

PENENTUAN KUALITAS GILING BERAS MENGGUNAKAN ANALISIS CITRA *Determination of Rice Milling Quality by Using Image Analysis*

Agus Supriatna Somantri, Miskiyah dan Sigit Nugraha

Balai Besar Penelitian dan Pengembangan Pascapanen Pertanian
Jl. Tentara Pelajar No. 12, Cimanggu, Bogor, Jawa Barat, Indonesia
e-mail : agussomantri962@yahoo.com

Diterima: 17 September 2014, Direvisi: 18 Desember 2014, Disetujui: 31 Desember 2014

Abstrak

Terdapat beberapa kelemahan dalam penentuan mutu beras yang dilakukan secara manual, yang dilakukan oleh tenaga inspektor yang telah ahli dan berpengalaman, antara lain: 1) Faktor subyektivitas, sehingga menyebabkan bias antara satu pengamat dengan pengamat lainnya; 2) Kelelahan fisik bila pengamat bekerja terlalu lama sehingga hasil pengamatan tidak konsisten; dan 3) Waktu yang diperlukan untuk pengamatan relatif lebih lama. Salah satu cara untuk mengetahui kualitas beras giling yang cepat, akurat dan mudah pengoperasiannya diperlukan guna meningkatkan efisiensi kerja dalam menentukan mutu beras giling. Tujuan penelitian adalah mempelajari kualitas giling beras menggunakan analisis citra. *Image* beras diambil menggunakan kamera web yang terhubung langsung dengan sistem pemrograman *image processing* dan *Artificial Neural Network*. Model ANN yang dikembangkan dengan 10 parameter input, 20 *hidden layers* dan 4 target. Keempat target adalah butir kepala, butir patah, butir menir, dan butir gabah. Hasil menunjukkan bahwa akurasi *training* adalah 97,14%, dan akurasi validasi adalah 96,74%. Penelitian ini dapat diaplikasikan pada varietas lain, sehingga sistem pengambilan keputusan tidak hanya untuk varietas Inpari 13 saja, tetapi juga beberapa varietas beras yang lain, tetapi tentunya dengan melakukan proses *training* terlebih dahulu untuk mendapatkan nilai bobot yang sesuai dengan varietas beras yang diuji.

Kata Kunci: beras, kualitas giling, analisis *image*.

Abstract

There were some weakness during determination rice milling quality that conducted manually, by inspector that has been experienced, ie: (1) subjectivity factors, causing diffraction among one observer to others; (2) existence of physical fatigue if observer worked over time, so it cause inconsistent perception result; and (3) time required just for perception much longer. One of the solution to understand rice milling quality that quickly, accurate and easy to be operated were needed to improve an efficiency at determination rice milling quality. The research was to study rice milling quality using image analysis. Rice image was taken by using web camera which directly connected by image processing and artificial neural network program. ANN model was developed with 10 input parameters, 20 hidden layers and 4 targets. The fourth targets were whole kernel, head rice, broken rice and unhulled rice. The result showed that the accuracy of training was 97,14%, and the accuracy of validation was 96,74%. This research could be applied to another variety of rice, so decision support system could be applied not only for Inpari 13's variety but also for any kind of variety of rice.

Keywords: rice, milling quality, image analysis.

1. PENDAHULUAN

Mutu hasil penggilingan padi merupakan penentu utama harga beras, yang berkaitan dengan ukuran dan bentuk biji, derajat putih, dan tingkat kebersihan beras (Conway, dkk., 1991). Penggilingan padi biasanya dilakukan ketika kadar air padi sudah mencapai 14%, sehingga mampu menghasilkan mutu beras sosok yang putih sesuai dengan tuntutan konsumen. Faktor yang mempengaruhi mutu beras, yaitu : (1) sifat genetik, (2) lingkungan dan kegiatan prapanen, (3) perlakuan pemanenan, dan (4) perlakuan pascapanen. Kegiatan pascapanen di tingkat

petani meliputi pemanenan, perontokan, pembersihan, pengeringan, pengemasan, penyimpanan, dan penggilingan, dimana faktor-faktor tersebut mempengaruhi terjadinya butir patah (Damardjati, 1987). Di Indonesia, mutu beras lebih dikenal berdasarkan cara pengolahan, seperti beras tumbuk atau beras giling, berdasarkan derajat sosok seperti beras slip, berdasarkan asal daerah seperti beras Cianjur, dan berdasarkan jenis atau kelompok varietas seperti beras IR (Damardjati dan Purwani, 1991).

