

ANALISIS CITRA DIGITAL UNTUK KLASIFIKASI KUALITAS BERAS

Lilik Sumaryanti

Email: lilik@unmus.ac.id / lilik.sumaryanti@gmail.com

Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik

Universitas Musamus Merauke

ABSTRAK

Beras merupakan salah satu produk pangan pokok bagi sebagian besar penduduk dunia, termasuk penduduk Indonesia. Penilaian kualitas beras, merupakan kegiatan yang dilakukan sebelum beras dipasarkan. Inspeksi mutu beras masih dilakukan secara tradisional berdasarkan pada penglihatan tenaga ahli dan berpengalaman, yaitu dengan cara mengambil sampel beras secara random kemudian ditentukan kualitasnya, cara ini memiliki kelemahan seperti : adanya faktor subjektifitas yang menyebabkan perbedaan diantara satu pengamat dengan pengamat lainnya; adanya kelelahan fisik bila pengamat bekerja terlalu lama menyebabkan hasil pengamatan tidak konsisten.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah sistem yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan mutu/kualitas beras berdasarkan analisis pada citra digital beras. Sistem diharapkan dapat membantu untuk mengidentifikasi mutu beras yang akurat dan mudah pengoperasiannya, sehingga meningkatkan efisiensi kinerja penilai.

Penentuan mutu beras dilakukan dengan menganalisis fitur warna, tekstur dan morfologi (bentuk) dari citra digital beras yang akan dijadikan sampel data penelitian dengan menerapkan metode neural network dan LVQ sebagai metode pelatihan untuk pengenalan mutu beras. Jenis beras yang digunakan sebagai sampel penelitian yaitu, Mentik Wangi, Pandan Wangi, Cilosari, Rajalele, Inpari 6 dan Membramo. Hasil pengujian menghasilkan akurasi klasifikasi untuk kelas 1 (baik) 92 %, kelas 2 (sedang) 76 %, dan kelas 3 (buruk) 96 % dengan akurasi hasil klasifikasi rata-rata 88 %.

Kata kunci : Klasifikasi, Beras, Citra Digital, Neural Network, LVQ

PENDAHULUAN

Beras merupakan bagian bulir padi (gabah) yang telah dipisahkan dari sekam tanaman padi yang berasal dari Asia. Keragaman varietas beras mencapai 20.000 varietas di dunia [1]. Beras merupakan salah satu produk

pangan pokok bagi sebagian besar penduduk dunia, termasuk penduduk Indonesia. Konsumsi beras dunia berdasarkan laporan *Foreign Agricultural Service United States Department of Agriculture* September 2014 mencapai 476.982.000 ton per

tahun [2]. Berdasarkan Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) tahun 2009 s.d 2013, beras merupakan bahan makanan pokok yang dikonsumsi rumah tangga perkapita di Indonesia [3]. Pemenuhan kebutuhan beras harus diiringi dengan peningkatan kualitasnya. Penilaian kualitas beras, merupakan kegiatan yang dilakukan sebelum beras dipasarkan. Inspeksi mutu beras masih dilakukan secara tradisional berdasarkan pada penglihatan tenaga yang telah ahli dan berpengalaman, yaitu dengan cara mengambil sampel beras secara random kemudian ditentukan kualitasnya, cara ini memiliki kelemahan seperti : adanya faktor subjektivitas yang menyebabkan perbedaan diantara satu pengamat dengan pengamat lainnya; adanya kelelahan fisik bila pengamat bekerja terlalu lama menyebabkan hasil pengamatan tidak konsisten [4]. Sehingga diperlukan sebuah sistem untuk mengidentifikasi mutu beras yang akurat dan mudah pengoperasianya, untuk meningkatkan efisiensi kinerja penilai.

Penelitian mengenai klasifikasi kualitas beras sudah pernah dilakukan untuk menguji kualitas beras berdasarkan keutuhan beras berdasarkan fitur morfologi [5]. Hasilnya menunjukkan

bahwa morfologi citra cukup efisien untuk mengklasifikasi beras utuh dan beras patah. Klasifikasi kualitas beras berdasarkan ciri fisik yaitu tekstur beras [6] dengan ekstraksi ciri statistik menggunakan K-Nearest Neighbour (KNN).

