasis pada jaringan syaraf tiruan dengan pengolahan citra digital sebagai pembangkit datanya. Kelas mutu fisik beras sebagai keluaran dari sistem penunjang keputusan yang dibuat mengacu pada SNI 6128: 2008 (BSN, 2008). Definisi untuk masing-masing kriteria tingkat kepatahannya seperti pada Tabel 1 di bawah ini.

Peralatan yang digunakan adalah kamera digital, kotak pengambilan citra, lampu PL 5 watt 4 buah, dan seperangkat komputer. Jarak kamera dengan objek adalah 20 cm. Butir beras diletakkan di atas kertas berwarna merah dan kamera diletakkan tegak lurus dengan bahan uji dengan disertai penerangan yang memadai.

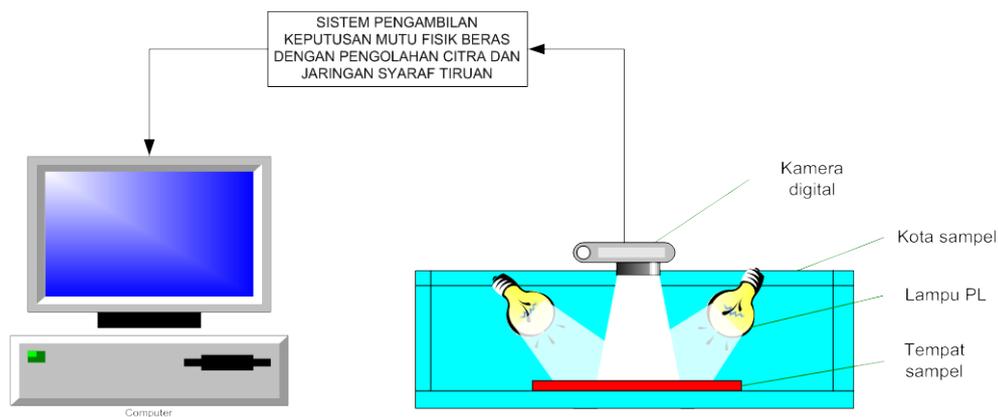
Setelah diperoleh Gambar kemudian dilakukan pengolahan citra untuk mendapatkan parameter yang nantinya akan di-*training* untuk mendapatkan bobot yang optimal. Proses *training* ini dilakukan berkali-kali dan akan dihentikan ketika bobot sudah tercapai secara optimal dan bobot yang sudah dicapai ini merupakan bahan untuk sistem pemrograman aplikasi.

Tabel 1 Definisi untuk Masing-masing Kriteria Mutu Fisik Beras Berdasarkan SNI 6128: 2008

No.	Mutu fisik	Definisi
1.	Butir utuh	butir beras baik sehat maupun cacat, yang utuh (ukuran 8/8) atau tidak ada yang patah sama sekali
2.	Butir kepala	butir beras baik sehat maupun cacat yang mempunyai ukuran lebih besar atau sama dengan 0,75 bagian dari butir beras utuh
3.	Butir patah	butir beras baik sehat maupun cacat yang mempunyai ukuran lebih besar dari 0,25 sampai dengan lebih kecil 0,75 dari butir beras utuh
4.	Butir menir	butir beras baik sehat maupun cacat yang mempunyai ukuran lebih kecil dari 0,25 bagian butir beras utuh



Gambar 1 Bagian-bagian Beras (SNI 6128: 2008)



Gambar 2 Peralatan Pengolahan Citra Digital untuk Identifikasi Mutu Fisik Beras

### 2.1 Pengolahan Citra

Pengolahan citra dimulai dengan proses *thresholding*, yaitu proses pemisahan citra berdasarkan batas nilai tertentu, dalam proses *thresholding* citra warna diubah menjadi citra biner. Tujuan proses *thresholding* adalah untuk membedakan objek dengan latar belakangnya. Setelah proses *thresholding* proses selanjutnya adalah proses penghitungan nilai-nilai parameter antara lain R, G, B, RGB rata-rata (*color value*), luas, keliling, panjang, *hue* (corak), *saturation* (kejenuhan) dan *intensity* (selanjutnya disingkat HSI) dari tiap-tiap *pixel* citra beras, baik beras kepala, butir patah besar, butir patah maupun menir.

#### a. Pengukuran Parameter RGB (*Red*, *Green* dan *Blue*)

Parameter RGB diperoleh dari tiap-tiap *pixel* warna pada citra butir beras yang merupakan nilai intensitas untuk masing-masing warna merah, hijau, dan biru. Nilai rata-rata dari R, G dan B dijumlahkan untuk mendapatkan *color value* atau RGB rata-rata.