Persentase beras patah yang cukup tinggi akan mengakibatkan *losses* ekonomi secara langsung pada pedagang. Varietas-varietas padi

mempunyai ketahanan yang berbeda-beda terhadap *moisture stress*. Ketahanan ini dikenal sebagai *crack resistance* (Allidawati dan Kustianto, 1989). Varietas dengan *crack resistance* tinggi dapat mengurangi produksi yang hilang (*losses*) akibat banyaknya butir hancur. Selain itu, panjang, bentuk, dan kebeningan beras juga mempengaruhi besarnya prosentase beras kepala. 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.

Penilaian mutu beras sosoh atau inspeksi mutu beras sosoh merupakan salah satu kegiatan yang sangat penting dan diperlukan sebelum beras dipasarkan. Saat ini, inspeksi mutu beras masih dilakukan secara manual (visual) oleh tenaga inspektor yang telah ahli dan berpengalaman. Namun, cara tersebut memiliki kelemahan antara lain: 1) adanya faktor subyektivitas yang menyebabkan bias antara satu pengamat dengan pengamat lainnya; 2) adanya kelelahan fisik bila pengamat bekerja terlalu lama sehingga hasil pengamatan tidak konsisten; dan 3) waktu yang diperlukan untuk pengamatan relatif lebih lama. Dengan demikian diperlukan suatu cara untuk mengidentifikasi mutu beras yang cepat, akurat dan mudah pengoperasiannya, sehingga meningkatkan efisiensi kerja identifikasi mutu fisik beras.

Tujuan penelitian ini adalah untuk mempelajari kualitas giling beras menggunakan analisis citra. Penentuan kualitas giling beras dilakukan menggunakan pengolahan citra digital dan jaringan syaraf tiruan. Sistem penunjang yang telah dirancang diharapkan mampu untuk menentukan kualitas giling beras dengan mudah, murah, cepat dengan tingkat ketepatan yang dapat dipercaya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Teknologi pengolahan citra digital dan jaringan syaraf tiruan dapat dijasikan sebagai alternatif pilihan untuk mengatasi permasalahan identifikasi mutu beras. Selain teknologi ini sederhana dan cepat dalam sistem pemrosesannya, tingkat akurasi juga dapat dipercaya, dengan sistem peralatannya relatif murah dan sederhana. Namun, terdapat sistem yang paling rumit, yaitu 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. Penggunaan teknologi ini memiliki kemampuan yang lebih peka karena dilengkapi dengan sensor elektrooptika sehingga akan menghasilkan data yang lebih tepat dan obyektif jika dibandingkan dengan cara visual yang dilakukan oleh manusia yang cenderung bersifat subyektif dan sangat dipengaruhi oleh kondisi psikis pengamatnya (Gao and Tan, 1996). Teknik pengolahan citra tersebut mampu memberikan informasi yang baik jika digabungkan dengan sistem pengambilan keputusan, sehingga 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.

Peggunaan teknologi pengolahan citra digital (*image processing*) dalam bidang pertanian telah banyak diaplikasikan secara luas, misalnya sistem sortasi buah belimbing (Abdullah, dkk., 2006), identifikasi tingkat kerusakan biji kopi (Sofi'i, dkk., 2005), pemutuan keju edamame (Sudiby, dkk., 2006), dan pemutuan bunga potong (Ahmad, dkk., 2006). Penelitian tersebut membuka cakrawala baru dan merupakan dasar bagi penelitian dan pengembangan bidang sortasi tanpa menyentuh dan merusak objeknya. Keunggulan dari penggunaan teknologi pengolahan citra dibandingkan dengan cara manual terletak pada konsistensinya dalam menguji mutu fisik beras, serta kecepatannya dalam melakukan pengujian.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan di Balai Besar Penelitian dan Pengembangan Pascapanen Pertanian, Bogor. Penelitian telah dilakukan pada bulan Februari sampai dengan bulan Maret 2013. Bahan baku beras yang digunakan adalah beras varietas Inpari 13 dengan derajat penyosohan 100%. Metode yang digunakan adalah teknologi kendali cerdas yang berbasis pada jaringan syaraf tiruan dengan pengolahan citra digital sebagai pembangkit datanya. Kualitas giling beras sebagai keluaran dari sistem penunjang keputusan yang dibuat mengacu pada SNI 6128: 2008 (BSN, 2008). Definisi untuk masing-masing kriteria tingkat kepatahannya seperti terlihat pada Tabel 1 dan Gambar 1.

Pengambilan sampel dilakukan dengan cara sebagai berikut:

- Empat kelompok beras (beras kepala, beras patah, menir, gabah) pertama diambil untuk keperluan proses *training*;
- Empat kelompok beras (beras kepala, beras patah, menir, gabah) kedua diambil untuk keperluan proses validasi;

Peralatan yang digunakan adalah *webcam*, kotak pengambilan citra, lampu PL 5 watt 2 buah, dan seperangkat komputer. Jarak kamera dengan objek adalah 20 cm. Sejumlah butirberas diletakkan di atas *tray* dan diatur supaya tidak terjadi tumpang tindih, kamera diletakkan tegak lurus dengan bahan uji disertai penerangan yang memadai, terlihat pada Gambar 2.