Penentuan mutu beras dilakukan dengan menganalisis fitur warna, tekstur dan morfologi (bentuk) dari citra beras yang akan dijadikan sampel data penelitian. Jenis beras yang digunakan sebagai sampel penelitian yaitu ; Mentik Wangi, Pandan Wangi, Cilosari, Rajalele, Inpari 6 dan Membramo. Klasifikasi kualitas beras dikategorikan menjadi tiga kelas yaitu; kualitas baik, kualitas sedang, dan kualitas buruk. Penentuan citra sampel penelitian pada suatu kelas kualitas beras menggunakan *neural network* sebagai *classifier* dengan menerapkan algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ) untuk pelatihan.

LANDASAN TEORI

1. Tinjauan Pustaka

Penelitian untuk mengklasifikasikan lima jenis gandum berdasarkan fitur morfologi dan fitur warna. Klasifikasi jenis gandum menggunakan *least square classifier* [7]. Identifikasi sembilan varietas gandum Iran berdasarkan

analisis tekstur dengan pengolahan citra yang diterapkan menggunakan teknik *machine vision*. Seleksi fitur menggunakan metode *stepwise discrimination analysis* dengan *STEPDISC function Tanagra software*. Klasifikasi jenis gandum menggunakan *linear discriminate analysis* (LDA) [8]. Pazoki dkk. (2014) mengidentifikasi lima jenis benih padi dengan MLP *neural network* dan *neuro-fuzzy* menggunakan 24 fitur warna, 11 fitur morfologi dan 4 fitur faktor *shape*[9]. Silva dan Sonnadara (2013) menyajikan pendekatan *neural network* untuk mengklasifikasikan sembilan jenis benih padi. Abirami dkk. (2014) menentukan kategori kualitas beras dengan pengolahan citra dan pengenalan pola, fitur yang digunakan yaitu fitur morfologi terdiri dari : *perimeter*, *area*, panjang sumbu minor dan panjang sumbu mayor [11].

Penelitian untuk memberikan *grade* kualitas makanan menggunakan *neural network*. Fitur yang digunakan untuk penentuan kualitas makanan terdiri dari 3 fitur warna yaitu nilai *red*, *green* dan *blue* dan 4 fitur morfologi yaitu ; *area*, *major axis length*, *minor axis length* dan *aspect ratio*. *Probabilistic neural network* (PNN) digunakan sebagai

classifier yang memetakan setiap pola input ke kelas tertentu[12]. Identifikasi mutu fisik beras dengan pengolahan citra dan *neural network*. Warna beras dianalisis menggunakan model warna Red, Green, Blue (RGB) dan Hue, Saturation, Intensity (HSI), sedangkan bentuk beras dianalisis secara geometris meliputi *roundness*, luas, keliling dan panjangnya[13].

2. Pengertian Citra

Citra (*image*) merupakan salah satu komponen dari multimedia yang memegang peranan penting dalam menyajikan informasi visual. Citra dapat didefinisikan sebagai fungsi dua dimensional, $f(x,y)$ di mana x dan y adalah koordinat spasial dan amplitudo pada sembarang pasangan koordinat (x,y) disebut sebagai intensitas citra (*gray level*) pada titik tersebut[14]. Citra digital, diperoleh dengan mengkonversi data kontinu menjadi bentuk digital, hal ini meliputi dua proses yaitu *sampling* dan *quantization*. Pendigitasian nilai koordinat disebut *sampling*. Pendigitasian nilai amplitudo disebut *quantization*. Hasil dari sampling dan kuantisasi adalah matriks dengan tipe data real. Misalkan citra $f(x,y)$

mempunyai M baris dan N kolom, sehingga citra disebut citra $M \times N$ [15].

