

KLASIFIKASI JENIS BATUAN SEDIMEN BERDASARKAN TEKSTUR DENGAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DAN K-NN

Classification of Sedimentary Rocks Based on Texture Using Gray Level Co-occurrence Matrix Method and K-NN

Devita Ba'Diatan Fitri¹, Dr.Ir.Bambang Hidayat, DEA², Dr.Ir.Andri Slamet Subandrio, Dipl.Geol³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Intitut Teknologi Bandung

Jln. Telekomunikasi No.1 Terusan Buah Batu Bandung 40257 Indonesia

devita.fbd@gmail.com, bhidayat@telkomuniversity.ac.id, andri@gc.itb.ac.id

ABSTRAK

Batuan adalah benda padat yang terbuat secara alami dari mineral atau mineraloid. Secara umum terdapat tiga jenis batuan yang ada di permukaan bumi, yaitu batuan beku, batuan sedimen, dan batuan metamorf. Setiap jenis batuan berasal dari proses pembentukan yang berbeda-beda. Beragam jenis batuan sedimen dapat dilihat dari tekstur batuan dan hanya ahli geologi yang dapat mengklasifikasinya.

Karena mata juga memiliki tingkat ketelitian dalam mengklasifikasi objek, maka perlu suatu alat pembandingan tenaga ahli untuk memperkuat klasifikasi jenis batuan sedimen dengan waktu yang relatif singkat dan akurasi yang tinggi. Dalam tugas akhir ini penulis melakukan penelitian untuk merancang sistem klasifikasi jenis batuan sedimen berdasarkan tekstur. Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini meliputi : akuisisi citra, *preprocessing*, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN).

Pada pengujian ini sebanyak 75 citra batuan sedimen megaskopis, yang terbagi masing-masing tiga kelas dengan komposisi 10 data latih dan 15 data uji tiap kelasnya. Dalam pengujian ini juga dilakukan terhadap 45 citra batuan sedimen mikroskopis yang terbagi masing-masing dalam tiga kelas dengan komposisi 5 data latih dan 10 data uji tiap kelasnya. Diperoleh akurasi sebesar 93,33% dengan waktu komputasi 8.3509s dengan menggunakan parameter : arah orientasi 45°, level kuantisasi 16, k=1, *cosine distance*. Sedangkan dengan menggunakan batuan sedimen mikroskopis diperoleh akurasi sebesar 73,33% dengan waktu komputasi 5.8204s dengan menggunakan parameter : arah orientasi 45°, level kuantisasi 16, k=1, *cityblock distance*.

Kata kunci : Batu Sedimen, *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), *K-Nearest Neighbor* (KNN).

ABSTRACT

Rocks are solids made naturally from minerals or mineraloids. In general there are three types of rocks that exist on the surface of the earth, namely igneous rocks, sedimentary rocks, and metamorphic rocks. Each type of rock comes from different formation processes. Various types of sedimentary rock can be seen from the texture of rocks and only geologists who can mengklasifikasinya.

Because the eye also has a level of accuracy in classifying objects, it is necessary to a comparison of experts to strengthen the classification of sedimentary rock types with a relatively short time and high accuracy. In this thesis, the authors conducted a study to design the classification system of sedimentary rock type based on texture. Stages performed in this study include: image acquisition, preprocessing, feature extraction, and classification. The method of feature extraction used is Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and K-Nearest Neighbor (KNN) classification method.

In this test 75 images of megaskopis sedimentary rocks, divided into three classes each with the composition of 10 training data and 15 test data per class. In this test also performed on 45 images of microscopic sedimentary rocks are divided into three classes each with the composition of 5 data train and 10 test data per class. Acquired accuracy of 93.33% with computational time 8.3509s using parameters: orientation direction 45°, quantization level 16, k = 1, cosine distance. While using microscopic sedimentary rocks obtained an accuracy of 73.33% with computation time of 5.8204s using parameters: orientation direction 45°, quantization level 16, k = 1, cityblock distance.

