

PENAMBANGAN CITRA INDERAJA MENGUNAKAN INFORMASI SPASIAL DAN SPEKTRAL

Sri Hartati Wijono¹, Aniati Murni²

¹Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Sanata Dharma
Paingan Maguwoharjo Yogyakarta 55283

Telp. (0274) 883968 ext.2320, Faks. (0274) 562383

²Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia

Kampus Depok, Depok, Jawa Barat 16424

Telp. (021) 786-3419

E-mail: tatik@staff.usd.ac.id, aniati@cs.ui.ac.id

ABSTRAKS

Tulisan ini merupakan hasil penelitian yang bertujuan untuk menghasilkan sistem yang mampu menghasilkan citra dengan tekstur dan komposisi yang memiliki tingkat relevansi paling besar dengan citra kueri.

Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menggunakan 70 citra indera optis. Digunakan informasi spasial dan spektral untuk mencari kemiripan citra hasil kueri dengan citra kueri. Informasi spasial yang digunakan adalah vektor ciri yang diperoleh dari Gabor Wavelet Transform. Informasi spektral menggunakan vektor komposisi Land Cover Land Use yang diperoleh dengan klasifikasi Gaussian Maximum Likelihood. Vektor ciri Gabor akan diuji dengan kueri menggunakan citra yang mengalami proses skala 0.5 dan rotasi 90°. Dilakukan proses circular shift terhadap vektor ciri Gabor untuk menangani masalah rotation invariant.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa Gabor Wavelet Transform memiliki masalah scale invariant dan rotation invariant, sehingga memerlukan proses normalisasi. Masalah rotation variant dapat ditangani dengan proses circular shift terhadap vektor ciri Gabor dan terbukti handal untuk meningkatkan hasil. Penelitian menggunakan berbagai macam ukuran jarak dan ukuran jarak Matusita yang paling tinggi menghasilkan citra relevan. Penggunaan informasi spasial dan spektral memberikan hasil lebih baik jika digunakan secara bersamaan.

Kata Kunci: citra indera, Gabor Wavelet Transform, Gaussian Maximum Likelihood, Land Cover Land Use

1. PENDAHULUAN

Citra indera kondisi suatu daerah saat ini mudah didapatkan. Citra indera tersebut dapat digunakan untuk membantu penentuan kebijakan seperti kebijakan transmigrasi, penghijauan, peternakan. Kita memiliki data citra indera tentang kondisi suatu daerah sebelum digunakan sebagai daerah transmigrasi dengan sesudah dilakukan transmigrasi. Dari sekumpulan citra-citra tersebut dapat digunakan untuk mencari citra daerah lain dengan karakteristik yang sama dengan citra daerah yang telah berhasil sebagai daerah transmigrasi. Begitu juga untuk penentuan daerah peternakan, dapat diperoleh dari sekumpulan citra sebelum daerah tersebut digunakan sebagai daerah peternakan yang berhasil.

Hal diatas menjadi dasar pemikiran untuk melakukan uji coba awal dengan mencari citra indera berdasarkan citra indera lain yang memiliki karakteristik tertentu. Citra indera yang digunakan merupakan citra lahan yang terdiri dari badan air/laut, vegetasi dan lahan terbuka.

Untuk mendapatkan hasil citra indera, maka informasi yang digunakan adalah informasi spasial dan informasi spektral. Informasi spasial didapatkan

dari Gabor Wavelet Transform. Sedangkan informasi spektral digunakan untuk mendapatkan komposisi kelas Land Cover Land Use yang berupa hasil klasifikasi piksel-piksel penyusun citra. Dari kedua informasi tersebut, akan digunakan pengukuran jarak untuk mendapatkan citra indera yang memiliki nilai kedekatan diurutkan dari jarak terkecil.

2. DASAR TEORI

2.1 Tekstur Ciri Gabor Wavelet

Filter Gabor merupakan sekelompok wavelet, dan setiap wavelet menyimpan energi pada frekuensi dan arah/ruang tertentu. Representasi Gabor Wavelet dari sebuah citra merupakan konvolusi citra dengan filter Gabor g_{mn} .