3. Pengolahan Citra

Pengolahan citra adalah teknik untuk memanipulasi dan memodifikasi citra dengan berbagai cara[14]. Pengolahan citra merupakan bagian penting yang mendasari berbagai aplikasi nyata seperti pengenalan pola, penginderaan jarak jauh melalui satelit atau pesawat udara, dan *machine vision*. Pada pengenalan pola, pengolahan citra antara lain berperan memisahkan objek dari latar belakang otomatis. Selanjutnya objek akan diproses oleh pengklasifikasi pola. Pengolahan citra juga memungkinkan untuk dapat mengenali suatu objek berdasarkan karakteristik objek yang ada di dalam citra baik dari karakteristik morfologi, warna maupun tektur. Fungsi utama pengolahan citra digital yaitu untuk memperbaiki kualitas dari citra sehingga citra dapat dilihat lebih jelas agar mudah diinterpretasi oleh manusia atau mesin. Pengolahan citra digital juga digunakan untuk memproses data yang diperoleh dalam persepsi mesin, yaitu prosedur-prosedur yang digunakan untuk mengekstraksi informasi dari citra yang cocok untuk proses komputer[16].

4. Segmentasi Citra

Segmentasi adalah suatu proses yang digunakan untuk mengelompokkan citra sesuai dengan objek citranya atau teknik untuk membagi suatu citra menjadi beberapa daerah (*region*), dimana setiap daerah memiliki kemiripan atribut. Salah satu teknik yang digunakan untuk segmentasi citra adalah teknik pengambangan (*thresholding*). Proses pengambangan akan menghasilkan citra biner, yaitu citra yang memiliki tingkat keabuan hitam dan putih. Secara umum proses pengambangan citra *grayscale* untuk menghasilkan citra biner pada persamaan 1[14].

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{jika } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{Jika } f(x,y) < T \end{cases} \quad (1)$$

5. Ekstraksi Fitur

Proses ekstraksi fitur dilakukan untuk memperoleh fitur atau karakteristik dari citra. Karakteristik visual yang merupakan konten atau fitur pada citra antara lain adalah warna, bentuk objek dan teksur. Konten-konten tersebut dapat memberikan informasi penting dalam hal analisis citra, sehingga salah satu contoh kegunaan konten tersebut adalah dapat membantu dalam analisis dan pengambilan keputusan. Fitur merupakan suatu tanda yang khas, yang

membedakan antara satu dengan yang lain. Pada citra juga memiliki fitur yang dapat membedakannya dengan citra yang lain. Masing-masing fitur citra diperoleh dari proses ekstraksi fitur.

6. Fitur Warna

Warna merupakan salah satu fitur visual yang paling sering digunakan dalam metode *retrieval* citra berbasis konten. Untuk menjelaskan fitur warna maka perlu didefinisikan terlebih dahulu ruang warna yang menspesifikasi warna. Warna pokok dalam pengolahan citra terdiri dari 3 (tiga) unsur, yaitu merah (R), hijau (G), dan biru (B).

7. Fitur Tekstur

Fitur tekstur banyak digunakan sebagai fitur untuk temu kembali citra, secara intuitif tekstur menyatakan ciri dari permukaan objek yang menggambarkan pola visual. Ciri ini berisi informasi tentang komposisi struktur permukaan. Silva dan Sonnadara (2013) menggunakan fitur tekstur yaitu kontras, homogenitas, korelasi dan entropi yang diekstraksi dari matrik *gray level co-occurrence* (GLCM) untuk mengidentifikasi jenis benih padi[10]. Metode untuk mendapatkan tekstur adalah dengan mendasarkan pada histogram. Histogram citra merupakan

diagram yang menggambarkan frekuensi setiap nilai intensitas yang muncul diseluruh piksel citra, nilai besar menyatakan bahwa piksel-piksel yang mempunyai intensitas tersebut sangat banyak. fitur tekstur yang dapat dikenal secara statistis melalui histogram meliputi rata-rata intensitas (*mean*), standar deviasi. Fitur pertama yang dihitung secara statistis adalah rata-rata intensitas. Komponen fitur ini dihitung berdasar persamaan 2 [16]

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \quad (2)$$

Standar deviasi, σ^2 dinamakan varians atau momen orde dua ternormalisasi karena $p(i)$ merupakan fungsi peluang. Fitur ini memberikan ukuran kekontrasan. Perhitungannya pada persamaan 3 [16].