Setelah diperoleh gambar kemudian dilakukan pengolahan citra untuk mendapatkan

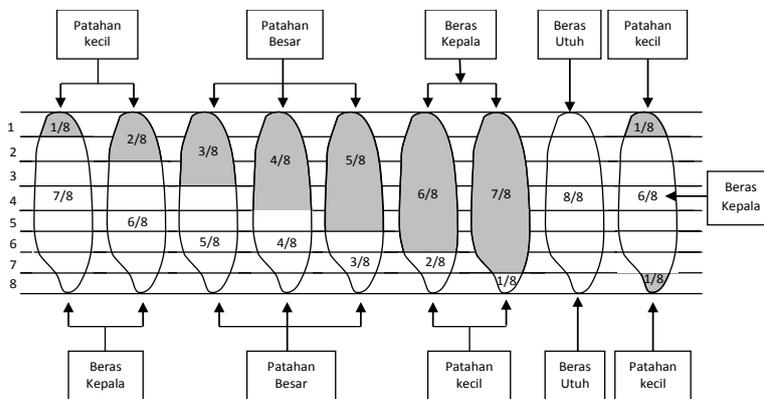
parameter yang diperlukan baik untuk proses *training* untuk mendapatkan bobot yang optimal maupun proses validasi. Proses *training* ini dilakukan terus menerus hingga tercapai bobot optimal dan bobot yang sudah dicapai tersebut digunakan sebagai bahan untuk sistem pemrograman aplikasi.

Training dilakukan secara berkali-kali bahkan ribuan kali sampai diperoleh bobot maksimum yang akan dipergunakan sebagai pengendali pada sistem aplikasi penentuan mutu fisik beras. Secara kuantitatif nilai bobot yang menghubungkan *input layer* ke *hidden layer* dan nilai bobot yang menghubungkan *hidden layer* ke *output layer* seperti pada tabel di bawah ini (Tabel 2 dan Tabel 3).

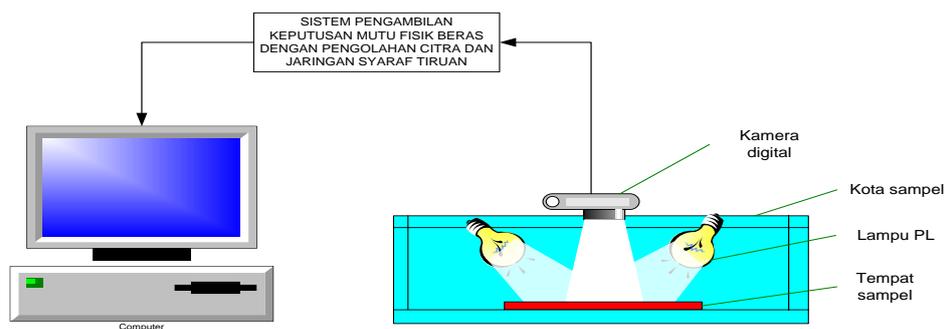
Tabel 1 Definisi untuk masing-masing kriteria mutu fisik beras berdasarkan SNI 6128: 2008.

No.	Mutu fisik	Definisi
1.	Butir kepala	Butir beras baik sehat maupun cacat yang mempunyai ukuran lebih besar atau sama dengan 0,75 bagian dari butir beras utuh.
2.	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.
3.	Butir menir	Butir beras baik sehat maupun cacat yang mempunyai ukuran lebih kecil dari 0,25 bagianbutir beras utuh.
4.	Butir gabah*	Butir padi yang telah terlepas dari malainya.

Keterangan : *SNI 0224:1987 (BSN, 1987).



Gambar 1 Bagian-bagian beras (SNI 6128: 2008).



Gambar 2 Peralatan pengolahan citra digital untuk identifikasi mutu fisik beras.

Tabel 2 Bobot dari *input layer* ke *hidden layer*.

