

## KLASIFIKASI CITRA DENGAN MATRIKS KO-OKURENSI ARAS KEABUAN (*Gray Level Co-occurrence Matrix-GLCM*)

### PADA LIMA KELAS BIJI-BIJIAN

Yudhistira Ganis K<sup>1</sup>, Imam Santoso<sup>2</sup>, R. Rizal Isnanto<sup>2</sup>

Human has an ability to classify image into appropriate classes. This ability will be very useful in many things if applied into a certain system which can be hardware or software. So it is necessary to perform a research concerning how far this ability of human being could be applied into a certain system. The goal of the research is developing software which have an ability to classify image into appropriate classes by using texture analysis, in this case is the image of seeds.

The image of seed first transformed into a grayscale image, afterwards feature extraction is carried out. The method used to extract the feature is gray level co-occurrence matrix (GLCM). The features obtained from GLCM are energy, entropy, homogeneity, contrast, correlation, inverse difference momentum, sum variance, sum average, sum entropy, difference variance, and difference entropy. The next step after feature extraction is classification by using k-nearest neighbor.

The testing step uses six scenarios to find out the level of recognition of the software to the image of seeds. The testing results show that the highest level of recognition is the testing by using scenario 1, which is 100%, and the lowest level of recognition is the testing by using scenario 4 with close captured distance, which is 20%. The rice has the highest level of recognition, and the corn has the lowest level of recognition.

**Keywords :** Feature extraction, co-occurrence, classification , k-Nearest Neighbor, seeds.

## I. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Manusia mampu membedakan citra dengan kelas-kelas. Kemampuan manusia tersebut apabila diterapkan ke dalam suatu sistem yang berupa perangkat lunak maupun perangkat keras, akan sangat berguna dalam banyak hal. Contoh aplikasinya adalah otomatisasi dalam mengklasifikasikan objek atau barang dalam proses industri, analisis citra satelit, pencarian data citra di dalam halaman web atau basis data, peninjauan kualitas barang, dan lain-lain.

Dalam tugas akhir ini akan dibuat suatu sistem berupa perangkat lunak yang mampu mengklasifikasikan citra biji-bijian ke dalam kelas-kelas tertentu secara otomatis, sehingga mampu menyerupai kemampuan manusia untuk mengklasifikasikan citra.

Biji-bijian yang digunakan diambil dari lima kelas biji-bijian yang berbeda, yaitu : beras, jagung, kacang hijau, kacang tanah, dan kedelai. Kelima jenis biji-bijian tersebut secara fisik memiliki bentuk yang khas yang mampu dibedakan secara baik oleh penglihatan manusia. Namun perlu dilakukan penelitian, sejauh mana suatu sistem yang dalam hal ini berupa perangkat lunak, mampu mengenali kelas biji-bijian tersebut dengan menggunakan metode analisis tekstur matriks ko-okurensi dan metode klasifikasi *k-Nearest Neighbor*.

### 1.2 Tujuan

Tujuan dari tugas akhir ini ialah :

1. Membuat perangkat lunak yang mampu mengklasifikasikan citra biji-bijian dengan metode ekstraksi ciri matriks ko-okurensi aras keabuan dan metode klasifikasi *k-Nearest Neighbor*.
2. Meneliti tingkat pengenalan perangkat lunak terhadap citra biji-bijian dengan cara melakukan pengujian dan analisis terhadap berbagai skenario, diantaranya : pengujian dengan citra masukan yang termasuk data acuan, pengujian dengan citra masukan yang tidak termasuk data acuan dengan variasi jarak pengambilan gambar, pengujian dengan citra masukan yang tidak termasuk data acuan dengan variasi media pengambilan gambar, dan pengujian dengan citra masukan dengan parameter ekstraksi ciri yang berbeda dengan data acuan

### 1.3 Pembatasan Masalah

Pembatasan masalah dalam tugas akhir ini adalah :

1. Metode klasifikasi yang digunakan adalah metode *k-Nearest Neighbor*.

<sup>1</sup> Mahasiswa Teknik Elektro UNDIP

<sup>2</sup>Dosen Teknik Elektro UNDIP

- Data citra yang digunakan adalah citra biji-bijian dari lima kelas, yaitu : jagung, beras, kedelai, kacang hijau, dan kacang tanah.