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^{L-1} (i - m)^2 p(i)} \quad (3)$$

8. Fitur Morfologi

Fitur morfologi merupakan salah satu fitur yang diperoleh melalui bentuk objek dan dapat dinyatakan melalui kontur, area dan transformasi. Fitur morfologi biasanya digunakan untuk identifikasi objek. Pazoki, dkk. (2014) menggunakan beberapa fitur morfologi yaitu *area*, *perimeter*, *major axis length*, *minor axis length* untuk mengidentifikasi

jenis gandum[9]. Proses yang dapat digunakan untuk menentukan fitur morfologi adalah deteksi tepi, *threshold* dan segmentasi. Fitur bentuk (morfologi) yang digunakan dalam penelitian ini yaitu ; 1). Area/luas adalah nilai area butir beras, dievaluasi dengan menghitung banyaknya piksel bernilai 255 pada citra. 2). *Perimeter* atau keliling menyatakan panjang tepi suatu obyek. Perimeter butir beras dihitung dengan menghitung banyaknya piksel yang memuat tepi butir beras. Untuk mendapatkan jumlah piksel pada tepi objek menggunakan hasil pelacakan kontur dengan algoritma Moore.

9. Neural Network

Neural network merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia. *Neural network* diimplementasikan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama pembelajaran. Semua keluaran atau kesimpulan yang ditarik oleh jaringan didasarkan pada pengalamannya selama mengikuti proses pembelajaran. Pada proses pembelajaran dimasukkan pola-pola input lalu jaringan

akan diajari untuk memberikan jawaban yang bisa diterima. Cara belajar *neural network* dengan cara mengumpulkan informasi yang sebelumnya telah diketahui hasil keluarannya ke *neural network*. Penginputan informasi ini dilakukan lewat node-node atau unit-unit input. Bobot-bobot antarkoneksi dalam suatu arsitektur diberi nilai awal dan kemudian *neural network* dijalankan. Bobot-bobot ini bagi jaringan digunakan untuk belajar dan mengingat suatu informasi. Pengaturan bobot dilakukan secara terus-menerus dengan menggunakan kriteria tertentu sampai diperoleh keluaran yang diharapkan [17].

10. Learning Vector Quantization

Learning Vector Quantization (LVQ) merupakan suatu metode untuk melakukan pelatihan terhadap lapisan-lapisan kompetitif yang terawasi. Lapisan kompetitif akan belajar secara otomatis untuk melakukan klasifikasi terhadap vektor input yang diberikan. Apabila beberapa vektor input memiliki jarak yang sangat berdekatan, maka vektor-vektor input tersebut akan dikelompokkan dalam kelas yang sama. Misalkan kita memiliki n buah data, dengan m variabel input. Data tersebut

terbagi dalam K kelas. Maka algoritma pelatihan sebagai berikut [17].

1. Tetapkan :
 - a. Bobot awal variabel *input* ke- j menuju ke kelas (cluster) ke- i : W_{ij} , dengan $i = 1, 2, \dots, K$; dan $j = 1, 2, \dots, m$.
 - b. Maksimum epoch : MaxEpoch
 - c. Parameter *learning rate* : α
 - d. Pengurangan *learning rate* : Deca
 - e. Minimal *error* yang diharapkan : Eps
 2. Masukkan :
 - a. Data input : X_{ij} ; dengan $i = 1, 2, \dots, n$; dan $j = 1, 2, \dots, m$.
 - b. Target berupa kelas : T_k ; dengan $i = 1, 2, \dots, K$.
 3. Tetapkan kondisi awal *epoch* = 0; err = 1.
 4. Kerjakan jika : (epoch < MaxEpoch) dan (error > Eps)
 - a. epoch = epoch + 1;
 - b. Kerjakan untuk $i = 1$ sampai n
 - i. Tentukan J sedemikian sehingga $|X_{ij} - W_{ij}|$ minimum; dengan $j = 1, 2, \dots, m$.
 - ii. Perbaiki W_{ij} dengan ketentuan :
 - Jika $T = C_j$ maka : $W_{ij} = W_{ij} + \alpha (X_{ij} - W_{ij})$
 - Jika $T \neq C_j$ maka : $W_{ij} = W_{ij} - \alpha (X_{ij} - W_{ij})$
 - c. Kurangi nilai α (pengurangan α bisa dilakukan dengan $\alpha = \alpha - Deca$; atau dengan cara $\alpha = \alpha - \alpha * Deca$)
- Setelah dilakukan pelatihan, akan diperoleh bobot-bobot akhir (W_{ij}). Bobot-bobot ini akan digunakan untuk melakukan pengujian. Misalkan kita akan menguji n buah data, algoritma simulasi pengujian [12] :
1. Masukkan data yang akan diuji, misal : X_{ij} ; dengan $i = 1, 2, \dots, n$; dan $j = 1, 2, \dots, m$.
 2. Kerjakan untuk $i = 1$ sampai n
 - a. Tentukan J sedemikian sehingga $|X_{ij} - W_{ij}|$ minimum; dengan $j = 1, 2, \dots, m$.
 - b. J adalah kelas untuk X_{ij} .