Untuk setiap citra $I(x,y)$ dengan ukuran $P \times Q$, maka transformasi Gabor Wavelet W_{mn} didefinisikan (Manjunath, 1996) :

$$W_{mn}(x, y) = \int I(x_1, y_1) g_{mn}^*(x - x_1, y - y_1) dx_1, dy_1 \quad (1)$$

g_{mn}^* merupakan complex conjugate dari g_{mn} . g_{mn} adalah fungsi self similar yang dibentuk dari proses dilasi dan rotasi terhadap mother wavelet $G(x,y)$. W_{mn} merupakan hasil complex conjugate terhadap filter Gabor pada orientasi n dan skala m . Filter

Gabor akan dihitung untuk S skala dan K orientasi

$$G(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_u\sigma_v} \right) \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_u^2} + \frac{y^2}{\sigma_v^2} \right) \right] \exp(2\pi U_0 x) \quad (2)$$

$$\sigma_u = \frac{1}{2\pi\sigma_x} \quad \sigma_v = \frac{1}{2\pi\sigma_y} \quad (3)$$

$$\sigma_x = \frac{(a-1)U_0}{(a+1)a^{S-m}\sqrt{2 \ln 2}} \quad (4)$$

$$\sigma_y = \frac{\tan\left(\frac{\pi}{2K}\right) \left[U_0 - 2 \ln\left(\frac{\sigma_x^2}{U_0}\right) \right]}{\sqrt{2 \ln 2 - \frac{(2 \ln 2)^2 \sigma_x^2}{U_0^2}}} \quad (5)$$

$$a = \left(\frac{U_h}{U_l} \right)^{\frac{1}{S-1}} \quad (6)$$

$$U_0 = \left[\frac{U_h}{a^{S-m}} \right] \quad (7)$$

Dengan :

m : skala = 0, 1, 2,(S-1)

n : orientasi = 0, 1, 2,(K-1)

U_h : Batas atas pusat frekuensi

U_l : Batas bawah pusat frekuensi

Self similar Gabor Wavelet adalah :

$$g_{mn}(x, y) = a^{S-m} G(x', y') \quad (8)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

$$\theta = \frac{n\pi}{K}$$

Setelah filter Gabor di konvolusi terhadap citra dengan skala m dan orientasi n, maka akan didapat energi citra pada skala dan orientasi yang berbeda :

$$E_{mn} = \sum_x \sum_y |W_{mn}(x, y)| \quad (9)$$

Untuk mendapatkan tekstur ciri dari sebuah area atau citra, maka digunakan *mean* μ_{mn} dan standar deviasi σ_{mn} dari energi E_{mn} tersebut.

$$\mu_{mn} = \frac{E_{mn}}{PxQ} \quad (10)$$

$$\sigma_{mn} = \sqrt{\frac{\sum_x \sum_y (|W_{mn}(x, y)| - \mu_{mn})^2}{PxQ}} \quad (11)$$

Vektor ciri f dari sebuah citra atau area dibuat menggunakan μ_{mn} dan σ_{mn} sebagai komponen ciri.

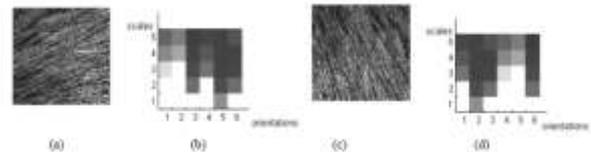
$$f = \{\mu_{00}, \sigma_{00}, \mu_{01}, \sigma_{01}, \dots, \mu_{(S-1)(K-1)}, \sigma_{(S-1)(K-1)}\} \quad (12)$$

2.2 Circular Shift Vektor Ciri Gabor

Hasil ciri tekstur yang berupa ciri Gabor diperoleh berdasar berbagai skala dan orientasi. Sedangkan pengukuran jarak diantara citra kueri dan citra sampel dilakukan pada skala dan orientasi yang sama. Pengukuran jarak jika dilakukan dengan jarak Euclidean :

$$e(q, v) = \sqrt{\sum_{m=0}^s \sum_{n=0}^k (\mu_{mn}^q - \mu_{mn}^v)^2 + (\sigma_{mn}^q - \sigma_{mn}^v)^2} \quad (13)$$