Keywords : Sedimentary rocks, Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), K-Nearest Neighbor (KNN)

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang Masalah

Batuan adalah benda padat yang terbuat secara alami dari mineral atau mineraloid. Secara umum terdapat tiga jenis batuan yang ada di permukaan bumi, yang berasal dari proses pembentukan yang berbeda-beda. Magma yang keluar dari perut bumi dan membeku karena mengalami proses pendinginan menghasilkan batuan beku. Batuan yang lebih dahulu terbentuk, yang mengalami pelapukan, erosi, dan kemudian lapukannya diangkut oleh air, udara yang selanjutnya diendapkan dan berakumulasi di dalam cekungan pengendapan, membentuk sedimen. Material-material sedimen itu kemudian terkompaksi, mengeras, mengalami litifikasi, dan

terbentuklah batuan sedimen. Batuan beku atau batuan sedimen dapat berubah bentuk dalam waktu yang sangat lama dengan adanya perubahan temperatur serta tekanan yang kemudian menjadi batuan metamorf.

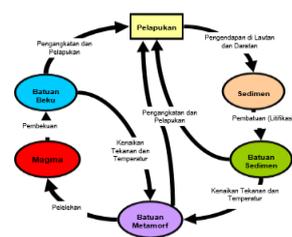
Beragam jenis batuan sedimen dapat dilihat dari tekstur batuan dan hanya ahli geologi yang dapat mengklasifikasinya. Karena mata juga memiliki tingkat ketelitian dalam mengklasifikasi objek, maka perlu suatu alat perbandingan tenaga ahli untuk memperkuat klasifikasi jenis batuan sedimen dengan waktu yang relatif singkat dan akurasi yang tinggi. Dalam tugas akhir ini penulis melakukan penelitian untuk merancang sistem klasifikasi jenis batuan sedimen berdasarkan tekstur.

Dalam penelitian ini menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai metode ekstraksi cirinya, dan menggunakan *K-Nearest Neighbour* (K-NN) sebagai metode untuk mengklasifikasinya. Dapat dikatakan tekstur merupakan pola yang berulang dari (distribusi) spasial dari derajat keabuan pada piksel-piksel, serta hubungan antara piksel yang bertetangga. Pendekatan statistik mempertimbangkan parameter tekstur, distribusi intensitas piksel – piksel, serta hubungan antara piksel bertetangga. Dilakukan pemilihan metode GLCM karena GLCM merupakan metode statistik, dimana matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan piksel yang memiliki intensitas tertentu. Dengan dilakukan penelitian ini diperoleh hasil perangkat lunak yang dapat mengklasifikasi jenis batuan sedimen dengan akurasi yang baik dengan menggunakan metode yang tepat.

2. Dasar Teori

2.1 Batuan

Pengetahuan atau Ilmu Geologi didasarkan kepada studi terhadap batuan. Diawali dengan mengetahui bagaimana batuan itu terbentuk, berubah, kemudian bagaimana hingga batuan itu sekarang menempati bagian dari pegunungan, dataran-dataran di benua hingga didalam cekungan dibawah permukaan laut. Dari sejarah pembentukan Bumi, diperoleh gambaran bahwa pada awalnya seluruh bagian luar dari Bumi ini terdiri dari batuan beku. Dengan perjalanan waktu serta perubahan keadaan, maka terjadilah perubahan-perubahan yang disertai dengan pembentukan kelompok-kelompok batuan yang lainnya. Proses perubahan dari satu kelompok batuan ke kelompok lainnya, merupakan suatu siklus yang dinamakan “daur batuan” (lihat gambar 2.1) [2].



Gambar 2.1 Daur Batuan (siklus batuan) [2]

2.2 Batuan Sedimen

Batuan sedimen merupakan batuan yang terbentuk di permukaan bumi pada kondisi temperatur dan tekanan yang rendah. Batuan ini berasal dari batuan yang lebih dahulu terbentuk, yang mengalami pelapukan, erosi, dan kemudian lapukannya diangkut oleh air, udara yang selanjutnya diendapkan dan berakumulasi di dalam cekungan pengendapan, membentuk sedimen. Material-material sedimen itu kemudian terkompaksi, mengeras, mengalami litifikasi, dan terbentuklah batuan sedimen [1]. Batuan sedimen terdiri dari berbagai macam jenis tergantung dari kandungan mineral yang terdapat di dalamnya.