METODE PENELITIAN

Sistem untuk klasifikasi kualitas beras dikembangkan sebagai alat bantu untuk mengelompokkan beras berdasarkan kategori kualitas dengan menggunakan citra beras sebagai dasar untuk membedakan setiap kelas, karena proses klasifikasi didasarkan pada citra, maka diterapkan teknik pengolahan citra, sehingga dapat diperoleh fitur yang digunakan untuk proses klasifikasi.

Kategori kualitas beras terdiri dari tiga kelas yaitu, kualitas baik, kualitas sedang, dan kualitas buruk.

Fitur yang diekstraksi dari citra beras terdiri dari fitur warna, tekstur dan morfologi. Fitur warna yang diekstraksi dari citra beras yaitu rata-rata warna merah, rata-rata warna hijau, rata-rata warna biru. Fitur tekstur diperoleh dari citra *grayscale* yang didasarkan pada histogram citra, dua fitur tekstur yaitu, *mean* dan *standar deviation*. Empat fitur

morfologi yaitu ; *area*, *perimeter*, *physiological length*, *physiological width*. Hasil ekstraksi fitur digunakan untuk proses klasifikasi.

Proses klasifikasi kualitas beras pada sistem yang dikembangkan, menggunakan *neural network* sebagai *classifier* yang berfungsi untuk menentukan kelas masing-masing kategori kualitas. Tahapan kegiatan yang akan dikerjakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alur penelitian

Alur penelitian terdiri dari beberapa tahapan sebagai berikut :

1. Pengumpulan data, merupakan kegiatan untuk melakukan akuisisi citra beras. Varietas beras yang digunakan sebagai sampel dalam penelitian ini terdiri dari sepuluh verietas yaitu, Mentik Wangi, Pandan Wangi,

Cilosari, Rajalele, Inpari 3, Inpari 6, IR66, IR64, Sintanur dan Membramo.

2. Pengolahan citra, merupakan kegiatan modifikasi citra beras. Pada tahapan ini dilakukan proses *preprocessing citra* yang terdiri dari proses *resize*, konversi citra RGB ke *grayscale*, segmentasi dan pelacakan kontur objek sehingga dapat digunakan

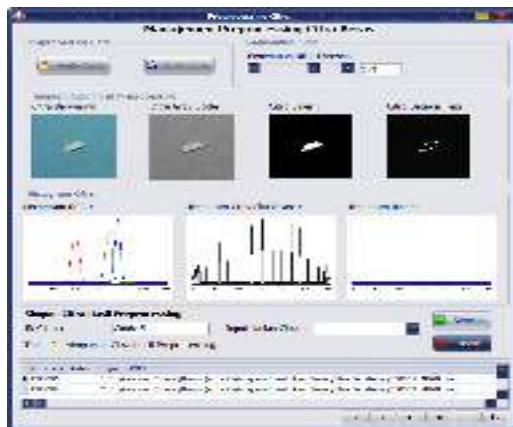
- untuk proses selanjutnya yaitu ekstraksi fitur.
3. Ekstraksi fitur, merupakan kegiatan untuk memperoleh fitur dari citra beras. Fitur atau karakteristik citra yang akan diekstraksi terdiri 2 jenis yaitu ; fitur tekstur dan fitur morfologi.
 4. Pelatihan *neural network* merupakan kegiatan untuk melatih data fitur yang telah diekstraksi dengan LVQ *neural network*. Tahap pelatihan dilakukan dengan cara mengajari jaringan menggunakan contoh-contoh pola sampai *neural network* berhasil mengenali pola tersebut dan dilakukan proses pembaharuan bobot.
 5. Model klasifikasi, merupakan kegiatan pembuatan model pengelompokan beras dalam kelas kualitas tertentu. Model klasifikasi berisi bobot-bobot optimal hasil dari tahap pelatihan (*training*) yang akan digunakan saat tahap pengujian (*testing*).
 6. Pengujian *neural network* merupakan tahapan kegiatan yang dilakukan setelah proses pelatihan, karena pada saat proses pengujian akan menggunakan model klasifikasi dari proses pelatihan yang berupa bobot yang telah diperbaiki untuk setiap kelas kualitas beras.
 7. Kelas kualitas beras adalah hasil klasifikasi citra beras termasuk dalam kelas kualitas tertentu.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengembangan sistem untuk klasifikasi kualitas beras berdasarkan citra, dilakukan dengan menganalisis citra butiran beras. Untuk melakukan proses analisis citra, membutuhkan beberapa fasilitas yang digunakan untuk melakukan pengolahan citra (*image processing*). Klasifikasi kualitas beras dikategorikan menjadi tiga kelas yaitu; kualitas baik, kualitas sedang, dan kualitas buruk.