Ukuran jarak yang digunakan untuk membandingkan kesamaan dari dua buah citra tidak bersifat *rotation invariant* (Zhang, 2001). Karena, tekstur citra yang sama dengan arah yang berbeda kemungkinan tidak akan di peroleh. Hal ini dapat dilihat pada gambar 1. (Zhang, 2001).



Gambar 1. (a) Citra dasar, (b) distribusi energi dari citra (a), (c) Citra dirotasi, (d) distribusi energi dari citra (c)

Untuk memecahkan masalah *rotation invariant* pada ciri Gabor, maka (Zhang, 2001) menawarkan *circular shift* pada vektor ciri Gabor. Pergeseran dilakukan dengan mencari total energi untuk setiap orientasi. Orientasi dengan total energi terbesar menjadi orientasi dominan. Maka elemen ciri yang ada dalam orientasi yang dominan digeser menjadi elemen ciri yang pertama. Elemen lain akan mengikuti pergeseran secara melingkar. Contoh : jika vektor ciri asli adalah "a b c d e f", dan ternyata orientasi dominan adalah pada arah d, maka vektor ciri menjadi : "d e f a b c".

2.3 Klasifikasi Informasi Spektral dengan Gaussian Maximum Likelihood

Untuk mengklasifikasi kelas spektral dari sebuah citra indera yang berhubungan dengan tipe *land cover*, digunakan teknik klasifikasi pola. Pola yang digunakan berasal dari piksel yang merupakan vektor berisi nilai gelap terang (*brightness*). Klasifikasi akan memberikan label kelas spektral tertentu ke sebuah piksel berdasarkan data spektral piksel.

Yang dilakukan dalam penelitian ini adalah klasifikasi dengan supervisi. Klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan pada metodologi statistik dan memiliki asumsi data terdistribusi secara normal.

Dalam ruang satu dimensi, *density Gaussian* antara dua kelas ditentukan oleh *mean* μ dan *standar deviasi* σ kelas-kelas. Persamaan fungsi

keputusan *Bayes* untuk satu dimensi atau untuk citra *grayscale*, memiliki bentuk :

$$p(x/\omega_j) = \frac{1}{\sigma_j \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-m_j)^2}{2\sigma_j^2}} \quad (14)$$

Dalam ruang multidimensi, density Gaussian vektor dalam kelas pola spektral tertentu memiliki bentuk :

$$p(x/\omega_j) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |C_j|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(x-m_j)^T C_j^{-1} (x-m_j)} \quad (15)$$

$$m_j = \frac{1}{N_j - 1} \sum_{x \in \omega_j} x \quad (16)$$

$$C_j = \frac{1}{N_j - 1} \sum_{x \in \omega_j} (x - m_j)(x - m_j)^T \quad (17)$$

x : lokasi vektor dalam ruang piksel n dimensi

m_j : *mean* vektor kelas pola ke- j

C_j : *covariance* vektor kelas pola ke- j

Jika *mean* vektor dan matriks *covariance* sudah diketahui untuk semua kelas spektral maka dapat dicari nilai kemungkinan sebuah piksel masuk ke dalam kelas pola tertentu. Fungsi keputusan *Bayes* untuk kelas ω_j adalah (Gonzales, 2002)

$$d_j(x) = p(x/\omega_j) P(\omega_j) \quad (18)$$

Persamaan (18) dapat diubah menjadi bentuk logaritma menjadi :

$$d_j(x) = \ln p(x/\omega_j) + \ln P(\omega_j) \quad (19)$$

Persamaan 14 dimasukkan ke dalam (19) menjadi :

$$d_j(x) = \ln P(\omega_j) - \frac{n}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |C_j| - \frac{1}{2} [(x - m_j)^T C_j^{-1} (x - m_j)] \quad (20)$$