#### b. Pengukuran parameter Luas, Keliling dan Panjang setiap butir beras

Pengukuran parameter luas, keliling dan panjang dari setiap butir beras dilakukan dengan mengubah citra ke dalam bentuk hitam putih. Pengukuran luas objek dihitung dengan cara menghitung jumlah *pixel* yang berwarna putih. Dari pengukuran luas objek ini didapatkan hasil sebaran nilai luas objek dari masing-masing ukuran butir beras. Keliling objek ditentukan berdasarkan jumlah *pixel* yang membatasi objek dengan latar belakang. Prosedur pelacakan *pixel* yang membatasi objek dengan latar belakang dilakukan dengan cara membandingkan warna *pixel* objek dengan latar belakang. *Pixel* objek berwarna putih dan *pixel* latar belakang berwarna hitam, maka

*pixel*-*pixel* putih yang berbatasan dengan *pixel*-*pixel* hitam merupakan *pixel* terluar dari objek. Sehingga keliling dapat dihitung dari penjumlahan *pixel*-*pixel* terluar. Dari pengukuran keliling objek ini didapatkan hasil sebaran nilai keliling objek dari masing-masing ukuran butir beras. Panjang objek diperoleh dari pengukuran jarak pada masing-masing *pixel* terluar terhadap *pixel* terluar yang lain dari objek tersebut. Nilai jarak tersebut kemudian dibandingkan untuk mencari jarak yang paling panjang. Untuk menentukan panjang digunakan metode jarak *Euclidian*. Jarak diperoleh dengan mengalikan jumlah *pixel* dengan ukuran *pixel*. Rumus yang digunakan untuk mengukur panjang adalah:

$$d([i_1, j_1], [i_2, j_2]) = \sqrt{(i_1 - i_2)^2 + (j_1 - j_2)^2} \quad \dots\dots\dots 1)$$

Dari pengukuran panjang objek ini didapatkan hasil sebaran nilai panjang objek dari masing-masing ukuran butir beras.

#### c. Penghitungan Parameter Hue (Corak), Saturation (Kejenuhan) dan Intensity (Intensitas)

Nilai parameter HSI (*Hue*, *Saturation*, *Intensity*) dihitung dengan persamaan (4), (5), dan (6). *Intensity* dihitung dengan menjumlahkan nilai intensitas warna merah, hijau, dan biru (RGB) setiap *pixel* dari citra sehingga diperoleh algoritma untuk citra abu-abu.

$$I = \frac{R + G + B}{3} \quad \dots\dots\dots 2)$$

$$\cos H = \frac{2R - G - B}{2\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \quad \dots\dots\dots 3)$$

$$S = 1 - \frac{3}{R + G + B} \min(R, G, B) \quad \dots\dots\dots 4)$$

2.2 Penyusunan Model Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Arsitektur jaringan syaraf tiruan yang dibangun terdiri dari tiga lapisan (*layer*), yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Sebagai masukan pada input layer adalah data parameter yang berasal dari pengolahan citra, jumlah noda pada input layer sebanyak 10 unit, yaitu berupa intensitas warna merah(R), hijau(G), biru(B), RGB rata-rata (*Color Value*), luas, keliling, panjang, dan HSI. *Output layer* terdiri dari 4 unit, yaitu, butir utuh, butir kepala, butir patah dan butir menir. Sedangkan jumlah noda pada hidden layer adalah sebanyak  $(2*n)=20$  noda.

Data-data parameter yang dihasilkan pada pengolahan citra merupakan input dalam jaringan *jaringan syaraf tiruan*. Algoritma yang digunakan dalam jaringan syaraf tiruan adalah algoritma *backpropagation* dengan laju pembelajaran (*learning rate*) 0.3 dan *LogisticConst* 0,5.

Menurut Rich dan Knight (1983), algoritma pelatihan *backpropagation* adalah sebagai berikut:

1. Inisialisasi
  - a. Normalisasi data *input*  $x_i$  dan data target  $t_k$  dalam *range* (0,1)
  - b. Seluruh pembobot ( $w_{ij}$  dan  $v_{jk}$ ) awal diberi nilai random antara -1,1
  - c. Inisialisasi aktivasi *thresholding* unit,  $x_0 = 1$  dan  $h_0 = 1$
2. Aktivasi unit-unit dari input layer ke hidden layer dengan fungsi:

$$h_j = \frac{1}{1 + e^{-\sum w_{ij}x_i}} \dots\dots\dots 5)$$

dimana :

