

**KLASIFIKASI CITRA TEKSTUR MENGGUNAKAN k-NEAREST NEIGHBOUR
BERDASARKAN EKSTRAKSI CIRI METODE MATRIKS KOOKURENSI**

Asri Junita Arriawati*, Imam Santoso**, Yuli Christyono**

Abstrak – Seiring dengan berkembangnya teknologi pengolahan citra digital, manusia menginginkan agar mesin (komputer) dapat mengenali citra seperti layaknya penglihatan manusia. Salah satu cara untuk mengenali citra adalah dengan membedakan tekstur citra tersebut. Citra dikatakan memiliki tekstur apabila pola citra terjadi secara berulang-ulang memenuhi semua bidang citra. Citra yang berbeda memiliki ciri-ciri yang berbeda. Ciri-ciri inilah yang menjadi dasar dalam klasifikasi citra berdasarkan tekstur.

Salah satu metode untuk memperoleh ciri-ciri citra tekstur adalah dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan arah tertentu. Hal ini dapat dilakukan dengan membentuk sebuah matriks kookurensi dari data citra. Ciri-ciri tekstur dapat diperoleh dari entropi, ASM (*angular second moment*), kontras, homogenitas, rerata, simpangan baku, energi dan *dissimilarity*. Pada program simulasi dengan menggunakan bahasa pemrograman Delphi, hasil ciri-ciri tersebut kemudian digunakan untuk klasifikasi dengan menggunakan k-Nearest Neighbour (k-NN) yang menentukan hasil klasifikasi berdasarkan jumlah tetangga terdekat. Objek yang diuji adalah citra tekstur dari basis data *Vistex* yang terdiri dari 6 kelas yaitu anyaman, daun, kulit kayu, logam, pasir dan ubin.

Dari hasil penelitian dapat diketahui bahwa citra-citra tekstur dari basis data *Vistex* yang diujikan memiliki nilai-nilai koefisien matriks kookurensi sebagai ciri tekstur yang bervariasi satu dengan yang lain. Ciri-ciri tersebut mempengaruhi hasil klasifikasi sehingga dapat menyebabkan kesalahan klasifikasi. Hasil pengujian terhadap citra uji dari citra belajar menghasilkan tingkat pengenalan sebesar 100% untuk nilai $k = 1$ dan hasil pengujian terhadap citra uji di luar citra belajar menghasilkan tingkat pengenalan sebesar 55,557% untuk nilai $k = 3$.

Kata kunci : tekstur citra, ekstraksi ciri, matriks kookurensi, klasifikasi, k-NN.

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tekstur adalah salah satu elemen dasar citra. Elemen dasar ini berupa ciri-ciri atau sifat-sifat yang terdapat didalam citra dan membentuk suatu pola-pola dengan interval jarak dan arah tertentu secara berulang-ulang yang memenuhi sebagian besar atau seluruh bidang citra.

Pada umumnya tekstur adalah pola visual rumit yang tersusun dari kesatuan-kesatuan atau subpola yang memiliki karakteristik kecerahan, warna, kemiringan, ukuran, dan lain-lainnya.

Dalam pengolahan citra, tekstur dapat digunakan untuk klasifikasi terhadap citra yaitu untuk mengidentifikasi dan mengenali suatu citra dengan tekstur tertentu berdasarkan satu set kelas atau klasifikasi tekstur yang diberikan. Setiap daerah pada citra tekstur tersebut memiliki karakteristik yang unik. Untuk mendapatkan karakteristik tersebut diperlukan ekstraksi ciri yang berguna untuk mengambil ciri-ciri yang berbeda dari tiap daerah pada citra tekstur tersebut.

Dalam Tugas Akhir ini, metode yang digunakan untuk ekstraksi ciri adalah analisis tekstur metode matriks kookurensi dan selanjutnya dilakukan klasifikasi menggunakan k-Nearest Neighbour (k-NN).

1.2 Tujuan

Tujuan dari pembuatan Tugas Akhir ini adalah untuk membuat program simulasi klasifikasi dari suatu citra tekstur menggunakan k-NN berdasarkan ciri-ciri tekstur yang diekstraksi menggunakan metode matriks kookurensi.

1.3 Pembatasan Masalah

Untuk menyederhanakan pembahasan pada Tugas Akhir ini, masalah dibatasi sebagai berikut :

1. Data citra untuk pengujian diambil dari *Vision Texture (VisTex) Database*. Data *VisTex* yang digunakan hanya 6 kelas dari keseluruhan kelas yang ada dengan jumlah data sebanyak 57 citra.
2. Citra yang diproses adalah citra aras keabuan.
3. Ekstraksi ciri tekstur menggunakan analisis tekstur metode matriks kookurensi dengan metode klasifikasi k-Nearest Neighbour (k-NN).
4. Kombinasi jarak yang digunakan pada Tugas Akhir ini adalah kombinasi untuk jarak 1 piksel dan orientasi 0° pada proses klasifikasi
5. Program bantu yang digunakan dalam membuat tugas akhir ini adalah Delphi.