Karena nilai $-\frac{n}{2} \ln 2\pi$ sama untuk semua kelas dan tidak didapat informasi untuk $P(\omega_j)$ maka persamaan (20) dapat menjadi :

$$d_j(x) = -\frac{1}{2} \ln |C_j| - \frac{1}{2} [(x - m_j)^T C_j^{-1} (x - m_j)] \quad (21)$$

2.4 Ukuran Kesamaan

Jika ciri dari sebuah citra atau sebuah area telah ditemukan, maka ciri tersebut dapat digunakan untuk mencari citra atau area yang memiliki kemiripan dengan kueri citra yang diberikan. Ciri citra akan dibandingkan dengan ciri citra kueri menggunakan ukuran kesamaan, yang akan menghasilkan nilai jarak. Semakin kecil nilai jarak antara dua ciri, maka semakin dekat kedua ciri citra tersebut, sehingga semakin mirip kedua citra tersebut.

Ciri Gabor untuk setiap citra dengan skala S dan orientasi K adalah sebuah vektor

$$\{v = \mu_{00}^v, \sigma_{00}^v, \mu_{01}^v, \sigma_{01}^v, \mu_{01}^v, \dots, \mu_{(S-1)(K-1)}^v, \sigma_{(S-1)(K-1)}^v\}$$

Citra kueri dengan s dan k yang sama memiliki vector ciri :

$$\{q = \mu_{00}^q, \sigma_{00}^q, \mu_{01}^q, \sigma_{01}^q, \mu_{01}^q, \dots, \mu_{(s-1)(k-1)}^q, \sigma_{(s-1)(k-1)}^q\}$$

Ukuran kesamaan antara dua vektor tersebut dihitung menggunakan berbagai macam aturan (Brunner, 2007) :

- Jarak Euclidean
- Jarak Matusita
- Ukuran Chi-Square
- Correlation Coefficient
- Jarak menurut Manjunath (Manjunath, 1996).

2.5 Perhitungan akurasi

Citra-citra yang dihasilkan berdasarkan kueri, akan dicek apakah sesuai dengan keinginan user atau tidak. Untuk mengevaluasi validitas atau ketepatan hasil kueri, maka digunakan metode *average precision*. *Precision* adalah proporsi citra yang diperoleh yang relevan. Atau jika dilihat dari sisi probabilitas, maka *Precision* adalah probabilitas citra tersebut relevan jika citra tersebut diperoleh atau $P(A|B)$. (Rijsbergen, 1979). *Average Precision* merupakan rata-rata *precision* pada setiap titik *recall*.

3. METODOLOGI

3.1 Langkah Pengerjaan

Untuk mewujudkan sistem, maka dilakukan langkah-langkah pengerjaan seperti pada gambar 3. dibawah.