## II. DASAR TEORI

### 2.1 Tekstur

Tekstur adalah konsep intuitif yang mendeskripsikan tentang sifat kehalusan, kekasaran, dan keteraturan dalam suatu daerah/wilayah (*region*). Dalam pengolahan citra digital, tekstur didefinisikan sebagai distribusi spasial dari derajat keabuan di dalam sekumpulan piksel yang bertetangga.

Secara umum tekstur mengacu pada pengulangan elemen-elemen tekstur dasar yang disebut primitif atau teksel (*texture element-textel*). Syarat-syarat terbentuknya suatu tekstur antara lain :

- Adanya pola-pola primitif yang terdiri dari satu piksel atau lebih. Bentuk-bentuk pola primitif ini dapat berupa titik, garis lurus, garis lengkung, luasan, dan lain-lain yang merupakan elemen dasar dari sebuah tekstur.
- Pola-pola primitif tersebut muncul berulang-ulang dengan interval dan arah tertentu sehingga dapat diprediksi atau ditemukan karakteristik pengulangannya.

Suatu citra memberikan interpretasi tekstur yang berbeda apabila dilihat dengan jarak dan sudut yang berbeda. Manusia memandang tekstur berdasarkan deskripsi yang bersifat acak, seperti halus, kasar, teratur, tidak teratur, dan sebagainya. Hal ini merupakan deskripsi yang tidak tepat dan non-kuantitatif, sehingga diperlukan adanya suatu deskripsi yang kuantitatif (matematis) untuk memudahkan analisis.

### 2.2 Analisis Tekstur

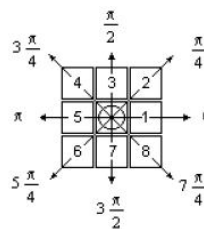
Analisis tekstur merupakan dasar dari berbagai macam aplikasi, aplikasi dari analisis tekstur antara lain : penginderaan jarak jauh, pencitraan medis, identifikasi kualitas suatu bahan (kayu, kulit, tekstil, dan lain-lain), dan juga berbagai macam aplikasi lainnya. Pada analisis citra, pengukuran tekstur dikategorikan menjadi lima kategori utama yaitu : statistis, struktural, geometri, model dasar, dan pengolahan sinyal. Pendekatan statistis mempertimbangkan bahwa intensitas dibangkitkan oleh medan acak dua dimensi, metode ini berdasar pada frekuensi-frekuensi ruang. Contoh metode statistis adalah fungsi autokorelasi, matriks ko-okurensi, transformasi Fourier, frekuensi tepi. Teknik

struktural berkaitan dengan penyusunan bagian-bagian terkecil suatu citra. Contoh metode struktural adalah model fraktal. Metode geometri berdasar atas perangkat geometri yang ada pada elemen tekstur. Contoh metode model dasar adalah medan acak. Sedangkan metode pengolahan sinyal adalah metode yang berdasarkan analisis frekuensi seperti transformasi Gabor dan transformasi wavelet.

### 2.3 Matriks Ko-Okurensi Aras Keabuan (*Gray Level Co-occurrence Matrix - GLCM*)

Matriks ko-okurensi adalah salah satu metode statistik yang dapat digunakan untuk analisis tekstur. Matriks ko-okurensi dibentuk dari suatu citra dengan melihat pada piksel-piksel yang berpasangan yang memiliki intensitas tertentu. Penggunaan metode ini berdasar pada hipotesis bahwa dalam suatu tekstur akan terjadi perulangan konfigurasi atau pasangan aras keabuan. Misal,  $d$  didefinisikan sebagai jarak antara dua posisi piksel, yaitu  $(x_1, y_1)$  dan  $(x_2, y_2)$ ; dan  $\theta$  didefinisikan sebagai sudut diantara keduanya.