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10
w0	-0,61497	-0,54247	-0,95052	-0,2797	0,742873	0,445049	-0,59617	-0,79343	-0,86388	-0,79085
r	1,143693	-2,64764	1,818967	1,762432	14,9644	-5,33007	1,247448	-3,57604	0,56942	11,94712
g	-6,20284	19,26289	-17,368	0,152865	2,433175	0,239307	-1,12729	3,608841	1,528508	-19,7719
b	-5,98E-02	-10,0167	5,572775	2,806727	-9,09037	-5,19823	-7,77153	-9,54758	7,030962	-0,31255
Round	-7,64788	-3,50349	-11,7451	-4,83651	-9,31891	13,51332	-2,40107	0,288956	-0,48813	-24,6163
Luas	11,14493	43,7062	31,77839	-35,5396	-3,3498	-23,6783	2,370765	19,2639	-1,52282	36,4001
Keli	-4,03024	-10,9128	-17,5982	12,13522	31,67117	10,18121	1,963404	1,63256	-1,48513	-5,94561
P	6,956177	10,12173	9,959922	-6,00787	6,720012	-12,6092	0,487495	7,212551	-0,33547	14,484
H	-3,88199	-3,16319	-2,04982	0,211011	-25,1815	16,46997	-0,99371	4,496613	-0,16408	-0,64618
S	-3,14624	-26,1073	-9,62393	2,202952	4,638609	3,515266	4,543345	-5,98519	-3,1719	-10,4857
I	-2,02469	9,66E-02	-0,29463	3,739628	6,77E-02	0,366082	-3,26184	-5,15488	3,149575	1,861999

	H11	H12	H13	H14	H15	H16	H17	H18	H19	H20
w0	-0,22002	0,572755	5,37E-02	-9,18E-02	-0,17206	0,493792	0,595736	-0,13356	-0,30029	0,138743
r	-3,22537	1,437727	1,079265	-3,16868	0,343538	1,219256	-12,9075	5,216377	1,685081	2133692
g	1,206889	-5,19722	2,341103	5,537836	-1,55029	1,861905	-18,9298	4,576364	-0,41976	2,22724
b	-15,7465	-2,0301	-3,18651	-3,21788	6,598684	1,661483	14,24371	-2,08385	3,244698	1,279438
Round	6,13767	-9,3175	-2,30715	2,911726	2,692673	3,140935	4,65602	2,068258	2,200733	-11,6249
Luas	3,824045	7,447452	4,680436	42,41567	0,682512	-0,20174	-23,1351	0,157098	1,493429	-4,44016
Keli	3,31933	3,704653	-2,44434	-15,9762	-1,05632	1,73412	10,19166	-0,60763	0,071903	-14,1724
P	-0,72712	3,320263	1,415474	8,336531	-0,15271	0,070751	-8,16461	-2,46984	1,485654	-9,12293
H	9,003001	7,915301	0,92478	-1,15814	0,722526	-0,40001	-4,3475	0,536653	-0,71162	6,508053
S	10,74901	0,370824	-3,34609	-5,38125	-5,23729	1,853817	10,48171	3,043628	0,694595	-3,52714
I	-6,00705	-2,08192	-0,52116	-4,59546	2,607725	0,726808	-2,42797	2,451676	1,929852	7,213374

Tabel 3 Bobot dari *hidden layer* ke *output layer*.

H0	0	0	0	0
H1	5,276969	-11,2233	-2,67074	3,598628
H2	-0,73233	22,63355	-17,0083	-1,0722
H3	16,44407	-15,4552	-3,58812	2,283381
H4	-2,77353	-13,7748	10,20425	-2,23455
H5	-2,23797	-14,7899	13,67766	-0,86412
H6	-5,93239	-14,9849	14,17158	-4,34894
H7	-8,15574	-4,08065	-0,28493	5,924661
H8	-6,17716	5,695294	-6,62522	-0,96091
H9	1,103862	-0,15542	0,849788	-3,61901
H10	17,7575	-17,3295	-3,5763	1,617984
H11	-10,4174	9,95959	-7,71251	6,211063
H12	-3,58936	6,001037	-6,16781	1,247592
H13	-3,54952	2,577239	-3,2314	-1,24175
H14	-1,9175	14,75497	-9,13355	-0,97788
H15	1,541841	-0,71928	-1,86808	-6,91717
H16	-6,17611	-2,61523	1,505464	-1,89859
H17	-5,87862	-18,3609	19,56705	-3,1067
H18	-8,15519	2,194144	-1,37591	0,790044
H19	-2,53445	-3,25959	-1,83917	-0,77957
H20	9,746603	-9,9245	9,686936	1,064298

3.1 Pengolahan Citra

Proses pengolahan citra dimulai dengan tahapan *thresholding*, yaitu proses pemisahan citra berdasarkan batas nilai tertentu. Proses tersebut akan mengubah warna menjadi citra biner. Tujuan proses *thresholding* adalah untuk membedakan objek dengan latar belakangnya. Tahap 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 piksel

citra beras, baik beras kepala, butir patah, butir menir maupun gabah.

- 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.