2.3 Pengolahan Citra Digital^[3]

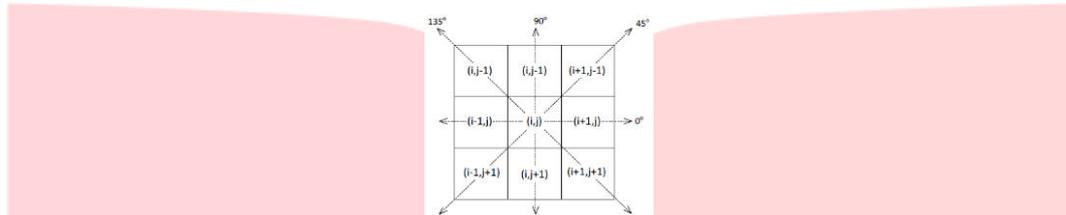
Pengolahan citra digital adalah pemrosesan citra dua atau tiga dimensi oleh komputer. Pengolahan citra digital merupakan sebuah disiplin ilmu yang mempelajari hal-hal yang berkaitan dengan perbaikan kualitas gambar (peningkatan kontras, transformasi warna, restorasi citra), transformasi gambar (rotasi, translasi, skala, transformasi geometrik), melakukan pemilihan citra ciri yang optimal untuk tujuan analisis, melakukan proses penarikan informasi atau deskripsi objek atau pengenalan objek yang terkandung pada citra, melakukan kompresi atau reduksi data untuk tujuan penyimpanan data, transmisi data, dan waktu proses data. Dasar – dasar pada pengolahan citra yaitu :

- Peningkatan kualitas citra (*image enhancement*).
- Pemulihan citra (*image restoration*).
- Pengelompokan citra (*image segmentation*).
- Ekstraksi ciri citra (*image analysis*).

2.4. *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM)

GLCM menggunakan perhitungan tekstur pada orde kedua. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi 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 satu piksel.

Pada gambar 2.1 dapat dilihat ilustrasi hubungan ketetanggaan antar orientasi sudut dan jarak. Reprerentasi arah orientasi 0° maksudnya adalah jika terdapat piksel yang menjadi acuan, berdasarkan Gambar 2.1 pada



Gambar 2.1 Hubungan ketetanggaan antar *pixel*

kotak piksel pusat, maka arah 0° ditunjukkan pada sebelah kanan atau kiri piksel pusat. Untuk jarak merupakan piksel ketetanggaan terhadap piksel pusat mulai dari satu hingga berapapun yang diperlukan berdasarkan arah orientasinya. Begitu juga untuk arah orientasi 45°, 90°, dan 135°.

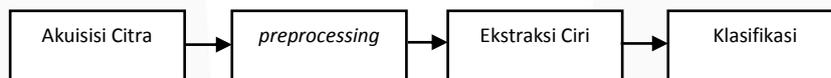
2.5. K- Nearest Neighbor (K-NN)

K-Nearest Neighbor (K-NN) merupakan metode yang menggunakan algoritma *supervised* dimana hasil dari *query instance* yang baru diklasifikasi berdasarkan mayoritas dari kategori pada K-NN. Tujuan dari algoritma ini yaitu mengklasifikasikan obyek baru berdasarkan atribut dan *training sample*. *Classifier* tidak menggunakan model apapun untuk dicocokkan dan hanya berdasarkan pada memori. Diberikan titik *query*, sehingga ditemukan sejumlah k obyek atau (titik *training*) yang paling dekat dengan titik *query*. Klasifikasi menggunakan *voting* terbanyak diantara klasifikasi dari k obyek. Algoritma K-NN menggunakan klasifikasi ketetanggaan sebagai nilai prediksi dari *query instance* yang baru [4].