Maka matriks ko-okurensi didefinisikan sebagai matriks yang menyatakan distribusi spasial antara dua piksel yang bertetangga yang memiliki intensitas  $i$  dan  $j$ , yang memiliki jarak  $d$  diantara keduanya, dan sudut  $\theta$  diantara keduanya. Matriks ko-okurensi dinyatakan dengan  $P_{d\theta}(i, j)$ . Suatu piksel yang bertetangga yang memiliki jarak  $d$  diantara keduanya, dapat terletak di delapan arah yang berlainan, hal ini ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Piksel bertetangga dalam delapan arah

Dalam matriks ko-okurensi, terdapat sebelas ciri tekstur yang dapat diperoleh dari suatu citra yang digunakan sebagai pembeda antara citra dengan kelas tertentu, dengan kelas lainnya. Ciri-ciri tersebut adalah :

- Energi (*Energy*)
 
$$f_1 = \sum_i \sum_j p_d^2(i, j) \quad (2.1)$$

2. Entropi (*Entropy*)

$$f_2 = -\sum_i \sum_j p_d(i, j) \log(p_d(i, j)) \quad (2.2)$$

3. Kontras (*Contrast*)

$$f_3 = \sum_i \sum_j (i-j)^2 p_d(i, j) \quad (2.3)$$

4. Homogenitas (*Homogeneity*)

$$f_4 = \sum_i \sum_j \frac{p_d(i, j)}{1+|i-j|} \quad (2.4)$$

5. Korelasi (*Correlation*)

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{ij p_d(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.5)$$

$\mu_x$  adalah nilai rata-rata elemen kolom pada matriks  $Pd\theta(i, j)$ .

$\mu_y$  adalah nilai rata-rata elemen baris pada matriks  $Pd\theta(i, j)$ .

$\sigma_x$  adalah nilai standar deviasi elemen kolom pada matriks  $Pd\theta(i, j)$ .

$\sigma_y$  adalah nilai standar deviasi elemen baris pada matriks  $Pd\theta(i, j)$ .

6. Momentum Selisih Invers (*Inverse Difference Momentum*)

$$f_6 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p_d(i, j) \quad (2.6)$$

7. Rata-rata Jumlah (*Sum Average*)

$$f_7 = \sum_{k=2}^{2N_g} k \sum_{\substack{i, j \\ i+j=k}} p_d(i, j) \quad (2.7)$$

8. Entropi Jumlah (*Sum Entropy*)

$$f_8 = -\sum_{k=2}^{2N_g} \sum_{\substack{i, j \\ i+j=k}} p_d(i, j) \log(p_d(i, j)) \quad (2.8)$$

9. Varians Jumlah (*Sum Variance*)

$$f_9 = \sum_{k=2}^{2N_g} \sum_{\substack{i, j \\ i+j=k}} (k-f_7)^2 p_d(i, j) \quad (2.9)$$

10. Varians Selisih (*Difference Variance*)

$$f_{10} = \text{var} \left\{ \sum_{\substack{i, j \\ |i-j|=k}} p_d(i, j) \right\}_{k=0, \dots, N_g-1} \quad (2.10)$$

11. Entropi Selisih (*Difference Entropy*)

$$f_{11} = -\sum_{k=0}^{N_g-1} \sum_{\substack{i, j \\ |i-j|=k}} p_d(i, j) \log(p_d(i, j)) \quad (2.11)$$

**2.4 K-Nearest Neighbor**

Metode k-nearest neighbor adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek, berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya dekat dengan objek tersebut, sesuai jumlah tetangga terdekatnya atau nilai k. Dekat atau jauhnya tetangga tersebut biasanya dihitung berdasarkan jarak euclidean dengan persamaan sebagai berikut:

$$d(x-y) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - y_j)^2} \quad (2.12)$$

dengan :

$d$  : jarak data uji ke data pembelajaran

$x_j$  : data uji ke-j, dengan  $j = 1, 2, \dots, n$

$y_j$  : data belajar ke-j, dengan  $j = 1, 2, \dots, n$

Klasifikasi k-NN dilakukan dengan mencari k buah tetangga terdekat dari data uji dan memilih kelas dengan anggota terbanyak. Adapun langkah-langkah klasifikasi k-NN adalah sebagai berikut :

1. Jika sekumpulan data latih y memiliki N titik data secara keseluruhan, maka dilakukan pengenalan terhadap k buah tetangga terdekat dari data uji x.
2. Dari k buah tetangga terdekat tersebut, data x diidentifikasi pada kelas  $\omega_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$ . M adalah jumlah kelas yang ada.
3. Data uji x dimasukkan pada kelas dengan jumlah anggota terbanyak.
4. Jika terdapat dua atau lebih kelas  $\omega$  yang merupakan tetangga terdekat dari data uji x, maka terjadilah kondisi seimbang (konflik) dan digunakan strategi pemecahan konflik.
5. Untuk kelas-kelas yang terlibat konflik, jarak  $d$  ditentukan antara data uji x dengan anggota kelas  $\omega_i$  yang terlibat konflik, yang berjumlah E.