1. Preprocessing Citra

Preprocessing diterapkan pada citra untuk menyiapkan citra agar dapat diperoleh fitur yang akan dianalisis dari citra beras. Fitur yang diekstraksi dari citra terdiri dari fitur warna, tekstur dan morfologi. *Preprocessing* yang diterapkan untuk memperoleh fitur tekstur yaitu konversi RGB ke *grayscale*. Untuk fitur morfologi *preprocessing* yang dilakukan yaitu segmentasi dan pelacakan kontur. Gambar 2 menunjukkan implementasi *preprocessing* citra.



Gambar 2. Antarmuka untuk *preprocessing* citra

2. Hasil Ekstraksi Fitur Warna

Proses untuk mengekstraksi fitur warna ini diawali dengan menghitung jumlah dari nilai piksel warna merah, nilai piksel warna biru dan nilai piksel warna hijau, kemudian dilanjutkan dengan mencari rata-ratanya. Tabel 1 menunjukkan contoh sampel hasil ekstraksi fitur warna untuk setiap kelas kualitas beras.

Tabel 1. Sampel ekstraksi fitur warna

Kelas Kualit as Beras	Hasil ekstraksi fitur warna		
	<i>Red</i>	<i>Green</i>	<i>Blue</i>
Kelas 1 8	215,67 8	205,87 6	199,21 0
Kelas 2 1	178,76 1	180,74 3	190,85 2
Kelas 3 1	126,99 1	135,81 6	163,46 8



Gambar 3. Antarmuka untuk ekstraksi fitur

3. Hasil Ekstraksi Fitur Tekstur

Ekstraksi fitur tekstur didasarkan pada histogram citra *grayscale*, fitur tekstur dihitung secara statistis melalui histogram yaitu rata-rata intensitas (*mean*) dan standar deviasi. Fitur pertama yang dihitung secara statistis adalah rata-rata

intensitas dihitung menggunakan persamaan 2, dan untuk fitur kedua yaitu standar deviasi dihitung menggunakan persamaan 3. Pada Tabel 2 menunjukkan contoh hasil ekstraksi fitur tekstur kelas kualitas beras.

Tabel 2. Sampel ekstraksi fitur tekstur

Kelas Kualita s Beras	Hasil Ekstraksi Fitur	
	Mean	Standar Deviation
Kelas 1	202,580	64,692
Kelas 2	199,921	52,838
Kelas 3	167,894	43,806

4. Hasil Ekstraksi Fitur Morfologi

Fitur morfologi yang diekstraksi dari citra meliputi *area* (luas), *perimeter* (keliling), *physiological length* (panjang fisiologi), *physiological width* (lebar fisiologi). Proses ekstraksi fitur *area* dilakukan dengan cara menghitung jumlah piksel pada objek yang diterapkan pada citra biner, jika piksel citra bernilai bit 255 maka piksel tersebut adalah obyek. Pada Tabel 3 menunjukkan contoh hasil ekstraksi fitur morfologi untuk masing-masing varietas beras.