$w_{ij}$ = pembobot  $w$  yang menghubungkan node unit ke-i pada *input layer* dengan noda ke-j pada *hidden layer*

3. Aktivasi unit-unit dari hidden layer ke output layer dengan fungsi:

$$y_k = \frac{1}{1 + e^{-\sigma \sum v_{jk}h_j}} \dots\dots\dots 6)$$

dimana:

$\sigma$  = konstanta logistik (*logistic contant*)

$v_{jk}$  = pembobot  $v$  yang menghubungkan node unit ke-j pada *hidden layer* dengan noda ke-k pada *output layer*

4. Menghitung *error* dari unit-unit pada *output layer* ( $\delta_k$ ) dan menyesuaikannya dengan bobot  $v_{jk}$

$$\delta_k = (1 - y_k)(t_k - y_k) \dots\dots\dots 7)$$

dimana:

$t_k$  = target output pada noda ke-k

$$v_{jk} = v_{jk}old + (\beta \delta_k h_j) \dots\dots\dots 8)$$

dimana:

$\beta$  = konstanta laju pembelajaran

$v_{jk} old$  = pembobot  $v_{jk}$  sebelumnya

5. Menghitung *error* dari unit-unit pada *hidden layer* ( $\tau_j$ ) dan menyesuaikannya dengan bobot  $w_{ij}$

$$\tau_j = h_j(1 - h_j) \sum k \delta_k v_{jk} \dots\dots\dots 9)$$

$$w_{ij} = w_{ij}old + \beta \tau_j x_i \dots\dots\dots 10)$$

6. Training set (*learning*) dihentikan jika  $y_k$  mendekati  $t_k$ . Proses pembelajaran juga dapat dihentikan berdasarkan *error*. Salah satu persamaan untuk nilai *error* adalah dengan menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (p_i - a_i)^2}{n}} \dots\dots\dots 11)$$

$$Error(\%) = \frac{\sum_{i=1}^n p_i - a_i}{n} \times 100\% \dots\dots\dots 12)$$

Keterangan:

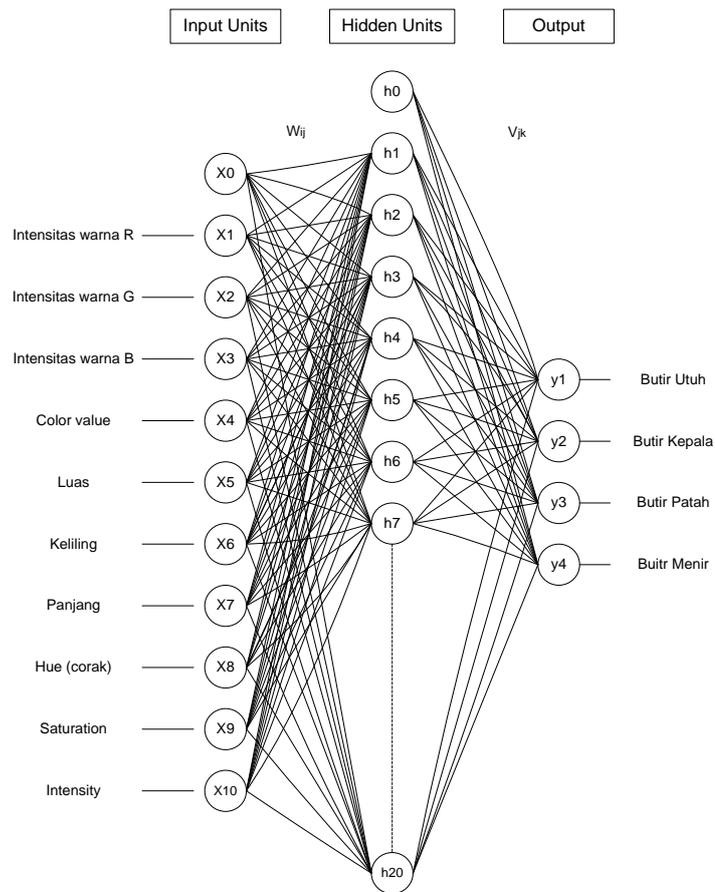
$p_i$  = nilai dugaan output ulangan ke-i

$a_i$  = nilai aktual output ulangan ke-i

$n$  = jumlah contoh data

7. Pengulangan (iterasi)

Keseluruhan proses ini dilakukan pada setiap contoh dari setiap iterasi sampai sistem mencapai keadaan optimum. Iterasi mencakup pemberian contoh pasangan *input* dan *output*, perhitungan nilai aktivasi dan perubahan nilai pembobot.