6. Jika data pelatihan dari kelas  $\omega_i$  yang terlibat dalam konflik ditunjukkan dengan  $y^{im} = \{y_1^{im}, \dots, y_N^{im}\}$ , maka jarak antara  $x$  dengan kelas  $\omega_i$  adalah :

$$d_i = \frac{1}{E} \sum_{j=1}^N |(x_j - y_j^{im})| \quad (2.13)$$

7. Data uji  $x$  dimasukkan ke dalam kelas dengan jarak  $d_i$  paling kecil.

### III. PERANCANGAN PERANGKAT LUNAK

#### 3.1 Diagram Alir Sistem

Dalam perangkat lunak pengklasifikasi biji-bijian ini, terdapat proses-proses yang dilakukan dari awal data dipilih, hingga pada akhirnya data tersebut diklasifikasikan. Secara garis besar, proses-proses tersebut dikelompokkan pada lima proses utama yaitu :

1. Memilih citra masukan
2. Mengubah citra masukan menjadi citra aras keabuan
3. Melakukan ekstraksi ciri
4. Menyimpan hasil ekstraksi ciri
5. Membentuk data acuan/ data pelatihan
6. Melakukan proses klasifikasi citra masukan.

#### 3.2 Memilih Citra Masukan

Proses yang pertama kali dilakukan dalam perangkat lunak pengklasifikasi biji-bijian ini adalah memilih citra masukan. Citra masukan adalah citra biji-bijian dengan format yang didukung oleh Matlab 7.1. Citra dengan format lain tidak akan dikenali dan akan menampilkan pesan kesalahan.

#### 3.3 Mengubah Citra Masukan menjadi Citra Aras Keabuan

Citra masukan yang akan diekstraksi ciri menggunakan metode GLCM, harus diubah menjadi citra aras keabuan terlebih dahulu.

#### 3.4 Ekstraksi Ciri dengan GLCM

Matriks ko-okurensi aras keabuan dibentuk dengan terlebih dahulu menentukan parameter-parameter yang diperlukan untuk membentuk matriks ko-okurensi tersebut. Parameter-parameter tersebut adalah jarak ( $d$ ), arah ( $\theta$ ), dan derajat keabuan ( $g$ ). Derajat keabuan menentukan besarnya ukuran matriks ko-okurensi.

#### 3.5 Menyimpan Hasil Ekstraksi Ciri

Ciri yang didapat dari hasil ekstraksi ciri kemudian disimpan untuk nantinya digunakan pada pembentukan data acuan.

### 3.6 Membentuk Data Acuan

Sebelum proses klasifikasi dapat dilakukan, terlebih dahulu harus dibentuk data acuan. Data acuan dibentuk dari data-data ciri biji-bijian yang sudah terlebih dahulu disimpan.

### 3.7 Melakukan Proses Klasifikasi

Tahap terakhir setelah proses ekstraksi ciri dan proses pembentukan data acuan dilakukan, adalah tahap klasifikasi. Metode yang digunakan untuk mengklasifikasi data masukan adalah metode *k-Nearest Neighbor* (kNN). Parameter yang digunakan dalam metode kNN adalah  $k$ .

Algoritma kNN akan mengklasifikasikan data masukan ke dalam kelas dengan jumlah anggota terbanyak. Apabila terjadi konflik, maka digunakan strategi pemecahan konflik.