II. LANDASAN TEORI

2.1 Tekstur

Tekstur adalah sifat-sifat atau karakteristik yang dimiliki oleh suatu daerah (di dalam citra) yang cukup besar sehingga secara alami sifat-sifat tadi dapat

* Mahasiswa Jurusan Teknik Elektro UNDIP

** Staf Pengajar Jurusan Teknik Elektro UNDIP

berulang dalam daerah tersebut. Pengertian dari tekstur dalam hal ini kurang lebih adalah keteraturan pola-pola tertentu yang terbentuk dari susunan piksel-piksel dalam citra digital.

Untuk membentuk suatu tekstur setidaknya ada dua persyaratan yang harus dipenuhi antara lain:

1. Terdiri dari satu atau lebih piksel yang membentuk pola-pola primitif (bagian-bagian terkecil). Bentuk-bentuk pola primitif ini dapat berupa titik, garis lurus, garis lengkung, luasan dan lain-lain yang merupakan elemen dasar dari sebuah bentuk.
2. Munculnya pola-pola primitif yang berulang-ulang dengan interval jarak dan arah tertentu sehingga dapat diprediksi atau ditemukan karakteristik pengulangannya.



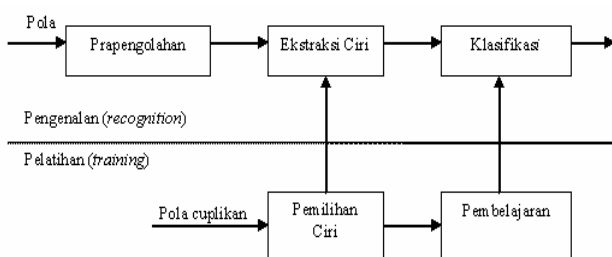
Gambar 2.1 Contoh citra tekstur dari *VisTex Database*

Untuk tujuan pengolahan citra, analisis tekstur adalah menjadikan pola variasi lokal intensitas yang berulang sebagai pembeda, manakala pola variasi tersebut terlalu kecil bila dibandingkan dengan obyek yang diamati dalam resolusi yang dipakai.

2.2 Sistem Pengenalan Pola Dengan Pendekatan Statistik

Pengenalan pola bertujuan untuk menentukan kelompok atau kategori pola berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki oleh pola tersebut. Dengan kata lain, pengenalan pola membedakan suatu objek dengan objek lain.

Sistem pengenalan pola dengan pendekatan statistik menggunakan teori-teori ilmu peluang dan statistik. Ciri-ciri yang dimiliki oleh suatu pola ditentukan distribusi statistiknya. Pola yang berbeda memiliki distribusi yang berbeda pula. Dengan menggunakan teori keputusan di dalam statistik, kita menggunakan distribusi ciri untuk mengklasifikasikan pola. Adapun diagram kotak dari sistem pengenalan pola dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Sistem pengenalan pola dengan pendekatan statistik

Adapun penjelasan dari diagram kotak pada Gambar 2.2 adalah:

1. Prapengolahan

Proses awal yang dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra (*image enhancement*) dengan menggunakan teknik-teknik yang ada.

2. Ekstraksi Ciri

Proses mengambil ciri-ciri yang terdapat pada objek di dalam citra. Pada proses ini objek di dalam citra dihitung properti-properti objek yang berkaitan sebagai ciri.

3. Klasifikasi

Proses pengelompokan objek ke dalam kelas yang sesuai.

4. Pemilihan Ciri

Proses memilih ciri pada suatu objek agar diperoleh ciri yang optimum, yaitu ciri yang dapat membedakan suatu objek dengan objek lainnya.

5. Pembelajaran

Proses belajar membuat aturan klasifikasi sehingga jumlah kelas yang tumpang tindih dibuat sekecil mungkin.

2.3 Metode Matriks Kookurensi

Matriks kookurensi adalah suatu matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu dalam citra. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi sudut dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° . Sedangkan jarak antar piksel ditetapkan sebesar 1 piksel.

Matriks kookurensi $p(i_1, i_2)$ didefinisikan dengan dua langkah sederhana sebagai berikut:

1. Menentukan terlebih dahulu jarak antara dua titik dalam arah vertikal dan horizontal (vektor $d = (d_x, d_y)$), di mana besaran d_x dan d_y dinyatakan dalam piksel sebagai unit terkecil dalam citra digital.
2. Menghitung pasangan piksel-piksel yang mempunyai nilai intensitas i_1 dan i_2 dan berjarak d piksel dalam citra.