Parameter luas, keliling dan panjang dari setiap butir beras diukur dengan mengubah citra ke dalam bentuk hitam putih. Sedangkan luas obyek dihitung dengan cara menghitung jumlah piksel yang berwarna putih. Dari pengukuran luas obyek ini didapatkan hasil sebaran nilai luas obyek dari masing-masing ukuran butir beras. Keliling obyek ditentukan berdasarkan jumlah piksel yang membatasi obyek dengan latar belakang. Prosedur pelacakan piksel yang membatasi obyek dengan latar belakang dilakukan dengan cara membandingkan warna piksel obyek dengan latar belakang. Piksel obyek berwarna putih dan piksel latar belakang berwarna hitam, maka piksel-piksel putih yang berbatasan dengan piksel-piksel hitam merupakan piksel terluar dari obyek. Sehingga keliling dapat dihitung dari penjumlahan piksel-piksel terluar. Dari pengukuran keliling obyek ini didapatkan hasil sebaran nilai keliling obyek dari masing-masing ukuran butiran beras.

Panjang obyek diperoleh dari pengukuran jarak pada masing-masing piksel terluar terhadap piksel terluar yang lain dari obyek tersebut. Nilai jarak tersebut kemudian dibandingkan untuk mencari jarak yang paling panjang. Penentuan panjang digunakan metode jarak *Euclidian*. Jarak diperoleh dengan mengalikan jumlah piksel dengan ukuran piksel. Hasil pengukuran panjang obyek akan diperoleh hasil sebaran nilai panjang obyek dari masing-masing ukuran butir beras. Adapun rumus yang digunakan untuk mengukur panjang adalah:

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

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.

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

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

$$I = \frac{R + G + B}{3} \dots\dots\dots (4)$$

3.2 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*. Data yang digunakan 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 gabah. Sedangkan jumlah noda pada *hidden layer* adalah sebanyak $(2 \times n) = 20$ noda. Gambar 3 menunjukkan arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan untuk menentukan klas mutu beras Inpari 13.

Data-data parameter yang dihasilkan pada pengolahan citra merupakan *input* dalam jaringan syaraf tiruan. Algoritma yang digunakan dalam jaringan syaraf tiruan adalah algoritma *backpropagation* dengan laju pembelajaran (*learning rate*) 0,3 dan *Logistic Const* 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 :

- σ = 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* (δ_k) dan menyesuaikan dengan bobot v_{jk} .

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

dimana:

t_k = target output pada node ke-k

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

dimana:

β = konstanta laju pembelajaran.

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

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

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

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

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)*.

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

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

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.

3.3 Validasi Model

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:

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

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 menentukan kualitas giling beras seperti pada Gambar 4.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik Fisik Citra Beras

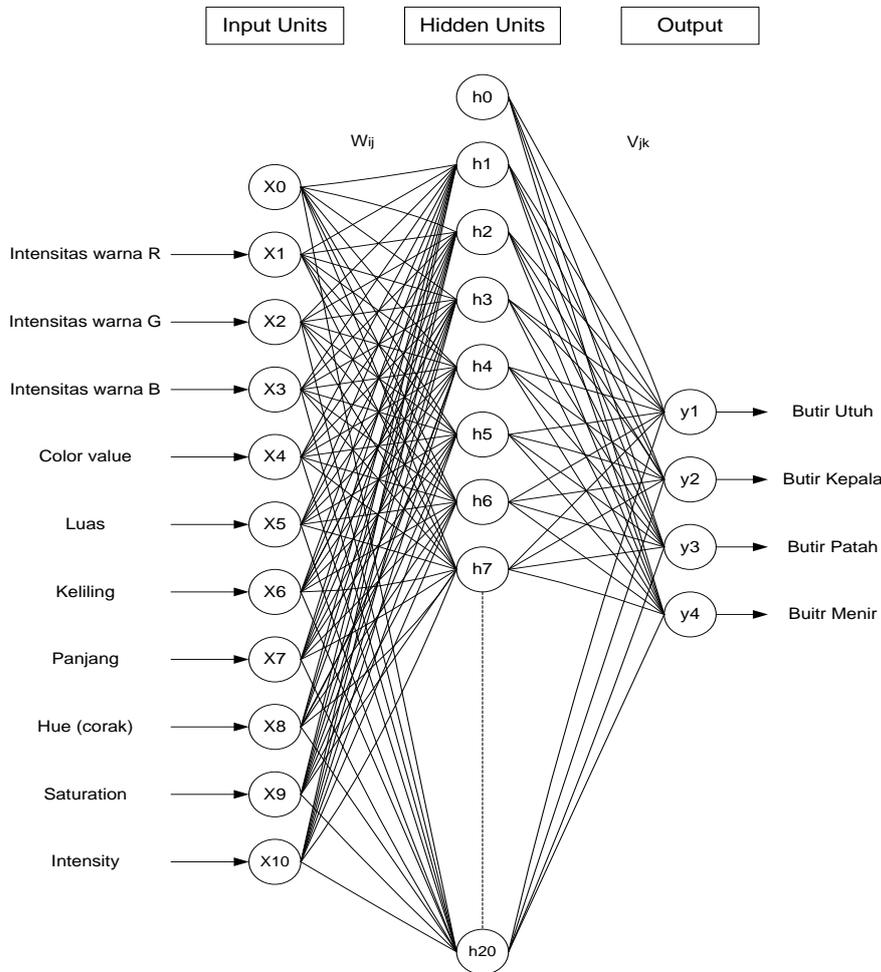
Berdasarkan hasil pembangkitan data dengan menggunakan pengolahan citra, maka karakteristik warna RGB (*Red, Green* dan *Blue*) dan *Color Value (CV)* citra beras varietas Inpari 13 untuk masing-masing kriteria mutu fisik seperti pada Tabel 4, 5 dan 6 di bawah ini. Tabel tersebut menyajikan nilai minimum, nilai maksimum dan nilai rata-ratanya untuk masing-masing karakteristik warna tersebut.