Dimana :  
 $X_i$  = variabel *input* noda  $i$  pada lapisan *input*,  $i = 0, 1, 2, \dots, 10$   
 $h_j$  = *output* noda  $j$  pada lapisan *hidden*,  $j = 0, 1, 2, \dots, 20$   
 $y_k$  = *output* noda  $k$  pada lapisan *output*,  $k = 1, 2, 3, 4$   
 $w_{ij}$  = bobot yang menghubungkan noda  $i$  pada lapisan *input* dengan noda  $j$  pada lapisan *hidden*  
 $v_{jk}$  = bobot yang menghubungkan noda  $j$  pada lapisan *hidden* dengan noda  $k$  pada lapisan *output*

Gambar 3 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan untuk Menentukan Klas Mutu Beras

### 2.3 Validasi Model Jaringan Syaraf Tiruan

Validasi dilakukan sebagai proses pengujian kinerja jaringan terhadap contoh yang belum diberikan selama proses *training*. Kinerja jaringan dapat dinilai berdasarkan nilai RMSE (*Root Mean Square Error*) pada proses generalisasi terhadap contoh data input-output baru, nilai RMSE dapat dinotasikan sebagai:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (p - a)^2}{n}} \dots\dots\dots 13)$$

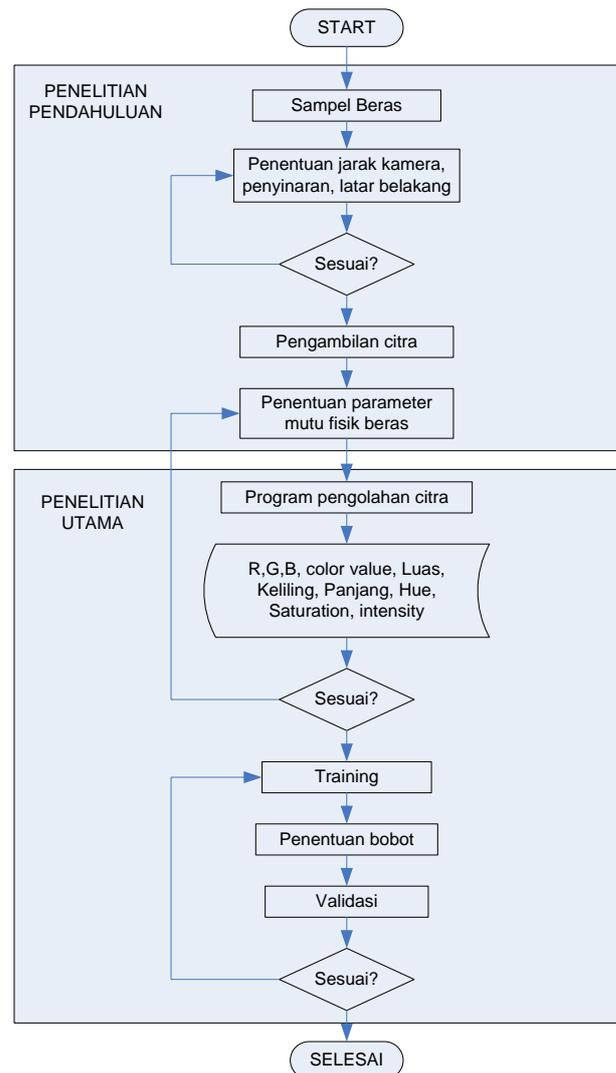
dimana:

$p$  = nilai prediksi yang dihasilkan oleh jaringan

$a$  = nilai target yang diberikan pada jaringan

$n$  = jumlah contoh data pada set data validasi

Proses validasi dilakukan dengan memasukkan nilai data contoh set input-output yang diberikan selama proses *training*. Jika ANN telah berhasil selama proses pelatihan dan validasi maka sistem tersebut sudah dapat digunakan untuk aplikasi selanjutnya. Urutan proses pengolahan citra dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk pendugaan tingkat cemaran beras seperti pada Gambar 2.



Gambar 4 Diagram Alir Prosedur Penelitian Pengolahan Citra Digital dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) untuk Menentukan Kelas Mutu Beras

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Karakteristik Fisik Citra Beras

Berdasarkan hasil pembangkitan data dengan menggunakan pengolahan citra, maka karakteristik warna RGB (*Red, Green dan Blue*) dan *Color Value* (CV) citra beras varietas Membramo untuk masing-masing kriteria mutu fisik seperti pada Tabel 1, 2 dan 3 di bawah ini. Pada tabel tersebut disajikan nilai minimum, nilai maksimum dan nilai rata-ratanya untuk masing-masing karakteristik warna tersebut.