Hasil perhitungan setiap pasangan nilai intensitas diletakkan pada matriks sesuai dengan koordinatnya, di mana absis untuk nilai intensitas i_1 dan ordinat untuk nilai intensitas i_2 . Sebagai contoh, misalnya citra berukuran 5×5 dan mempunyai intensitas 0, 1, dan 2 seperti terlihat pada Gambar 2.3 yang akan dianalisis teksturnya. Karena hanya ada tiga nilai intensitas (0, 1, dan 2), maka matriks $p(i_1, i_2)$ akan berukuran 3×3 . Bila jarak antar titik ditentukan (0,1), yang berarti satu piksel ke kanan, maka pasangan piksel yang harus dihitung adalah yang berjarak satu piksel dengan arah sudut 0° dari sumbu tegak (searah

jarum jam). Dalam citra berukuran 5x5 ada 18 pasangan yang memenuhi syarat ini.

$f(N, M) =$

2	1	2	0	1
0	2	1	1	2
0	1	2	2	0
1	2	2	0	1
2	0	1	0	1

(a)

$p(i_1, i_2) =$

i_1			
0	5	1	
0	1	3	i_2
4	2	2	

Totaljumlahpasangan = 0+5+1+0+1+3+4+2+2 = 18

(b)

Gambar 2.3 (a) Sebuah citra berukuran 5x5 dengan tiga intensitas 0,1 dan 2
(b) Matriks kookurensi untuk $d = (0,1)$

Terdapat delapan ciri yang akan diekstraksi dengan metode matriks kookurensi ini yaitu rerata, simpangan baku, entropi, *angular second moment* (ASM), energi, kontras, homogenitas, *dissimilarity*.

2.4 Metode Klasifikasi k-Nearest Neighbour (k-NN)

Metode k-Nearest Neighbour (k-NN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut.

Data pembelajaran diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak, dimana masing-masing dimensi merepresentasikan ciri dari data. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi data pembelajaran. Dekat atau jauhnya tetangga biasanya dihitung berdasarkan jarak Euclidean dengan rumus umum sebagai berikut:

$$d = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_n - b_n)^2}$$

$$= \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}$$

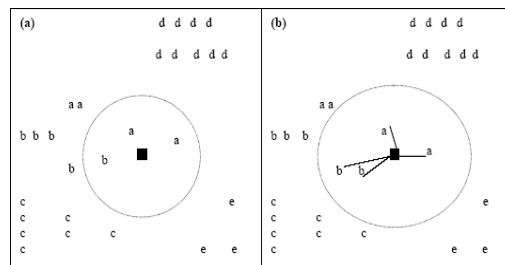
(2.1)

Klasifikasi k-NN dilakukan dengan mencari k-buah tetangga terdekat dan memilih kelas dengan k_i

terbanyak pada kelas ω_i . Adapun langkah-langkah klasifikasi k-NN adalah sebagai berikut:

1. Jika sekumpulan vektor data latih memiliki N titik data secara keseluruhan, maka kenallah k-buah tetangga terdekat dari sampel x dimana k merupakan bilangan ganjil.
2. Dari k-buah tetangga terdekat tersebut, identifikasikan jumlah vektor k_i pada kelas ω_i , $i = 1, 2, \dots, M$ dengan $\sum_i k_i = k$.
3. Masukkan x pada kelas ω_i dengan nilai k_i maksimum.
4. Jika terdapat dua atau lebih kelas ω_i yang memiliki E tetangga terdekat, maka terjadilah kondisi seimbang (konflik) dan digunakan strategi pemecahan konflik.
5. Untuk masing-masing kelas yang terlibat dalam konflik, tentukan jarak d_i antara x dengan kelas ω_i berdasarkan E tetangga terdekat yang ditemukan pada kelas ω_i .
6. Jika pola pelatihan ke- m dari kelas ω_i yang terlibat dalam konflik ditunjukkan dengan $y^{im} = \{y_1^{im}, \dots, y_N^{im}\}$ maka jarak antara x dengan kelas ω_i adalah:

$$d_i = \frac{1}{E} \sum_{j=1}^N |x_j - y_j^{im}|$$
(2.2)
7. Masukkan X ke dalam kelas dengan jarak d_i paling kecil, yaitu $x \in \omega_C$, jika $d_C < d_i$ untuk $i, C \in [1, \dots, M]$ dan $i \neq C$.