## IV. PENGUJIAN DAN ANALISIS

### 4.1 Analisis dan Pembahasan Secara Umum

Tingkat pengenalan dari keenam skenario pengujian di atas apabila dirangkum dalam satu tabel, ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Tingkat pengenalan citra masukan dari lima skenario

Skenario	Tingkat Pengenalan Citra Masukan				
	k=1	k=3	k=5	k=7	k=9
Skenario 1 Jauh	100 %	100 %	96 %	96 %	92 %
Skenario 1 Dekat	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
Skenario 2 Jauh	100 %	96 %	96 %	96 %	96 %
Skenario 2 Dekat	96 %	96 %	100 %	100 %	100 %
Skenario 3	40 %	40 %	40 %	40 %	40 %
Skenario 4 Jauh	64 %	44 %	44 %	44 %	44 %
Skenario 4 Dekat	20 %	20 %	20 %	20 %	20 %
Skenario 5 d=2	40 %	40 %	40 %	40 %	40 %
Skenario 5 g=7 bit	40 %	40 %	40 %	40 %	40 %
Skenario 6	48 %	44 %	44 %	44 %	48 %

Dari Tabel 4.1 dapat dilihat bahwa tingkat pengenalan tertinggi terhadap citra masukan, ditunjukkan oleh skenario 1. Hal ini disebabkan karena data acuan yang digunakan adalah sama dengan citra masukan. Sedangkan tingkat pengenalan terendah terhadap citra masukan ditunjukkan oleh skenario 4 dengan pengambilan jarak dekat. Hal ini disebabkan karena citra masukan yang didapatkan dengan kamera telepon genggam memiliki kualitas yang jauh berbeda

Formatted: Font: Times New Roman, Not Bold

Formatted: Indent: Left: 0", First line: 0.31", Line spacing: single

Formatted: Font: Times New Roman, 9 pt

Formatted: Indent: Left: 0", First line: 0", Line spacing: single

Formatted: Font: Times New Roman, 9 pt

dengan citra acuan yang didapatkan dengan kamera digital Nikon.

Pemilihan data acuan mempunyai pengaruh terhadap tingkat keberhasilan pengenalan citra masukan. Dalam pengujian skenario 2, program dapat mengenali dengan baik citra masukan yang ada, karena data acuan yang digunakan cukup representatif untuk citra masukan yang digunakan, meskipun demikian, jumlah data acuan yang relatif kecil akan kurang representatif untuk citra masukan yang banyak dan bervariasi.

Jarak pengambilan gambar pada citra masukan juga mempunyai pengaruh yang cukup besar dalam tingkat keberhasilan pengenalan citra masukan. Jarak pengambilan yang berbeda akan menghasilkan tekstur citra yang berbeda pula. Hal ini ditunjukkan pada Tabel 4.1, skenario 1 dan 2 mempunyai tingkat pengenalan yang lebih baik bila dibandingkan dengan skenario 3. Kualitas citra masukan juga memberikan pengaruh terhadap tingkat keberhasilan pengenalan citra masukan. Citra masukan yang mengalami perubahan sehingga mengalami penurunan kualitas, tidak akan dapat dikenali dengan baik, kualitas suatu citra ditentukan dari beberapa hal, antara lain media pengambilan gambar yang digunakan, daerah yang terkandung dalam citra asal. Pemilihan parameter yang digunakan dalam ekstraksi ciri mempunyai pengaruh yang cukup besar di dalam tingkat pengenalan citra masukan, citra masukan dengan parameter ekstraksi ciri yang berbeda dengan data acuan, tidak akan dapat dikenali dengan baik oleh program. Pengujian skenario 6 mempunyai tujuan untuk melihat pengaruh kepadatan derau terhadap tingkat pengenalan program, setiap kelas biji-bijian memiliki ambang tertentu yang menentukan tingkat ketahanan tiap kelas terhadap derau yang ditambahkan.

#### 4.2 Tingkat Pengenalan Pada Masing-masing Kelas Biji-bijian

Tingkat pengenalan masing-masing kelas dalam enam skenario pengujian di atas ditunjukkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Tingkat pengenalan citra masukan dari enam Skenario

Biji	Tingkat Pengenalan Citra Masukan				
	K=1	k=3	k=5	k=7	k=9
Beras	90 %	90 %	90 %	90 %	90 %
Jagung	46 %	44 %	44 %	44 %	46 %
Kcg Tanah	68 %	58 %	60 %	60 %	58 %
Kedelai	50 %	50 %	50 %	50 %	50 %
Kcg Hijau	70 %	68 %	66 %	66 %	66 %

Dari Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa citra biji-bijian yang memiliki tingkat pengenalan tertinggi adalah citra beras. Sedangkan citra biji-bijian yang memiliki tingkat pengenalan terendah adalah citra jagung. Hal ini disebabkan karena beras memiliki tekstur yang paling berbeda dibandingkan ke empat jenis biji-bijian yang lainnya. Beras memiliki bentuk yang pipih dan lonjong sedangkan jenis biji-bijian yang lain memiliki bentuk yang cenderung bulat. Bentuk suatu objek mempengaruhi tekstur yang dibentuk oleh objek tersebut. Citra jagung memiliki tingkat pengenalan yang paling rendah karena tekstur citra yang dibentuk jagung memiliki kemiripan dengan kelas biji-bijian yang lainnya, sehingga citra jagung sering salah dikenali sebagai citra kelas kacang tanah, kacang hijau, maupun kedelai.