Berdasarkan Tabel 1 terlihat bahwa Intensitas rata-rata dari warna merah (R), warna hijau (G), warna biru (B) dan Color Value (CV) nilainya berbanding terbalik dengan ukurannya. Semakin kecil ukuran butir beras maka semakin besar nilai rata-rata R, G, B dan CV nya. Kondisi ini sangat memudahkan dalam proses *training*-nya berdasarkan nilai R, G, B tersebut, sehingga proses *training* tidak akan terlalu banyak membutuhkan iterasi karena setiap nilai yang ditunjukkan, masing-masing rata-rata nilainya tidak tumpang tindih.

Tabel 1 Karakteristik Warna RGB Setiap Butiran Beras

Kriteria mutu		R (piksel)	G (piksel)	B (piksel)	CV (piksel)
Butir Utuh	Rata-rata nilai	185,88	212,72	217,46	14340877
	Nilai minimum	176	200	205	13526236
	Nilai maksimum	196	232	237	15602293
Butir Kepala	Rata-rata nilai	194,55	227,925	234,3	15446742
	Nilai minimum	184	212	220	14527131
	Nilai maksimum	205	248	250	16467370
Butir Patah	Rata-rata nilai	195,02	227,26	234,5	15460197
	Nilai minimum	183	208	218	14402892
	Nilai maksimum	203	250	251	16519624
Butir Menir	Rata-rata nilai	202,8571	241,1429	245,1905	16171157
	Nilai minimum	189	212	225	14828753
	Nilai maksimum	211	251	253	16665104

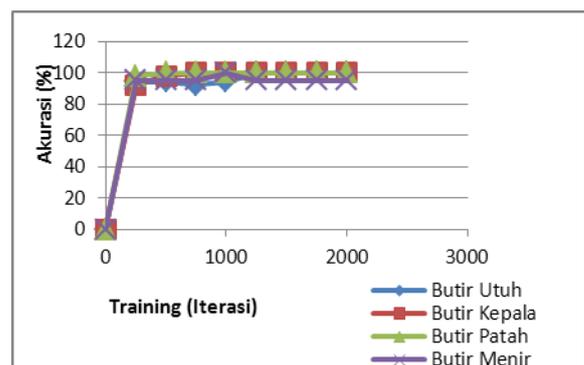
Nilai corak warna (Hue), Kejenuhan warna (Saturation) dan Intensity tertera pada Tabel 2. Pada Tabel 2 tersebut corak warna nilainya berbanding lurus dengan ukuran butiran beras. Semakin kecil ukuran butiran beras, maka semakin kecil pula nilai corak warnanya. Sedangkan kejenuhan warna dan nilai intensitas rata-ratanya berbanding terbalik dengan ukuran butiran beras atau semakin kecil ukuran butiran beras, maka semakin besar nilai kejenuhan dan intensitas rata-ratanya. Seperti halnya pada karakteristik RGB, pada karakteristik HSI pun rata-rata nilainya tidak tumpang tindih, sehingga akan sangat memudahkan dalam proses trainingnya.

Karakteristik fisik citra untuk ukuran masing-masing butiran beras seperti ditunjukkan pada Tabel 3. Pada tabel 3 tersebut terlihat nyata perbedaan ukuran luas, keliling dan panjang setiap butiran beras untuk masing-masing kriteria mutu beras. Hal ini akan sangat memudahkan dalam proses training-nya, dan tidak akan terlalu banyak membutuhkan iterasi.

### 3.2 Training

Proses Pembelajaran (Training) Untuk Setiap Kriteria Mutu Beras Pada Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Sistem Pemrograman Dilakukan Pada

161 Set Data. Berdasarkan Hasil Training Tersebut Terlihat Bahwa Nilai Akurasi Untuk Masing-Masing Kriteria Mutu Butir Beras Semakin Tinggi Dengan Semakin Banyaknya Iterasi Seperti Ditunjukkan Pada Gambar 5. Nilai Akurasi Ini Mulai Konstan Setelah Iterasi Yang Ke 1250 Kali Dan Nilai Akurasinya Seperti Ditunjukkan Pada Tabel 4.