Gambar 2.4 Ilustrasi aturan pemilahan k-NN

(a) model k-NN awal

(b) model k-NN dengan strategi pemecahan konflik

Dari Gambar 2.4 (a) terlihat bahwa dengan jumlah tetangga terdekat $k = 3$ yang berada di dalam lingkaran tidak terjadi konflik antara kelas a dan kelas b sehingga tidak diperlukan strategi pemecahan konflik dan ditetapkan bahwa titik uji tersebut masuk ke dalam kelas a . Sedangkan untuk Gambar 2.4 (b) terjadi konflik antara kelas a dan kelas b dengan jumlah tetangga terdekat $k = 4$ yang berada di dalam lingkaran yang memiliki jumlah tetangga terdekat E untuk masing-masing kelas adalah 2. Selanjutnya dilakukan aturan pemecahan konflik seperti dalam aturan klasifikasi k-NN di atas dengan menghitung

jarak terdekat antara kelas a dan b untuk kemudian ditetapkan titik uji tersebut termasuk dalam kelas a atau b .

III. PERANCANGAN PROGRAM

3.1 Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan untuk membuat dan menjalankan program adalah satu set komputer pribadi (PC). Berikut spesifikasi perangkat-keras yang digunakan.

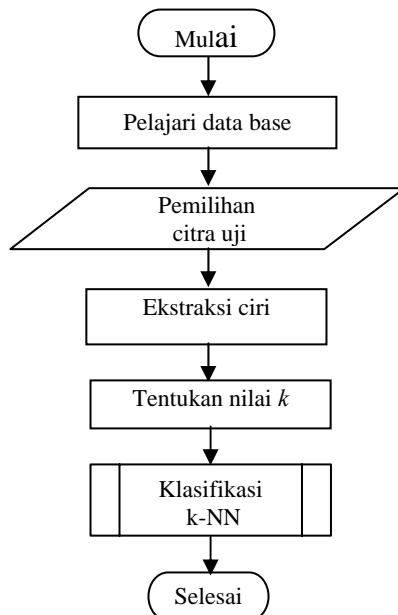
1. Sistem Komputer : Pentium III 55
2. Sistem Operasi : Microsoft Windows XP Profesional
3. Media Tampilan : VGA (*true color* 32 bit, 1024×768 piksel) dengan *chipset* Nvidia Fanta
4. Media masukan : papan ketik (*keyboard*) dan *mouse*.
5. Memori : 192 MB RAM.

3.2 Perangkat Lunak

Pada perancangan ini menggunakan program bantu Delphi 6 yang mempunyai tombol perintah yang lengkap dan berguna untuk merancang program aplikasi yang memiliki tampilan seperti program aplikasi lain berbasis Windows.

3.3 Diagram Alir

Diagram alir program utama analisis tekstur dengan menggunakan metode matriks kookurensi ditunjukkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram alir program utama

3.4 Pembelajaran Data

Proses pembelajaran data merupakan proses ekstraksi ciri semua data citra yang ada pada basis

data program. Citra belajar yang digunakan dalam program ini diambil dari basis data Vistex dengan ukuran 512×512 pixel yang disimpan dalam format *.jpg. Dari 57 citra, 39 digunakan sebagai citra belajar. Hasil ekstraksi ciri semua citra tersebut disimpan dalam memori program sebagai basis data untuk digunakan selanjutnya dalam proses klasifikasi. Dalam proses pembelajaran ini, citra yang ada dalam basis data telah diubah ke dalam citra aras keabuan.

3.5 Pemilihan Citra Uji

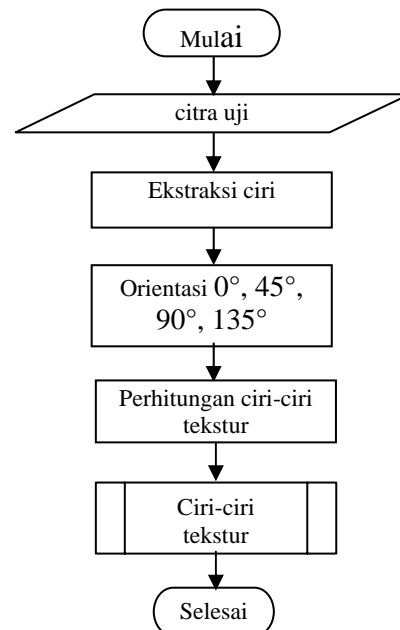
Pemilihan citra dalam analisis tekstur ini menggunakan citra dari data *VisTex* yang terdiri dari beberapa kelas dengan berkas penyimpanan berekstensi *.jpg dan berukuran 512×512 piksel. Dalam pemilihan citra uji ini, sebagian besar citra dari data *Vistex* digunakan sebagai basis data untuk proses pembelajaran dan beberapa di antaranya digunakan sebagai citra uji di luar pembelajaran sesuai dengan kelas-kelas yang ada yaitu anyaman, daun, kulit kayu, logam, pasir dan ubin.