Tabel 4 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 *Roundness*-nya. Kondisi ini sangat memudahkan dalam proses *training*-nya berdasarkan nilai R, G, B, sehingga proses *training* tidak akan terlalu banyak membutuhkan iterasi karena setiap nilai yang ditunjukkan, masing-masing rata-rata nilainya tidak tumpang tindih. Berbeda untuk butir gabah, mengingat karakteristiknya yang berbeda, sehingga rata-rata RGB dan *Roundness*-nya berbeda.

Nilai corak warna (*Hue*), Kejenuhan warna (*Saturation*) dan *Intensity* tertera pada Tabel 4. Pada Tabel 4 tersebut corak warna nilainya berbanding lurus dengan ukuran butiran beras. Semakin kecil ukuran butiran beras, maka semakin besar nilai corak warnanya. Hal yang sama untuk kejenuhan warna dan nilai intensitas rata-ratanya berbanding lurus dengan ukuran butiran beras. Sedangkan untuk butir gabah juga menunjukkan nilai yang berbeda mengingat

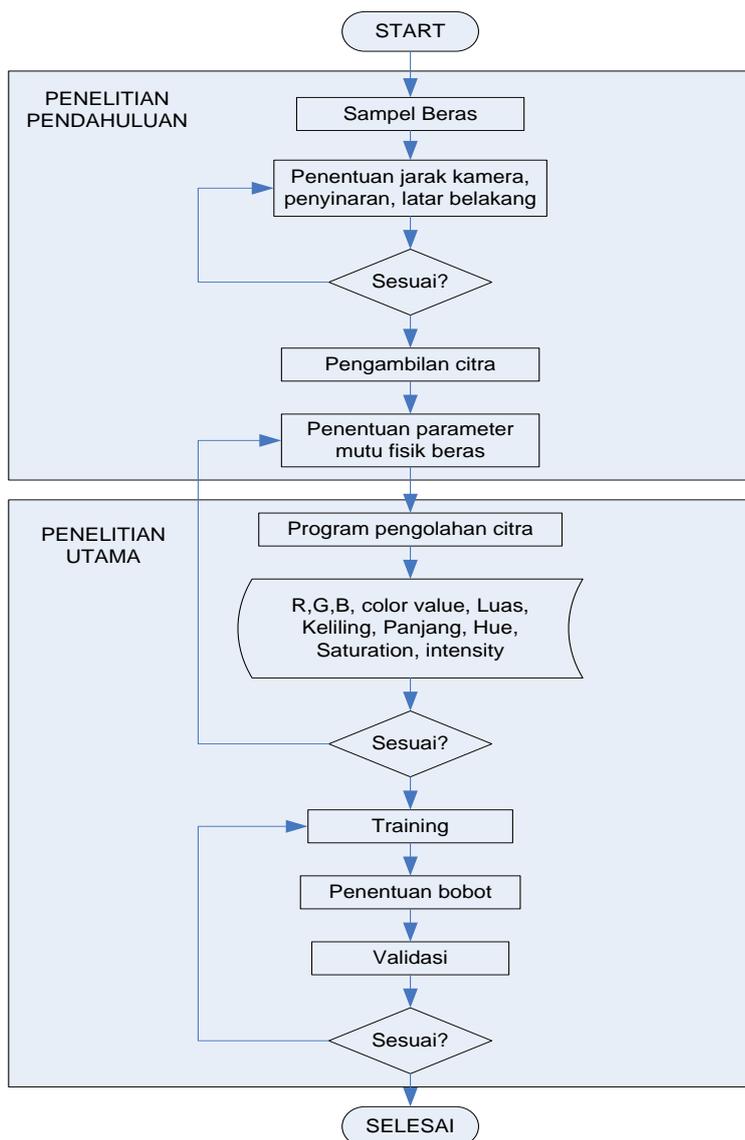
bahan yang diuji berupa butir pada yang masih tertutup kulit. Seperti halnya pada karakteristik RGB, pada karakteristik HSI pun rata-rata nilainya tidak tumpang tindih, sehingga akan sangat memudahkan dalam proses *training*-nya.