Gambar 5. Hasil Training untuk Masing-Masing Kriteria Mutu Fisik Beras

Tabel 2 Karakteristik HSI Butiran Beras Kepala (Piksel)

Kriteria mutu		H (piksel)	S (piksel)	I (piksel)
Butir Utuh	Rata-rata nilai	344,12	0,096477	205,82
	Nilai minimum	337	0,082089	194
	Nilai maksimum	353	0,132576	222
Butir Kepala	Rata-rata nilai	333,775	0,111493	219,4
	Nilai minimum	173	0,087136	206
	Nilai maksimum	354	0,143019	235
Butir Patah	Rata-rata nilai	328,98	0,109586	219,46
	Nilai minimum	182	0,078904	204
	Nilai maksimum	355	0,138624	234
Butir Menir	Rata-rata nilai	245,3333	0,117969	230,2857
	Nilai minimum	113	0,097289	209
	Nilai maksimum	352	0,134911	239

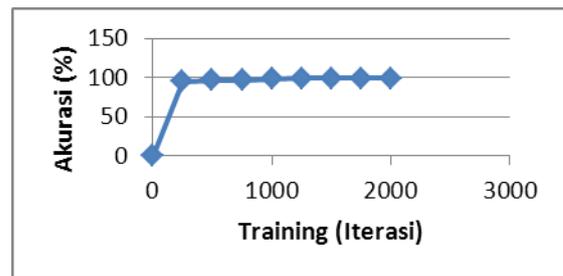
Tabel 3 Karakteristik Ukuran Butiran Beras Kepala (Piksel)

Kriteria mutu		Luas (piksel)	Keliling (piksel)	Panjang (piksel)
Butir Utuh	Rata-rata nilai	635,4	142,5	49,84
	Nilai minimum	480	122	43
	Nilai maksimum	735	160	54
Butir Kepala	Rata-rata nilai	454,425	107,6	35,15
	Nilai minimum	321	87	29
	Nilai maksimum	650	143	46
Butir Patah	Rata-rata nilai	272	76,1	22,7
	Nilai minimum	209	64	18
	Nilai maksimum	352	92	27
Butir Menir	Rata-rata nilai	142,4286	51,19048	14,57143
	Nilai minimum	53	29	9
	Nilai maksimum	197	64	18

Tabel 4 Akurasi (%) hasil training untuk setiap butir beras varietas Membramo

Kriteria mutu	Training (Iterasi)								
	0	250	500	750	1000	1250	1500	1750	2000
Butir Utuh	0	94	94	92	94	100	100	100	100
Butir Kepala	0	92	98	100	100	100	100	100	100
Butir Patah	0	98	100	100	100	100	100	100	100
Butir Menir	0	95	95	95	100	95	95	95	95
Rata-rata	0	95	97	97	98	99	99	99	99

Berdasarkan Tabel 4 di atas, terlihat bahwa nilai akurasi rata-rata hasil training pada butir padi varietas Membramo memiliki tingkat akurasi 99% pada saat iterasi ke 1250, dan dengan demikian bobot yang diperoleh pada iterasi ke 1250 dapat digunakan untuk sistem aplikasi pengujian mutu fisik beras. Secara grafis hasil training ini ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6 Akurasi Rata-Rata dari Training Mutu Beras

### 3.3 Validasi

Untuk mengetahui tingkat akurasi dari model yang dikembangkan, maka dilakukan validasi pada model dengan menguji 165 set data dari sampel uji yang berbeda. Hasil validasi tersebut seperti ditunjukkan pada Tabel 5 di bawah ini.

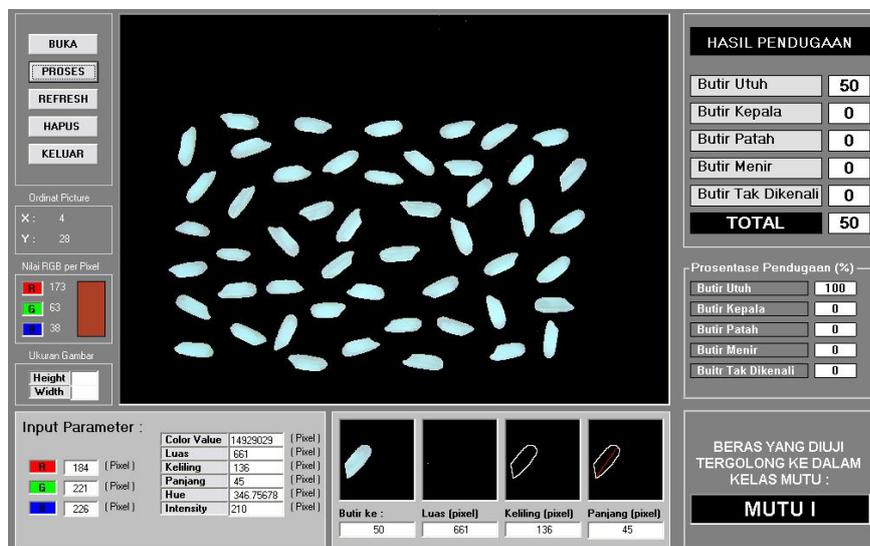
Berdasarkan Tabel 5, terlihat bahwa nilai validasi untuk butir utuh dan butir patah nilai akurasi sangat baik yaitu 100%, sedangkan untuk butir kepala 78% dan menir 95%. Rata-rata akurasi dari validasi ini adalah 93,25%. Untuk meningkatkan nilai akurasi pada butir kepala dan menir dapat dilakukan dengan memperbanyak sampel pada proses trainingnya, sehingga berbagai bentuk dari butiran beras pada setiap kriteria mutu dapat terwakili.