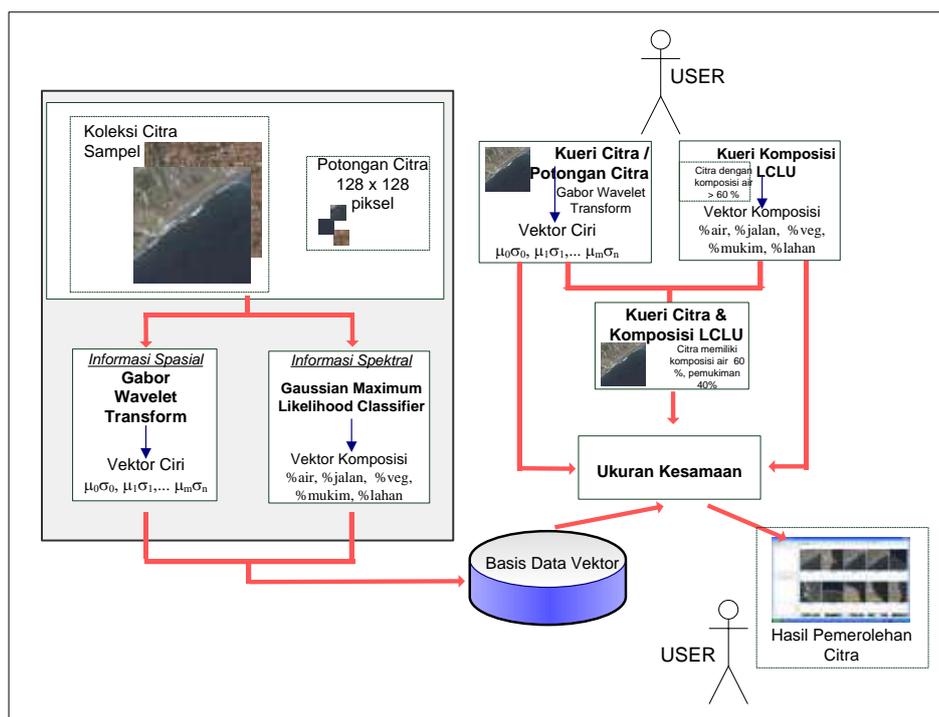
3.2 Koleksi Citra Sampel

Citra yang akan digunakan untuk proses penambangan data ini adalah koleksi 70 citra yang berasal dari 7 daerah, yaitu : Bali, Bogor, Jakarta, Kalimantan, Riau, Papua dan Sulawesi. Citra dalam setiap daerah tersebut memiliki karakteristik tertentu.

Citra-citra tersebut merupakan citra berwarna RGB dengan ukuran sekitar 512 piksel x 512 piksel. Terkecuali adalah citra daerah Bogor merupakan citra *grayscale* dengan ukuran sekitar 400 piksel x 400 piksel.

Untuk memudahkan perhitungan relevansi hasil pemerolehan citra, maka koleksi citra tersebut diberi label dengan pembagian menjadi daerah pemukiman, daerah pantai dan daerah vegetasi. Daerah pemukiman terdiri dari semua citra daerah Jakarta (Jakarta... Jakarta10), semua citra daerah Bogor (Bogor.. Bogor10). Daerah pantai terdiri dari daerah Bali (Bali... Bali 10). Selain citra tersebut adalah daerah vegetasi.

Yang dimaksud dengan sub citra adalah area 128 piksel x 128 piksel yang merupakan hasil pemotongan citra saling asing. Sehingga dari satu citra ukuran 512 piksel x 512 piksel, akan didapat sebanyak $4 \times 4 = 16$ sub citra (Gambar 3.)



Gambar 2. Skema Sistem Penambangan

3.3 Vektor Ciri Informasi Spasial

Untuk mendapatkan informasi spasial, maka digunakan ciri berdasarkan tekstur. Metode yang digunakan adalah transformasi *Gabor Wavelet*. Metode ini menghasilkan vektor ciri tekstur Gabor $f = \{\mu_{00}, \sigma_{00}, \mu_{01}, \sigma_{01}, \dots, \mu_{35}, \sigma_{35}\}$, yang terdiri dari nilai rata-rata dan standar deviasi pada 4 skala dan 6 orientasi. Parameter yang perlu ditentukan adalah :

- skala dilasi = 1,2,3 dan 4
- serta sudut orientasi = 30°, 60°, 90°, 120°, 150°, 180°
- batas atas frekuensi (Uh) adalah 0,4
- batas bawah frekuensi (Ul) adalah 0,05.

Batas atas dan batas bawah frekuensi tersebut dipilih karena merupakan nilai yang digunakan juga dalam penelitian oleh (Manjunath,1996).



Gambar 3. Enam belas (16) sub citra dari satu citra sampel

Vektor ciri Gabor diperoleh dari citra sampel berukuran ± 512 piksel x ± 512 piksel. Dari sub citra berukuran 128 piksel x 128 piksel juga akan diperoleh vektor ciri Gabor, sehingga terdapat $\pm (4 \times 4 \times 70) = 1120$ vektor ciri sub citra.

Program yang digunakan untuk menghitung vektor ciri Gabor merupakan modifikasi dari program yang dikembangkan oleh *Vision Research Lab, University of California at Santa Barbara*. Program dikembangkan menggunakan program MatLab.