Karakteristik fisik citra untuk ukuran butiran beras terlihat pada Tabel 5. 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.



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 kualitas giling beras.



Gambar 4 Diagram alir prosedur penelitian pengolahan citra digital dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST).

Tabel 4 Karakteristik warna RGB setiap butiran beras.

Kriteria mutu		R	G	B	Roundness
Butir Kepala	Rata-rata nilai	191,17	181,93	168,53	0,357150759
	Nilai minimum	167	154	143	0,253343053
	Nilai maksimum	229	227	214	0,504747026
Butir Patah	Rata-rata nilai	187,75	180,775	170,17	0,614080016
	Nilai minimum	166	159	149	0,41008638
	Nilai maksimum	232	226	209	0,860733345
Butir Menir	Rata-rata nilai	191,07	184,17	178,29	0,803133656
	Nilai minimum	193	153	135	0,463231036
	Nilai maksimum	239	239	233	1,229958269
Butir Gabah	Rata-rata nilai	196,62	169,97	123,73	0,258892553
	Nilai minimum	171	144	92	0,181832598
	Nilai maksimum	222	196	150	0,318083431

Tabel 5 Karakteristik HSI butiran beras.

Kriteria mutu		H	S	I
Butir Kepala	Rata-rata nilai	28,69231	0,79556	181,03714
	Nilai minimum	0	0,47778	156
	Nilai maksimum	78	0,12263	224
Butir Patah	Rata-rata nilai	44,63889	0,70294	180,04444
	Nilai minimum	5	0,04285	160
	Nilai maksimum	102	0,21395	223
Butir Menir	Rata-rata nilai	66,01534	0,06064	184,97853
	Nilai minimum	0	0,02529	153
	Nilai maksimum	179	0,12074	238
Butir Gabah	Rata-rata nilai	4,58	0,24766	163,9333
	Nilai minimum	0	0,19467	138
	Nilai maksimum	22	0,34340	187

Tabel 6 Karakteristik ukuran butiran beras.

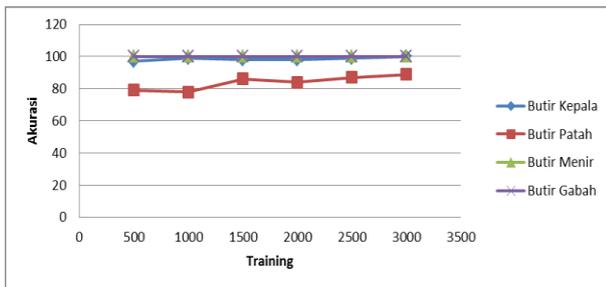
Kriteria mutu		Luas	Keliling	Panjang
Butir Kepala	Rata-rata nilai	123,2202	54,56499	20,70822
	Nilai minimum	82	44	16
	Nilai maksimum	159	66	24
Butir Patah	Rata-rata nilai	70,5333	35,98611	11,77778
	Nilai minimum	46	26	8
	Nilai maksimum	106	50	17
Butir Menir	Rata-rata nilai	37,7669	24,45092	7,73957
	Nilai minimum	19	15	5
	Nilai maksimum	59	33	11
Butir Gabah	Rata-rata nilai	200,4467	79,52	31,12667
	Nilai minimum	151	67	8
	Nilai maksimum	250	99	17

4.2 Training

Proses pembelajaran (*training*) untuk setiap kriteria mutu beras pada jaringan syaraf tiruan dalam sistem pemrograman dilakukan pada 1213 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 3000 kali dan nilai akurasinya seperti ditunjukkan pada Tabel 7.