3.6 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan tahapan untuk mengambil ciri-ciri yang ada pada suatu citra untuk kemudian dilakukan klasifikasi berdasarkan ciri-ciri yang diekstraksi tersebut. Pada program ini, proses ekstraksi ciri dilakukan dengan metode matriks kookurensi.

Pada tahap ini dihitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi yang telah ditentukan yaitu dengan jarak 1 piksel dan 4 arah orientasi $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$.

Pada Gambar 3.2 ditunjukkan diagram alir untuk subrutin program klasifikasi k-NN:



Gambar 3.2 diagram alir ekstraksi cirri tekstur

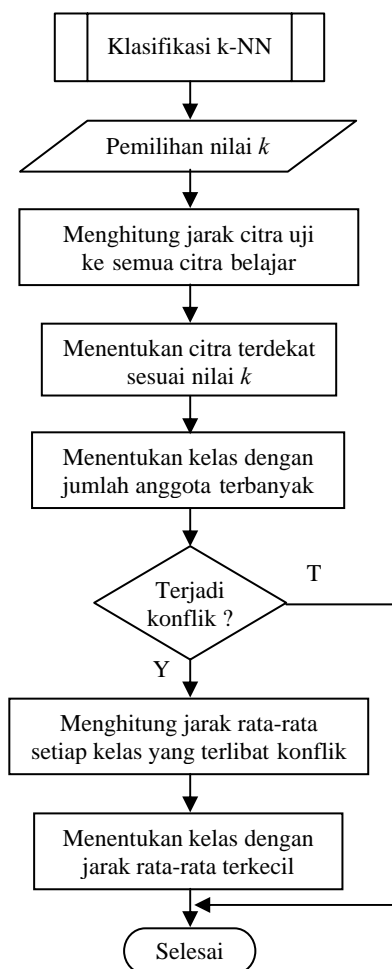
3.7 Klasifikasi k-NN

Klasifikasi berguna untuk menentukan kelas dari suatu citra uji berdasarkan ciri-ciri yang telah diekstraksi. Metode klasifikasi yang digunakan pada program ini adalah metode k-NN yaitu berdasarkan jumlah tetangga terdekat untuk penentuan kelasnya.

Pada klasifikasi k-NN ini terdiri dari beberapa tahap antara lain:

1. Menentukan nilai k dengan bilangan ganjil dan pada program ini ditentukan dari 1, 3, 5, dan 7.
2. Menghitung jarak antara citra uji dengan seluruh citra dalam data belajar menggunakan rumus jarak Euclidean dan menentukan citra terdekat dengan citra uji berdasarkan nilai k .
3. Menentukan hasil klasifikasi berdasarkan kelas yang memiliki anggota terbanyak.
4. Jika terjadi konflik atau keadaan seimbang pada kelas dengan jumlah anggota yang sama maka digunakan pemecahan konflik dengan menggunakan Persamaan 2.3.

Pada Gambar 3.2 ditunjukkan diagram alir untuk subrutin program klasifikasi k-NN:



Gambar 3.3 Diagram alir klasifikasi k-NN

IV. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Hasil pengujian yang dibahas dimulai dari tampilan program, bagaimana menjalankan program dan analisis dari program klasifikasi citra tekstur menggunakan k-NN berdasarkan analisis tekstur metode autokorelasi.

4.1 Pengujian Perangkat Lunak

Program dibuat dengan bahasa pemrograman Delphi 6 dan dapat dijalankan dengan menjalankan berkas **kookurensi.exe**.

4.2 Analisis dan Pembahasan

Pada tahap analisis dan pembahasan ini dibagi menjadi beberapa tahapan utama antara lain proses pembelajaran, pemilihan citra uji, ekstraksi ciri terhadap citra uji menggunakan analisis tekstur metode autokorelasi dan klasifikasi citra tekstur menggunakan metode *k-Nearest Neighbour* (k-NN).

4.2.1 Pembelajaran

Proses pembelajaran merupakan tahapan awal dalam klasifikasi tekstur dengan metode k-NN. Proses ini sebenarnya adalah mengekstraksi ciri yang diperlukan dari semua citra yang terdapat dalam data belajar sebagai basis data untuk digunakan saat proses klasifikasi. Hasil ekstraksi ciri terhadap citra belajar ini disimpan dalam memori program.