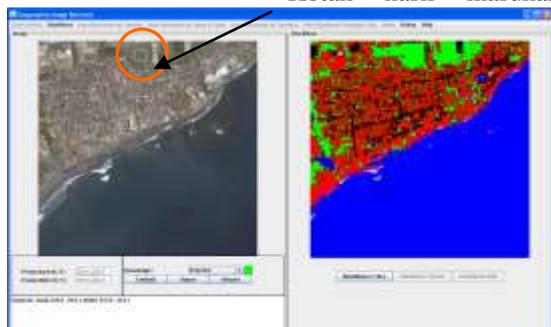
3.4 Vektor Ciri Informasi Spektral

Untuk mendapatkan informasi spektral, maka digunakan intensitas setiap piksel dari citra. Berdasarkan informasi intensitas tersebut, maka akan didapatkan vektor komposisi obyek *Land Cover Land Use* untuk setiap citra atau sub citra. Vektor komposisi terdiri dari persentase komposisi obyek LCLU dengan urutan : kelas Air, Jalan, Vegetasi, Pemukiman, Lahan Terbuka. Proses mendapatkan komposisi LCLU ini menggunakan klasifikasi Bayes, yaitu : Gaussian Maximum Likelihood.

Langkah klasifikasi GML adalah :

- Tentukan area sampel untuk setiap obyek LCLU. Seperti tampak pada gambar 4.
- Untuk setiap obyek LCLU, hitung matriks mean serta covariance untuk citra berwarna dan nilai skalar mean serta standar deviasi untuk citra grayscale. Perhitungan dilakukan berdasar nilai intensitas setiap piksel yang merupakan anggota obyek LCLU tertentu.
- Proses pengenalan akan dilakukan untuk semua piksel dalam citra sampel dengan menghitung nilai *density* Gaussian seperti pada (2.10). Setiap piksel menjadi anggota kelas tertentu yang memiliki nilai *density* Gaussian terbesar.

Kotak hasil masukan



Gambar 4. Antar muka user untuk melakukan klasifikasi informasi spektral

- d. Setelah satu citra atau sub citra diklasifikasi, maka sistem akan mendapatkan vektor persentase komposisi obyek LCLU. Vektor komposisi memiliki urutan untuk air, jalan, vegetasi, pemukiman, lahan terbuka. Misal : [50 0 0 0 30] memiliki arti citra terdiri dari 50 % air, dan 30 % lahan terbuka.

3.5 Kueri

Kueri yang akan diberikan ke sistem dapat berupa citra *query by example* atau teks berisi persentase komposisi obyek LCLU.

Dalam uji coba akan dihitung *recall-precision* untuk 70 kueri dan kemudian *average precision*. Dari 70 citra sampel diambil satu citra sebagai citra kueri dan 69 citra lain sebagai sampel. Hal ini dilakukan secara bergantian untuk 70 citra.

3.6 Hasil Percobaan

3.6.1 Percobaan Membandingkan Vektor Ciri

Dari hasil percobaan, dihitung *average precision* untuk setiap ukuran kesamaan menggunakan vector ciri informasi spectral, spasial saja, kemudian dibandingkan jika menggunakan informasi spasial dan spektral secara bersamaan. Hasil percobaan adalah :

Tabel 1. Average Precision Berbagai Ukuran Jarak untuk Vektor Ciri Informasi Spasial dan Informasi Spasial-Spektral.