Tabel 3. Sampel ekstraksi fitur morfologi

Kelas Kualita s Beras	Hasil Ekstraksi Fitur			
	<i>A</i>	<i>Per</i>	<i>PL</i>	<i>PW</i>
Kelas 1 0	211	178	89	30
Kelas 2	1703	152	68	29
Kelas 3 6	115	132	53	23

Keterangan tabel :

A : *Area*

Per : *Perimeter*

PL : *Physiological length*

PW : *physiological width*

5. Pelatihan LVQ

Data hasil ekstraksi fitur dianalisis menggunakan *neural network* dengan menerapkan algoritma LVQ. Untuk melakukan proses klasifikasi kelas kualitas beras melalui tahapan pelatihan (*training*). Proses pelatihan dilakukan untuk memperoleh model klasifikasi yang digunakan saat proses pengujian data. Proses pelatihan akan mencapai kondisi berhenti jika telah mencapai kondisi berhenti yaitu $epoch < maxepoch$ dan $error > Eps$. Beberapa uji coba dilakukan pada penelitian ini, untuk mengetahui bagaimana pengaruh nilai parameter agar dapat ditentukan nilai parameter yang

terbaik untuk mendapatkan hasil identifikasi yang optimal dengan pengukuran tingkat ketepatan klasifikasi data terhadap kelasnya. Gambar 3 menunjukkan antarmuka untuk tahap pelatihan.



Gambar 4. Antarmuka pelatihan LVQ

6. Klasifikasi Kualitas Beras

Pengujian untuk memperoleh nilai *learning rate* yang sesuai dapat diuji melalui proses pelatihan (*training*). Proses pelatihan menggunakan 70 data latih untuk masing-masing jenis beras, sehingga jumlah data latih yang digunakan untuk melatih *neural network* yaitu 420 data. Proses pelatihan dengan parameter *learning rate* (α) menggunakan nilai mulai dari 0,001 sampai 1 dengan kenaikan *learning rate* sebesar 0,025. Nilai minimum *error* (*Eps*) yang digunakan 0,00001 sampai 0,00009 dengan kenaikan minimum *error*

0,00001. Sedangkan nilai maksimal *epoch* menggunakan nilai mulai dari 100 sampai 1000 dengan kenaikan *epoch* sebesar 100. Nilai pengurangan *learning rate* (α) yang digunakan yaitu 10% dari nilai *learning rate* yang ditentukan.

Hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 4, menggunakan 50 data uji untuk setiap kelas kualitas beras, prediksi hasil klasifikasi diperoleh berdasarkan perbandingan dengan hasil penilaian pengamat/ ahli dalam inspeksi kualitas beras. Klasifikasi kualitas beras dikategorikan dalam tiga kelas yaitu kelas 1 (baik), kelas 2 (sedang), dan kelas 3 (buruk), dengan rata-rata akurasi klasifikasi 88 %.

Tabel 4. Hasil pengujian sistem

Kelas Kualitas Beras	PB	PS	Jumlah Data	Akurasi klasifikasi (%)
Kelas 1	46	4	50	92
Kelas 2	38	12	50	76
Kelas 3	48	2	50	96
Jumlah	132	18	150	

Keterangan :

PB : Prediksi Benar

PS : Prediksi Salah

PENUTUP

Sistem analisis citra untuk klasifikasi kualitas beras merupakan penerapan teknologi dalam inspeksi otomatatis penilaian mutu beras yang dikategorikan menjadi tiga kelas kualitas yaitu ; baik, sedang dan buruk. Pembagian kelas disesuaikan mengikuti penilaian kualitas yang dilakukan oleh ahli secara visual (penglihatan).

1. Kesimpulan

- a. Sistem klasifikasi kualitas beras dikembangkan menggunakan analisis citra butiran beras berdasarkan pada fitur warna, tekstur, dan morfologi dengan menerapkan metode *neural network* sebagai *classifier*.
- b. Pelatihan neural network dilakukan menggunakan parameter *learning rate* (α) 0,001 - 0,025. Nilai parameter minimum *error* (Eps) yang digunakan 0,00001 sampai 0,00009, dan maksimal *epoch* menggunakan nilai mulai dari 100 sampai 1000.
- c. Hasil pengujian menunjukkan akurasi klasifikasi rata-rata untuk tiga kelas kualitas beras yaitu 88 %. Dari ketiga kelas kualitas beras, klasifikasi kelas 2 menunjukkan

hasil prediksi salah yang paling dominan dikarenakan hasil klasifikasi dikategorikan dalam kelas 1 atau kelas 2.