#### 4.3 Pemilihan Parameter Ekstraksi Ciri

Dalam program pengklasifikasi lima jenis biji-bijian ini perlu dilakukan penelitian untuk mendapatkan pilihan yang terbaik dari setiap parameter. Dari hasil penelitian yang dilakukan, terdapat beberapa rekomendasi yang diajukan, antara lain :

1. Ciri tekstur  
Ciri-ciri yang memiliki korelasi kuat dapat digunakan salah satunya saja, sehingga mengurangi beban komputasi.
2. Arah piksel tetangga  
Dapat digunakan empat arah piksel tetangga saja untuk mengurangi beban komputasi ( $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  dan  $135^\circ$ ).
3. Jarak piksel tetangga  
Dari hasil pengujian, nilai  $d = 3$  menunjukkan tingkat pengenalan yang lebih baik apabila dibandingkan dengan nilai  $d = 1$ .
4. Derajat keabuan  
Semakin besar derajat keabuan yang digunakan, beban komputasi yang digunakan akan semakin besar.

### V. PENUTUP

#### 5.1 Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisis maka dapat disimpulkan hal-hal sebagai berikut.

1. Program dapat mengklasifikasikan citra biji-bijian ke dalam kelas tertentu dengan tingkat pengenalan masukan yang berbeda untuk setiap skenario.
2. Tingkat pengenalan citra masukan yang tertinggi ditunjukkan pada pengujian skenario 1 pengambilan jarak dekat yaitu sebesar 100 %, hal ini disebabkan karena data masukan yang digunakan sama dengan data acuan.
3. Tingkat pengenalan citra masukan yang terendah ditunjukkan pada pengujian skenario

Formatted: Font: Times New Roman, 9 pt

Formatted: Font: Times New Roman, 9 pt

Formatted: Font: Times New Roman, 9 pt

Formatted: Font: Times New Roman, 9 pt

4 pengambilan jarak dekat yaitu sebesar 20 %, hal ini disebabkan karena citra masukan memiliki kualitas yang jauh lebih rendah apabila dibandingkan dengan data acuan.

4. Jenis biji-bijian dengan tingkat pengenalan tertinggi adalah beras, karena beras memiliki bentuk, ukuran, dan tekstur yang berbeda dibandingkan dengan empat jenis biji-bijian lainnya.
5. Jenis biji-bijian dengan tingkat pengenalan terendah adalah jagung, karena tekstur citra yang dibentuk jagung memiliki kemiripan dengan tiga kelas biji-bijian yang lainnya, sehingga citra jagung sering salah dikenali sebagai citra kelas kacang tanah, kacang hijau, maupun kedelai.
6. Faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengenalan citra masukan antara lain : pemilihan data acuan, jarak pengambilan gambar, kualitas citra, dan pemilihan parameter ekstraksi ciri.
7. Pada pengujian dengan menggunakan derau salt and pepper, citra beras dan citra kacang hijau memiliki nilai toleransi derau yang lebih tinggi dibandingkan dengan citra biji-bijian pada kelas lainnya.
8. Semakin banyak jumlah piksel yang dipengaruhi derau, maka kualitas citra akan semakin menurun dan tingkat pengenalan akan semakin rendah

## 5.2 Saran

Berdasarkan pengujian terhadap program klasifikasi jenis biji-bijian menggunakan matriks ko-okurensi ini, dapat diberikan beberapa saran sebagai berikut.