Ukuran Jarak	Average Precision Spasial-Spektral	Average Precision Spektral
Matusita	0,913455	0,889818
Euclidean	0,911091	0,855273
Chi Square	0,54	-
Corr Coef	0,897182	-

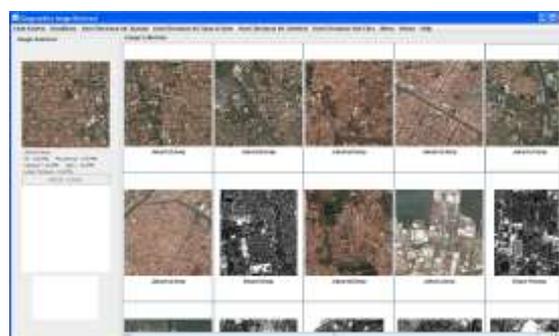
Dari hasil percobaan, dihitung *average precision* untuk setiap ukuran kesamaan kemudian dibandingkan jika dilakukan *circular shift*. Hasil percobaan adalah :

Tabel 2. Average Precision Berbagai Ukuran Jarak Untuk Perbandingan Proses *Circular Shift* menggunakan vektor ciri informasi spasial

Ukuran Jarak	Average Precision Non Circular Shift	Average Precision Circular Shift
Euclidean	0,790727	0,797364
Corr Coef	0,632455	0,702636
Manjunath	0,694909	0,720545
Chi Square	0,762727	0,782
Matusita	0,762273	0,773636

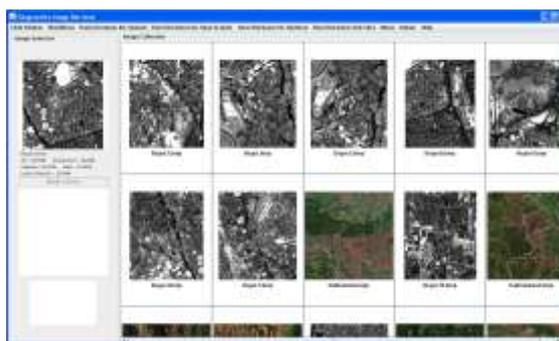
3.6.2 Contoh Gambar Hasil

Pada gambar 5. terlihat bahwa dari sepuluh hasil pemerolehan, maka sistem dapat menghasilkan citra yang mengandung pemukiman meskipun berupa citra *grayscale*.



Gambar 5. Kueri berupa citra pemukiman

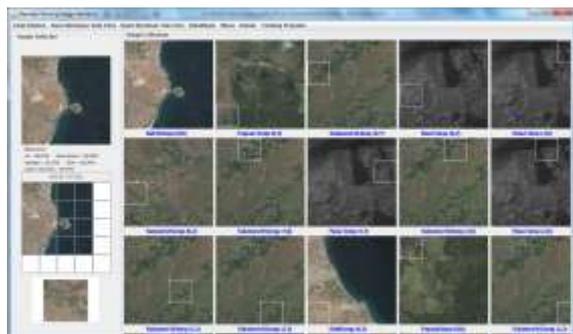
Pada gambar 6. terlihat bahwa dari sepuluh hasil pemerolehan, maka sistem dapat menghasilkan citra yang mengandung pohon meski dengan skala lebih kecil.



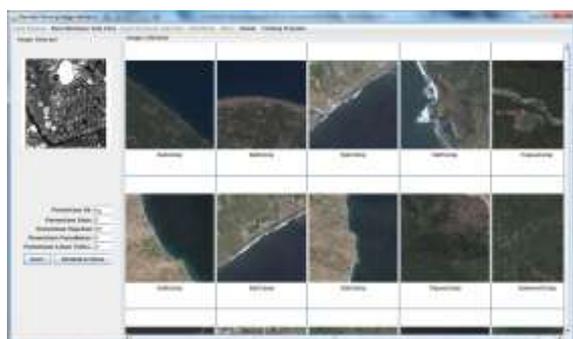
Gambar 6. Kueri berupa citra pohon

Pada gambar 7. terlihat bahwa dari sepuluh hasil pemerolehan, maka sistem dapat menghasilkan potongan citra meskipun berasal dari daerah lain yang memiliki karakteristik berbeda

Pada gambar 8. terlihat hasil dari kueri berupa komposisi 50% air dan 50% vegetasi. Hasil dari pemerolehan menggunakan informasi spectral saja belum begitu bagus.