2. Saran

Klasifikasi kualitas beras agar lebih optimal dapat dicoba dengan menambahkan dengan fitur aroma/bau.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Sumaryanti L, Musdhalifah A., 2015, Digital Image Based Identification of Rice Variety Using Image Processing and Neural Network, *Telkomnikaa Jurnal* Vol. 16, No. 1 Oktober 2015 Hal. 182-190, ISSN 2302-4046.
- [2]. FAS USDA, 2014, *World Markets and Trade*, United States. Department of Agriculture, Amerika.
- [3]. PUSDATIN 2014, Perkembangan Konsumsi Rumah Tangga per Kapita di Indonesia. *Basisdata Konsumsi Pangan Departemen Pertanian*, Indonesia.
- [4]. Arissa Aprilia Nurcahyani dan Ristu Saptono. Identifikasi Kualitas Beras dengan Citra Digital. *Scientific*

- Journal of Informatics*, Vol. 2, No. 1, Mei 2015.
- [5]. Ajay, G., Suneel, M., Kumar, K., dan Prasad, P. S. 2013. Quality Evaluation of Rice Using Morphological Method. *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*. Vol. 2(6): 35-37.
- [6]. Suminar, R., Hidayat, B., dan Atmaja, R. D. 2012. Klasifikasi Kualitas Beras Berdasarkan Ciri Fisik Berbasis Pengolahan Citra Digital. *Jurnal Telkom University*.
- [7]. Mebatsion, H.K., Paliwal, J., dan Jayas, D.S., 2013, Automatic Classification Of Non-Touching Cereal Grains in Digital Images Using Limited Morphological and Color Features, *Computers and Electronics in Agriculture*, volume 90 halaman 99–105, Science Direct.
- [8]. Pourreza, A., Pourreza, M., Abbaspour-Fard, H.M. dan Sadrnia, H., 2012, Identification of Nine Iranian Wheat Seed Varieties by Textural Analysis with Image Processing, *Jurnal Computers and Electronics in Agriculture* 83 102–108. Science Direct.
- [9]. Pazoki, A., Farokhi, F. dan Pazoki, Z., 2014, Classification Of Rice Grain Varieties Using Two Artificial Neural Networks (MLP And Neuro-Fuzzy), dalam *Journal of Animal & Plant Sciences*, 24(1): Page : 336-343.
- [10]. Silvia, S.C. dan Sonnadara, U., 2013, Classification of Rice Grains Using Neural Networks, *Proceedings of Technical Sessions*, volume 29 halaman 9-14 Institute of Physics, Sri Lanka.
- [11]. Abirami, S., Neelamegam, P dan Kala, H., 2014, Analysis of Rice Granules using Image Processing and Neural Network Pattern Recognition Tool, *International Journal of Computer Applications* (0975 – 8887) Volume 96– No.7.
- [12]. Sidnal, N., Patil, V.U. dan Patil, P., 2013, Grading And Quality Testing Of Food Grains Using Neural Network, *International Journal of Research in Engineering and Technology (IJRET)* volume 02.
- [13]. Somantri, A. S., Darmawati, E. dan Astika, I. W. 2013. Identifikasi Mutu Fisik Beras dengan Menggunakan Teknologi

- Pengolahan Citra dan Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Pascapanen*. Vol. 10(2): 95-103.
- [14]. Gonzales, R., Woods, R.E., 2008, *Digital Image Processing*, Third Edition, eurson Education, Prentice-Hall, Inc.
- [15]. Prasetyo, E., 2011, *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab*, Penerbit Andi, Yogyakarta.
- [16]. Kadir, A., dan Susanto, A., 2013, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*, Penerbit Andi Offset, Yogyakarta.
- [17]. Kusumadewi, S. dan Hartati, S., 2010, *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf*, edisi 2, Penerbit Graha Ilmu, Yogyakarta.