No	Nama Citra Belajar	Jarak Terdekat
1	Anyaman.00.jpg	
2	Anyaman.01.jpg	
3	Anyaman.02.jpg	
4	Anyaman.03.jpg	
5	Anyaman.04.jpg	
6	Anyaman.05.jpg	
7	Anyaman.06.jpg	
8	Daun.00.jpg	
9	Daun.01.jpg	
10	Daun.02.jpg	
11	Daun.03.jpg	
12	Daun.04.jpg	

Gambar 4.1 Tampilan program saat proses pembelajaran

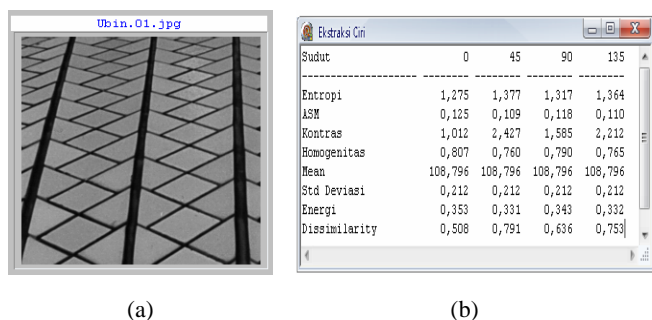
4.2.2 Pemilihan Citra Uji

Citra uji yang digunakan pada pengujian ini adalah dari data *VisTex* yang dibagi menjadi dua yaitu citra uji dari citra belajar dan citra uji di luar citra belajar. Pemilihan citra uji pada program dilakukan dengan memilih menu **File** kemudian menekan submenu **Pilih Citra** dan akan menampilkan citra-citra yang dipilih. Citra uji dari data *VisTex* ini telah diubah menjadi citra aras keabuan secara otomatis oleh program.

4.2.3 Ekstraksi Ciri

Pada tugas akhir ini ciri tekstur yang digunakan ada delapan yaitu rerata, simpangan baku, *angular second moment* (ASM), entropi, kontras, energi, homogenitas dan *dissimilarity*. Gambar 4.2(a)

merupakan citra ubin.01 yang akan diekstraksi ciri-cirinya dengan menggunakan empat arah sudut, yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Untuk hasil ekstraksi ciri ditunjukkan pada gambar 4.2(b).



Gambar 4.2 Tampilan program saat ekstraksi ciri

Tabel 4.1 Hasil pengujian ekstraksi ciri dengan 4 orientasi

Fitur	Orientasi (°)			
	0	45	90	135
Entropi	1,275	1,377	1,317	1,364
ASM	0,125	0,109	0,118	0,110
Kontras	1,012	2,427	1,585	2,212
Homogenitas	0,807	0,760	0,790	0,765
Rerata	108,796	108,796	108,796	108,796
Simpangan Baku	47,132	47,132	47,132	47,132
Energi	0,353	0,331	0,343	0,332
Dissimilarity	0,508	0,791	0,636	0,753

Pada hasil pengujian dapat diketahui bahwa arah sudut tidak berpengaruh untuk ciri rerata dan simpangan baku sehingga hasil yang diperoleh adalah sama. Tetapi arah sudut berpengaruh untuk ciri-ciri yang lain dan menyebabkan hasil yang diperoleh berbeda.

4.2.4 Klasifikasi

Setelah dilakukan ekstraksi ciri, tahap berikutnya adalah klasifikasi yaitu menentukan citra uji ke dalam kelompok atau kelas yang telah ditetapkan sebelumnya. Pada tahap klasifikasi ini, metode yang digunakan adalah metode *k-Nearest Neighbour* yaitu suatu metode klasifikasi dengan menentukan hasil klasifikasi berdasarkan jumlah anggota kelas terbanyak yang ditemui pada jumlah tetangga terdekat atau nilai *k* yang dipilih sebelumnya.

Pada tahap klasifikasi ini, pengujian dilakukan terhadap citra yang terdapat pada data belajar maupun di luar data belajar. Pada Gambar 4.3 ditunjukkan tampilan program saat menampilkan hasil klasifikasi untuk citra anyaman.00 dengan nilai *k*=3.