Gambar 7. Kueri berupa citra lahan



Gambar 8. Kueri berupa komposisi lahan

3.7 Kesimpulan

Pemilihan metode ukuran kesamaan sangat menentukan hasil pemerolehan citra. Dari percobaan disimpulkan bahwa ukuran jarak Matusita memberikan hasil *average precision* yang paling tinggi (0,913455) dan diurutan berikutnya adalah Euclidean. Ukuran jarak Matusita unggul untuk vektor ciri spektral maupun gabungan keduanya. Sedangkan ukuran jarak Euclidean sangat baik untuk vektor ciri informasi spasial. Ukuran jarak Matusita memiliki keunggulan karena penggunaan akar kuadrat akan berpengaruh terhadap data dengan perbedaan kecil.

Dari percobaan nampak bahwa penggunaan vektor ciri Gabor yang telah melalui proses *circular shift* pada perhitungan dengan ukuran jarak Euclidean, Matusita, Manjunath, Chi Square dan Correlation Coefficient memiliki peningkatan nilai *average precision*. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat kelemahan *rotation invariant* pada penggunaan vektor ciri Gabor. Dan kelemahan tersebut dapat diperbaiki dengan cara *circular shift* terhadap vektor ciri.

Penggunaan informasi spasial dan informasi spektral secara bersamaan untuk melakukan kueri, ternyata menghasilkan *precision* yang lebih tinggi dibandingkan jika hanya menggunakan informasi spasial saja atau informasi spektral saja. Adanya peningkatan pada penggunaan informasi spasial dan spektral secara bersamaan menunjukkan bahwa informasi tekstur akan lebih lengkap jika digunakan secara bersama dengan informasi komposisi lahan.

PUSTAKA

- Aditya, E. (2006). *Image Information Mining Pada Aplikasi Remote Sensing*. Skripsi, Universitas Indonesia.
- Baeza-Yates, R., Ribeiro-Neto, B. (1999). *Modern Information Retrieval*. New York: Addison-Wesley.
- Brunner, G. (2007). *Structure Features for Content-Based Image Retrieval and Classification Problems*. Diakses pada Mei 2008 dari ftp://ftp.informatik.uni-freiburg.de/papers/lmb/diss_brunner.pdf.
- Chahyati, Dina. (2003). *Klasifikasi Citra Radar Berdasarkan Ciri Tekstur Gray Level Cooccurrence Matrix, Semivariogram Dan Wavelet Stasioner*. Tesis Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indonesia.
- Datcu, M., Daschiel, H., Pelizzari, A., Quartulli, M., Galoppo, A., Colapicchioni, A., Pastori, M., Seidel, K., Marchetti, P.G., Elia, S.D. (2003). *Information Mining in Remote Sensing Image Archives : System Concepts*. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 41(12), 2923-2936.
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E. (2002) *Digital Image Processing*. New Jersey : Prentice Hall.
- Li, J., Narayanan, R.M. (2004). *Integrated Spectral and Spatial Information Mining in Remote Sensing Imagery*. *IEEE Trans. On Geosci. And Remote Sens.*, 42(3), 673-685.
- Manjunath, B.S., Ma, W.Y. (1996). *Texture Features For Browsing and Retrieval of Image Data*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(8), 837-842.
- Manjunath, B.S., Ma, W.Y. *Texture Features and Learning Similarity*. (1996). *Proceedings of the 1996 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '96)*, 425-430
- Ojala, T., Pietikäinen, M. *Texture Classification*. Diakses pada 1 Juni 2008 dari : http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/OJALA1/texclas.htm.
- Richards, J.A., Jia, X. (2006). *Remote Sensing Digital Image Analysis : An Introduction*. Germany : Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Rijsbergen, C.J.V. (1979). *Information Retrieval*. London: Butterworths.
- Tuceryan, M., Jain, A. K. (1998). *Texture analysis. Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, World Scientific Publishing Co. 207-248.
- Zhang, D., Wong, A., Indrawan, M., Lu, G. (2001) *Content-based Image Retrieval Using Gabor Texture Feature*. *Proc. Of First IEEE Pacific Conference on Multimedia (PCM'00)*, 1-9.