Berdasarkan Tabel 7, terlihat bahwa nilai akurasi untuk beras kepala, beras patah, menir dan gabah berturut-turut adalah 99,47%, 90,00%, 99,08%, 100% dan rata-rata hasil *training* pada butir padi varietas Inpari 13

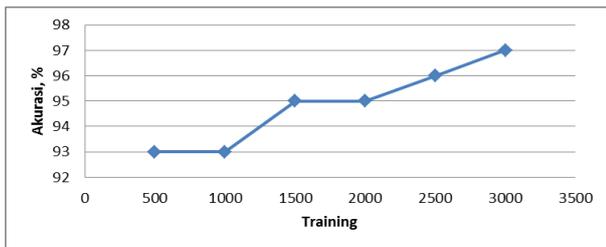
memiliki tingkat akurasi 97,14% pada saat iterasi ke 3000, dan dengan demikian bobot yang diperoleh pada iterasi ke 3000 dapat digunakan untuk sistem aplikasi pengujian mutu fisik beras. Besarnya nilai akurasi pada setiap jenis beras sangat tergantung pada bentuk dan sebaran warnanya. Secara grafis hasil *training* ini ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 Hasil *training* untuk masing-masing kriteria mutu fisik beras.

Tabel 7. Hasil *training* butir beras varietas Inpari 13.

	Kepala	Patah	Menir	Gabah	Error	Tidak Dikenal	% Akurat
Butir Kepala	377	376	2	0	0	1	99,47%
Butir Patah	360	3	328	33	0	4	90,00%
Butir menir	326	0	3	323	0	0	99,08%
Butir gabah	150	0	0	0	150	0	100,00%
Rata-rata							97,14%



Gambar 6 Akurasi rata-rata dari *training* mutu beras.

4.3 Validasi

Untuk mengetahui tingkat akurasi dari model yang dikembangkan, maka dilakukan validasi pada model dengan menguji 1152 set data dari sampel uji yang berbeda. Hasil validasi tersebut seperti ditunjukkan pada Tabel 8. Terlihat bahwa nilai validasi untuk butir kepala dan butir patah mempunyai nilai akurasi 99,47% dan 88,24%, sedangkan untuk butir menir 99,26% dan gabah

100%. Rata-rata akurasi dari validasi ini adalah 96,74%. Untuk meningkatkan nilai akurasi pada butir patah dapat dilakukan dengan memperbanyak sampel pada proses *trainingnya*, sehingga dapat meningkatkan akurasinya. Sedangkan untuk butir gabah menunjukkan tingkat akurasi 100%, baik ketika *training* maupun validasi.

Tabel 8 Hasil validasi dengan sampel uji yang berbeda.

	Kepala	Patah	Menir	Gabah	Error	Tidak Dikenal	% Akurat
Butir Kepala	376	374	2	0	0	0	99,47%
Butir Patah	340	2	304	38	0	4	88,24%
Butir menir	271	0	2	269	0	0	99,26%
Butir gabah	165	0	0	0	165	0	100,00%
Rata-rata							96,74%

5. KESIMPULAN

Teknologi pengolahan citra digital dapat digunakan untuk menentukan kualitas giling beras dan dapat digunakan sebagai pengganti

metode karakterisasi beras yang secara visual atau manual. Model JST yang dikembangkan adalah 10 lapisan *input*, 20 *hidden layer* dan 4 *output layer* menghasilkan nilai akurasi pada proses *training* sebesar 97,14%, terdiri dari

99,47% butir kepala; 90,00% butir patah; 99,08% butir menir dan 100% gabah. Sedangkan pada proses validasi menghasilkan akurasi sebesar 96,74%, terdiri dari 99,47% butir kepala; 88,24% butir patah; 99,26% butir menir dan 100% gabah.

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.
- Ahmad, U., E. Syaefullah, H.K. Purwadaria. (2006). *Evaluasi Mutu Bunga Potong Krisan Yellow Fiji Menggunakan Pengolahan Citra*. Jurnal Keteknikan Pertanian, Perteta – Indonesia, Vol 20, No. 3, hal 243 – 252.
- 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 Tanaman Pangan. Bogor. Hal: 363-375.
- BSN. (2006). SNI 0224:1987. Gabah. Badan Standardisasi Nasional, Jakarta. 6 halaman.
- BSN. (2008). SNI 6128: 2008. Beras. Badan Standardisasi Nasional, Jakarta. 13 halaman.
- Conway, JA., Sidik, M., dan Halid, H. (1991). *Quality/value relationships in milled rice stored in conventional warehouses in Indonesia*. Proceeding of the fouteenth ASEAN Seminar on Grain Postharvest Technology, Manila, Philippines 5-8 November. Pp 55-82.
- Damardjati, DS. (1987). *Prospek Peningkatan Mutu Beras di Indonesia*. Jurnal Penelitian dan Pengembangan Pertanian 6.
- 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, S. (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. McGraw-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 Keteknikan 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 Keteknikan Pertanian, Perteta – Indonesia, Vol 20, No. 3, hal 243 – 252.