3. Perancangan Sistem

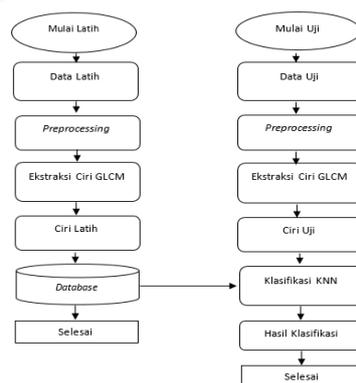
3.1 Blok Diagram Sistem

Blok diagram secara keseluruhan tahapan dari perancangan sistem dapat dilihat pada gambar 3.1:



Gambar 3.1 Blok Diagram Sistem

Diagram blok pada Gambar 3.1 Proses diawali dengan akuisisi citra, kemudian masuk pada tahap preproses, dimana pada tahap preproses citra masukan diubah menjadi citra keabuan (*greyscale*) serta dilakukan proses *resize* citra dan setelah itu dianalisis tekstur menggunakan metode ekstraksi ciri GLCM dan dikelompokan dengan menggunakan metode klasifikasi K-NN.



Gambar 3.2 Diagram alir sistem

Pada gambar 3.2 dapat dilihat terdapat proses uji dan proses latih data. Pada proses latih dimulai dari data citra latih, lalu masuk ke *preprocessing*, setelah itu citra yang telah dilakukan *preprocessing* akan di ekstraksi ciri teksturnya menggunakan ekstraksi ciri GLCM, lalu di dapatkan ciri latih yang akan disimpan ke dalam *database*. Pada proses uji, dimulai dari data citra uji, lalu masuk ke *preprocessing*, setelah *preprocessing* pada citra uji selanjutnya akan dilakukan ekstraksi ciri menggunakan GLCM, setelah didapat ciri ujinya lalu akan dilihat ke *database* ciri yang mirip dengan ciri latih, yang selanjutnya akan dilakukan klasifikasi menggunakan K-NN.

3.2 Akuisisi Citra

Akuisisi citra adalah tahap awal untuk mendapatkan citra *digital*, dimana tahap ini bertugas untuk mengumpulkan serta menyiapkan citra, hingga melakukan proses terhadap citra sampai citra yang di inginkan di dapatkan. Pada Tugas Akhir ini citra batuan sedimen yang digunakan sebagai masukan merupakan citra batuan sedimen megaskopis dan mikroskopis yang didapat dari Laboratorium Aplikasi dan Pemodelan Geologi Geosains (LVG) ITB. Citra batuan sedimen megaskopis didapat dari hasil *capture* menggunakan kamera Nikon D3100. Sedangkan citra batuan sedimen mikroskopis yang merupakan sayatan tipis batuan sedimen, pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera SLR yang dihubungkan langsung oleh mikroskop.

3.3 Preprocessing

Preprocessing merupakan tahap selanjutnya dimana pada proses *preprocessing* ini bertujuan untuk memperkecil atau memperbesar citra, serta melakukan konversi citra asli agar menghasilkan citra yang diharapkan. Dalam sistem *preprocessing* pada sistem klasifikasi ini dilakukan *resize* gambar menjadi ukuran 128x128, setelah itu dilakukan transformasi warna dari RGB ke *greyscale*.

a. *Resize*

Pada tahap ini citra asli berukuran 512x512 di lakukan *resize* menjadi 256x256 dan 128x128. Proses ini dilakukan untuk mempercepat waktu komputasi.

b. *Grayscale*

Pada tahap ini citra asli (RGB) diubah ke citra *grayscale*. Proses merubah citra ke *grayscale* bertujuan untuk menyederhanakan pemrosesan citra.