### 3.4 Sistem Penunjang Keputusan untuk Deteksi Mutu Beras

Bobot maksimal yang diperoleh dari hasil training digunakan sebagai pembobot pada sistem pemrograman untuk tujuan aplikasi Sistem Penunjang Keputusan, yaitu untuk pengujian sampel beras Membramo secara acak. Tampilan sistem penunjang keputusan yang berbasis pada pengolahan citra digital untuk keperluan identifikasi mutu fisik beras tersebut seperti pada Gambar 7.

Tabel 5 Akurasi (%) Hasil Validasi dengan Sampel Uji yang Berbeda.

No.	Kriteria mutu	Jml data (butir)	Dugaan		Tidak dikenali (butir)	Error (butir)	Akurasi (%)
			Tepat (butir)	Salah (butir)			
1	Butir Utuh	50	50	0	0	0	100
2	Butir Kepala	45	35	8	0	2	78
3	Butir Patah	50	50	0	0	0	100
4	Butir Menir	20	19	0	0	1	95



Gambar 7 Tampilan Sistem Penunjang Keputusan untuk Identifikasi Kelas Mutu Fisik Beras

Pada Gambar 7 di atas hanya membutuhkan input berupa image beras berukuran 640 x 480 piksel dengan latar belakang gambar warna merah. Kemudian setelah image tersebut dipanggil, maka hanya dengan mengklik tombol proses, segera program bekerja mengidentifikasi sampel yang diuji berdasarkan mutu fisiknya dan seketika itu juga dapat diketahui jumlah dan persentase butir beras yang diuji. Mutu fisik yang dapat diidentifikasi melalui program ini yaitu butir utuh, butir kepala, butir patah dan butir menir. Jika dilihat dari persyaratan mutu beras (Tabel 6), maka sistem ini bisa menjawab persoalan pada butir 3, 4 dan 5, dimana butir merah, kuning mengapur, benda asing dan gabah dikategorikan sebagai butir tak dikenali. Kondisi ini dianggap

sudah memadai, karena sasaran yang paling penting dari sistem penunjang keputusan ini adalah dapat mengetahui banyaknya butir kepala yang menjadi parameter utama dari seluruh parameter mutu fisik dari SNI. Sedangkan untuk mengukur parameter derajat sosoh dan kadar air masih diperlukan peralatan lain, karena teknologi pengolahan citra digital belum mampu mendeteksi parameter tersebut.

Di masa depan dengan pengembangan sistem pemrograman pengolahan citra ini, maka diharapkan akan menjadi salah satu pilihan yang dapat digunakan sebagai perangkat lunak untuk membantu dalam pengujian mutu fisik beras.

Tabel 6. Spesifikasi Persyaratan Mutu Beras (SNI 6128: 2008)

No	Komponen Mutu	Satuan	Mutu I	Mutu II	Mutu III	Mutu IV	Mutu V
1.	Derajat sosoh (min)	(%)	100	100	95	95	85
2.	Kadar air (maks)	(%)	14	14	14	14	15
3.	Butir kepala (min)	(%)	95	89	78	73	60
4.	Butir patah (maks)	(%)	5	10	20	25	35
5.	Butir menir (maks)	(%)	0	1	2	2	5
6.	Butir merah (maks)	(%)	0	1	2	3	3
7.	Butir kuning/rusak (maks)	(%)	0	1	2	3	5
8.	Butir mengapur (maks)	(%)	0	1	2	3	5
9.	Benda asing (maks)	(%)	0	0,02	0,02	0,05	0,20
10.	Butir gabah (maks)	(butir/100g)	0	1	1	2	3

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

- Teknologi pengolahan citra digital telah mampu membangkitkan data numerik berupa karakteristik fisik citra beras. Karakteristik citra beras Membramo yang berupa nilai R,G,B dan HSI menunjukkan nilai yang spesifik dan rata-rata nilainya tidak tumpang tindih sehingga sangat memudahkan dalam proses trainingnya, demikian juga pada karakteristik fisik citra yang berupa nilai luas, keliling dan panjang dari masing-masing butir beras memiliki nilai yang spesifik.
- Model JST yang dikembangkan adalah 10 lapisan *input*, 20 *hidden layer* dan 4 *output layer* menghasilkan nilai akurasi pada proses *training* sebesar 99 %, terdiri dari 100 % butir utuh, 100 % butir kepala, 100 % butir patah dan 95 % butir menir. Sedangkan pada proses validasi menghasilkan akurasi sebesar 93,25 %,

terdiri dari 100 % butir utuh, 78 % butir kepala, 100 % butir patah dan 95 % butir menir.