1. Ciri-ciri dari matriks ko-okurensi yang memiliki nilai sama atau hampir sama dapat digunakan salah satunya saja, sehingga mengurangi beban komputasi.
2. Perlu dilakukan pemilihan data acuan yang mampu mewakili ciri-ciri yang signifikan dari data masukan, dan pemilihan jumlah data acuan yang optimal agar didapatkan hasil pengenalan yang lebih baik.
3. Jarak pengambilan data, pemilihan parameter ekstraksi ciri dan parameter klasifikasi dari citra masukan sebaiknya sama dengan data acuan, agar didapatkan hasil pengenalan yang lebih baik.
4. Perlu dikembangkan suatu metode yang mampu meminimalkan kesalahan pengenalan yang diakibatkan oleh adanya perbedaan jarak pengambilan data, perbedaan pemilihan parameter ekstraksi

ciri, dan perbedaan kualitas antara citra tekstur dengan data acuan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Gadkari, D. , Image Quality Analysis Using GLCM, <http://purl.fcla.edu/fcla/etd/CFE0000273> , Mei 2008
- [2]. Listyaningrum, R., Analisis Tekstur Menggunakan Metode Transformasi Wavelet, Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, Semarang, 2006.
- [3]. Munir, R., Pengantar Pengolahan Citra , [http://informatika.org/~rinaldi/Buku/Pengolahan%20Citra%20Digital/Bab-1\\_Pengantar%20Pengolahan%20Citra.pdf](http://informatika.org/~rinaldi/Buku/Pengolahan%20Citra%20Digital/Bab-1_Pengantar%20Pengolahan%20Citra.pdf), Agustus 2008
- [4]. Nugroho, A. W. , Analisis Tekstur Menggunakan Metode Autokorelasi, Skripsi S-1, Universitas Diponegoro, Semarang, 2006.
- [5]. Osuna, R.G. , Lecture 8: The K Nearest Neighbor Rule (k-NNR), [http://courses.cs.tamu.edu/rgutier/cs790\\_w02/18.pdf](http://courses.cs.tamu.edu/rgutier/cs790_w02/18.pdf) , Juli 2008
- [6]. Rikxoort, E. M. , Texture Analysis, [http://eidetic.ai.ru.nl/egon/publications/pdf/Rikxoort04-Texture\\_analysis.pdf](http://eidetic.ai.ru.nl/egon/publications/pdf/Rikxoort04-Texture_analysis.pdf) , Mei 2008.
- [7]. Teknomo, K. , How K-Nearest Neighbor (KNN) Algorithm works?, <http://people.revoledu.com/kardi/tutorial/KNN/HowTo-kNN.html> , Juli 2008
- [8]. Tsechansky, M.S. , Classification Model, <http://www.cs.umbc.edu/671/fall01/class-notes/k-NN1.ppt> , Juli 2008
- [9]. Tuceryan, M and A.K. Jain, Texture Analysis, <http://www.cs.iupui.edu/~tuceryan/research/ComputerVision/texture-review.pdf> , Agustus 2008
- [10]. ....., Basic Concept on Co-Occurrence Matrices, <http://www.keyres-technologies.com/product2.html>, Juni 2008
- [11]. ....., Dasar Teori, [http://fajri.freebsd.or.id/tugas\\_akhir/bab2.pdf](http://fajri.freebsd.or.id/tugas_akhir/bab2.pdf) , Juni 2008
- [12]. ....., Digital Image Processing, [http://en.wikipedia.org/wiki/Digital\\_image\\_processing](http://en.wikipedia.org/wiki/Digital_image_processing) , Juli 2008
- [13]. ....., Seed , <http://en.wikipedia.org/wiki/Seed> , Juli 2008

**BIOGRAFI PENULIS**

Yudhistira Ganis K, lahir di Klaten, 5 September 1986. Menempuh pendidikan di SD N 02 Pedurungan Tengah, SLTP N 2 Semarang, SMA N 3 Semarang, dan saat ini sedang menyelesaikan pendidikan program Strata 1

Jurusan Teknik Elektro Universitas Diponegoro dengan mengambil konsentrasi Elektronika Telekomunikasi. Motto hidup yang dimiliki penulis adalah *“Tetap semangat dan konsisten”*.

Menyetujui dan Mengesahkan,

Pembimbing I

Imam Santoso S.T., M.T.

NIP. 132 162 546

Tanggal :

Pembimbing II,

R. Rizal Isnanto, S.T., M.M., M.T.

NIP. 132 288 515

Tanggal .....