Gambar 4.3 Tampilan program saat klasifikasi

Tabel 4.2 Hasil pengujian k-NN

Nama Citra	Hasil klasifikasi k-NN pada setiap nilai <i>k</i>			
	k=1	k=3	k=5	k=7
Anyaman.00	Anyaman	Anyaman	Ubin	Anyaman
Anyaman.01	Anyaman	K. Kayu	Anyaman	Anyaman
Anyaman.02	Anyaman	Anyaman	Anyaman	Anyaman
Anyaman.03	Anyaman	Anyaman	K. Kayu	K. Kayu
Anyaman.04	Anyaman	Anyaman	Logam	Logam
Anyaman.05	Anyaman	Anyaman	Anyaman	Anyaman
Anyaman.06	Anyaman	Anyaman	Anyaman	Anyaman
Anyaman.07	Anyaman	Anyaman	Anyaman	Anyaman
Anyaman.08	K. Kayu	K. Kulit	K. Kayu	K. Kayu
Anyaman.09	Anyaman	Anyaman	K. kayu	K. Kayu
Anyaman.010	Anyaman	Anyaman	Ubin	Anyaman
Daun.00	Daun	Daun	Daun	Daun
Daun.01	Daun	Pasir	Pasir	Pasir
Daun.02	Daun	Ubin	Daun	Daun
Daun.03	Daun	Daun	Daun	Daun
Daun.04	Daun	Daun	Daun	Daun
Daun.05	Daun	K. Kayu	K. Kayu	Daun
Daun.06	Daun	Daun	Daun	Daun
Daun.07	Daun	Daun	Daun	Daun
Daun.08	Daun	Daun	Ubin	K. Kayu
Daun.09	Daun	Daun	Daun	Daun
Daun.010	Anyaman	K. Kayu	Anyaman	Anyaman
Daun.011	Pasir	Daun	Daun	Daun
Daun.012	K. Kayu	Pasir	Daun	Daun
K. Kayu.00	K. Kayu	Ubin	Anyaman	Anyaman
K. Kayu.01	K. Kayu	Ubin	Ubin	K. Kayu
K. Kayu.02	K. Kayu	Anyaman	Anyaman	Anyaman
K. Kayu.03	K. Kayu	K. Kayu	K. Kayu	Daun
K. Kayu.04	K. Kayu	Pasir	Daun	Pasir
K. Kayu.05	K. Kayu	Daun	Daun	Daun
K. Kayu.06	K. Kayu	K. Kayu	K. Kayu	K. Kayu
K. Kayu.07	K. Kayu	K. Kayu	K. Kayu	K. Kayu
K. Kayu.08	Anyaman	K. Kayu	Anyaman	K. Kayu
K. Kayu.09	Anyaman	Anyaman	Anyaman	Anyaman
K. Kayu.010	Anyaman	Anyaman	Anyaman	Anyaman
Logam.00	Logam	Logam	Logam	Anyaman
Logam.01	Logam	Anyaman	Anyaman	Anyaman
Logam.02	Logam	Logam	Logam	Anyaman
Logam.03	Logam	Logam	K. Kayu	Logam
Logam.04	Logam	Logam	Anyaman	Logam
Logam.05	Ubin	Logam	Anyaman	Anyaman
Pasir.00	Pasir	Pasir	Pasir	Pasir
Pasir.01	Pasir	Pasir	Pasir	Pasir
Pasir.02	Pasir	Pasir	Pasir	Pasir
Pasir.03	Pasir	Daun	Daun	Daun
Pasir.04	Pasir	Pasir	Pasir	Pasir
Pasir.05	Pasir	Daun	Daun	Daun
Pasir.06	K. Kayu	Pasir	Daun	Daun
Ubin.00	Ubin	Anyaman	Anyaman	Anyaman
Ubin.01	Ubin	Ubin	Ubin	Ubin
Ubin.02	Ubin	Daun	Daun	Daun
Ubin.03	Ubin	Ubin	Anyaman	Anyaman
Ubin.04	Ubin	Ubin	Ubin	Anyaman
Ubin.05	Ubin	Ubin	Ubin	K. Kayu
Ubin.06	Ubin	Ubin	Ubin	Anyaman
Ubin.07	Anyaman	K. Kayu	Anyaman	K. Kayu
Ubin.08	Daun	Daun	Daun	Daun

Keterangan: Yang dicetak miring dan dicetak tebal adalah citra uji di luar citra belajar, yang dicetak merah adalah hasil klasifikasi yang tidak sesuai.

Pada Tabel 4.3 dan Tabel 4.4 ditunjukkan tingkat pengenalan terhadap citra uji dari citra belajar dan citra uji di luar citra belajar. Tingkat pengenalan tersebut dihitung berdasarkan perbandingan jumlah klasifikasi yang sesuai terhadap seluruh sampel citra yang diujikan sehingga menghasilkan persamaan sebagai berikut:

$$\text{Tingkat pengenalan} = \frac{\text{jumlah yang sesuai}}{\text{jumlah sampel}} \times 100\% \quad (4.1)$$

Tabel 4.3 Tingkat pengenalan citra uji dari citra belajar (dalam %)

	Nilai k			
	k = 1	k = 3	k = 5	k = 7
Tingkat pengenalan (%)	100	66,667	56,41	53,846

Tabel 4.4 Tingkat pengenalan citra uji luar citra belajar (dalam %)

	Nilai k			
	k = 1	k = 3	k = 5	k = 7
Tingkat pengenalan (%)	38,889	55,557	27,778	38,889

Dari Tabel 4.3 dapat dilihat bahwa nilai k terbaik untuk citra uji dari citra belajar adalah pada k = 1 dengan tingkat pengenalan yaitu 100 %. Hal ini disebabkan karena pada k = 1, citra yang terdekat dengan citra uji tersebut adalah citra uji itu sendiri dan memiliki jarak terdekat yaitu 0. Untuk tingkat pengenalan citra uji di luar citra belajar, dari Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa nilai k terbaik terjadi pada k = 3 yang memiliki tingkat pengenalan yaitu 55,557 %. Hal ini dikarenakan citra uji di luar citra belajar tergantung pada jarak terdekat dan jumlah anggota kelas yang terbanyak pada basis data.

V. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Penelitian tentang klasifikasi citra tekstur menggunakan k-NN berdasarkan metode analisis tekstur matriks korelasi menghasilkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Untuk nilai ciri rerata dan simpangan baku pada metode analisis tekstur matriks korelasi dengan empat arah sudut yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135° adalah sama tetapi untuk ciri-ciri yang lain hasilnya berbeda.
2. Pada pengujian citra uji dari citra belajar, semakin besar nilai k maka semakin kecil tingkat pengenalannya. Hal ini disebabkan karena daerah pencarian pada basis data akan lebih banyak

sehingga menyebabkan kesalahan klasifikasi yang semakin besar.

3. Dari pengujian terhadap citra uji dari citra belajar diperoleh nilai k terbaik pada saat k=1 dengan tingkat pengenalan yaitu 100%. Hal ini disebabkan karena citra terdekat dengan citra uji tersebut adalah citra uji itu sendiri dan telah ada pada basis data sehingga memiliki jarak terdekat yaitu 0.
4. Untuk pengujian citra uji di luar citra belajar, persentase tingkat pengenalan terbaik terdapat pada k=3 yaitu sebesar 55,557%. Hal ini disebabkan citra uji di luar citra belajar tergantung pada jarak terdekat dan jumlah anggota kelas yang terbanyak pada basis data.

5.2 Saran

Berikut adalah saran-saran yang berkaitan dengan penelitian yang telah dilakukan:

1. Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut dengan menggunakan citra bertekstur yang lain, misal kelas biji-bijian, kelas tanah, kelas bunga, kelas awan dan kelas air.
2. Untuk proses ekstraksi ciri dapat digunakan metode ekstraksi ciri yang lain. Metode tersebut antara lain adalah histogram jumlah dan selisih (*sum and difference histogram*), tapis gabor, frekuensi tepi dan metode law.
3. Perlu dilakukan penelitian untuk perbandingan hasil klasifikasi dengan menggunakan metode klasifikasi yang lain, diantaranya menggunakan jaringan syaraf tiruan dan *k-means*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ahmad, U., *Pengolahan Citra Digital dan Teknik Pemrogramannya*, Graha Ilmu, Yogyakarta, 2005.
- [2] Munir, R., *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, Informatika, Bandung, 2004.
- [3] Achmad, B dan Firdausy, K, *Teknik Pengolahn Citra Digital Menggunakan Delphi*, Ardi Publishing, Yogyakarta, 2005
- [4] Schalkoff, R, *Pattern Recognition Statistical, Structural and Neural Approaches*, John Wiley & Sons. Inc, 1992
- [5] Gonzales, Rafael, C, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company. Inc, 1987
- [6] Singh, S and M. Sharma, *Texture Analysis Experiments with Meastex and Vistex Benchmarks*, www.dcs.ex.ac.uk/research/pann/pdf/pann_SS_056.pdf, Juni 2006.
- [7] ---, *Texture Analysis*, www.s2.chalmers.se/undergraduate/courses/ess060/PDFdocuments/ForScreen/Notes/TextureAnalysis.pdf, September 2006.
- [8] Singh, S., et al., *Nearest Neighbour Strategies for Image Understanding*, www.dcs.ex.ac.uk/research/pann/pdf/pann_SS_004.pdf, Juli 2006.
- [9] ---, *KNN*, <http://id.wikipedia.org/wiki/KNN.html>, Februari 2007.
- [10] ---, *Vistex Database*, www.vismod.media.mit.edu/pub/VisTex/Images/Reference



Asri Junita Arriawati

[L2F304218]

Lahir di Jepara, 02 Juni 1982.
Mahasiswa Teknik Elektro Ekstensi 2004, Konsentrasi Elektronika dan Telekomunikasi, Universitas Diponegoro.

E-mail:

Kireina_aichan@yahoo.co.id

Menyetujui dan Mengesahkan

Pembimbing I

Imam Santoso, S.T., M.T.

NIP. 132 162 546

Tanggal.....

Pembimbing II

Yuli Christyono, S.T., M.T.

NIP. 132 163 660

Tanggal.....