- Penelitian ini berpeluang untuk dikembangkan pada beras dari varietas lain, sistem penunjang keputusan yang telah dibuat dapat diaplikasikan untuk mengidentifikasi kelas mutu beras dari seluruh varietas beras. Aplikasi dari penelitian ini berupa perangkat lunak sistem penunjang keputusan yang secara langsung dapat digunakan untuk menguji kelas mutu beras Membramo.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, M.Z., J. Mohamed Saleh, F. Syahrir, and M. Azemi. (2006), Discrimination and classification of fresh cut starfruits (*Averrhoa carambola* L.) using automated

- machine vision system. *Journal of Food Engineering*. 76(4):506-523.
- Allidawati dan B. Kustianto, (1989), *Metode Uji Mutu Beras Dalam Program Pemuliaan Padi*. Padi Buku 2. Badan Penelitian dan Pengembangan Pertanian Pusat Penelitian dan Pengembangan Pertanian. Pusat Penelitian dan Pengembangan Tanaman Pangan. Bogor
- Ahmad, U., E. Syaefullah, H.K. Purwadaria, (2006), *Evaluasi Mutu Bunga Potong Krisan Yellow Fiji Menggunakan Pengolahan Citra*. *Jurnal Keteknik Pertanian, Perteta – Indonesia*, Vol 20, No. 3, hal 243 – 252.
- Badan Litbang Pertanian, (2005), *Prospek dan Arah Pengembangan Agribisnis Padi*. Departemen Pertanian. 49 hal.
- BSN, (2008), *Beras, SNI 6128:2008*. Badan Standardisasi Nasional, Jakarta.
- Damardjati, D.S, (1987), *Prospek peningkatan mutu beras di Indonesia*. *Jurnal Penelitian dan Pengembangan Pertanian*. Pusat Penelitian dan Pengembangan Pertanian. Bogor. VI (4):85-92.
- Damardjati, D.S., dan E.Y.Purwani, (1991), *Padi Buku 3*. Penyunting Edi Soenarjo, D.S. dan Mahyudin Syam. Pusat Penelitian dan Pengembangan Tanaman Pangan Bogor.
- Gao, X. And J. Tan, (1996), *Analysis of Expanded-Food Texture by Image Processing Part I:Geometric Properties*. *Journal of Food Process Engineering* (19): 425 – 444.
- Kusumadewi, Sri, (2003), *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- Marzempi, Y. dan Jastra. S. E, (1995), *Pengaruh Lama Penumpukan dan Ukuran Tumpukan Padi Setelah Panen Terhadap Mutu Beras*. *Risalah Seminar Balai Penelitian Tanaman Pangan Sukarami*. Bogor.
- Rich, E. and Knight, K, (1983), *Artificial Intelligent*. Second Edition. Mc Graw-Hill Inc. Singapore.
- Sofi'i, I, I.W. Astika dan Suroso, (2005), *Penentuan Jenis Cacat Biji Kopi dengan Pengolahan Citra dan Artificial Neural Network*. *Jurnal Keteknik Pertanian, Perteta – Indonesia*, Vol 19, No. 2, hal 99 – 108.
- Soedibyo, D.W., I. D. M, Subrata, Suroso dan U. Ahmad, (2006), *Pemutuan Edamame Menggunakan Pengolahan Citra dan Jaringan Syaraf Tiruan*. *Jurnal Keteknik Pertanian, Perteta – Indonesia*, Vol 20, No. 3, hal 243 – 252.
- Somantri, A.S., Miskiyah dan W. Broto, (2009), *Pendugaan tingkat keamanan jagung dengan menggunakan pengolahan citra digital dan jaringan syaraf tiruan*. *Jurnal BSN Vol 11 No 1*, hal 27-37.
- Somantri, A.S., Miskiyah dan W. Broto, (2008), *Identifikasi mutu fisik jagung dengan menggunakan pengolahan citra digital dan jaringan syaraf tiruan*. *Jurnal BSN Vol 10 No 3*, hal 101-112.