3.4 Ekstraksi Ciri GLCM

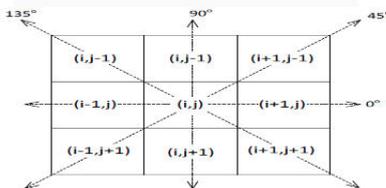
Ekstraksi ciri yang dilakukan pada sistem yang telah dirancang ini menggunakan metode ekstraksi ciri GLCM. Ekstraksi fitur dalam GLCM yang dipilih untuk mengekstraksi ciri pada sistem klasifikasi ini yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*, *entropy*. Setelah citra dilakukan *preprocessing* adapun langkah-langkah GLCM adalah sebagai berikut:

1) *Quantization*

Merupakan konversi nilai *grayscale* (256 nilai keabuan) citra kedalam rentang (level – level) nilai tertentu. Tujuan kuantisasi ini adalah mengurangi angka perhitungan dan meringankan proses komputasi.

2) *Co – occurrence*

Untuk membuat matrik kookurensi langkah yang pertama yaitu buat *frameworks matrix* (gambar 2.7), selanjutnya tentukan hubungan spasial antara piksel referensi dengan piksel tetangga, berupa sudut (θ) dan jarak (d), lalu menghitung



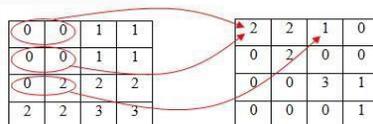
Gambar 3.5 Hubungan ketetanggaan antar *pixel* sebagai orientasi sudut dan

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{pmatrix}$$

Gambar 3.6 matriks asal

Nilai piksel tetangga	0	1	2	3
Nilai piksel referensi	0,0	0,1	0,2	0,3
0	0,0	1,1	1,2	1,3
1	1,0	1,1	1,2	1,3
2	2,0	2,1	2,2	2,3
3	3,0	3,1	3,2	3,3

Gambar 3.7 *frameworks matrix*



Gambar 3.8 pembentukan matriks

$$\begin{pmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Gambar 3.9 matriks kookurensi

jumlah kookurensi dan mengisikannya pada *frameworks matrix*.

3) *Symmetric*

Symmetric diartikan sebagai kemunculan posisi piksel yang sama. Untuk mendapatkan matrik simetrik dengan cara menjumlahkan matrik kookurensi dengan matrik transpose-nya sendiri (Gambar 3.10).^[9]

0.1667	0.0833	0.0042	0
0.0833	0.1667	0	0
0.0042	0	0.2500	0.0042
0	0	0.0042	0.0833

Gambar 3.11 matriks ternormalisasi

4) *Normalization*

Setelah *symmetric*, masih ada satu langkah lagi sebelum ciri tekstur dihitung. Langkah ini menghitung probabilitas matrik. Normalisasi berperan sebagai membedakan antara piksel yang mirip dengan cara membagi jumlah kemunculan piksel tersebut dengan jumlah kemungkinan yang muncul. Maka normalisasi adalah membagi jumlah kemunculan ketetanggaan piksel tertentu dengan jumlah seluruh piksel ketetanggaan yang mungkin muncul.^[9]

$$\begin{pmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

I + I' = I simetris

Gambar 3.10 pembentukan matriks simetris

5) Feature Extraction

Setelah matriks ternormalisasi selanjutnya dapat dihitung ciri tekstural nya. Hasil dari ciri tekstural dapat merepresentasikan intensitas tekstur pada citra batuan. Perhitungan *contrast* berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra batuan. *Correlation* menyatakan ukuran hubungan dependen piksel terhadap piksel tetangga dalam citra batuan. Nilai *energy* yang tinggi muncul pada saat tekstur citra batuan cenderung seragam. *Homogeneity* bernilai tinggi ketika banyak kehomogenan piksel citra yang berderajat keabuan sejenis. *Entropy* menunjukkan ukuran ketidakteraturan bentuk dalam tekstur batuan, *entropy* akan bernilai tinggi ketika citra tidak seragam.

3.5 Klasifikasi K-NN

Metode klasifikasi ciri yang digunakan untuk mengklasifikasi pada sistem yang di buat ini merupakan klasifikasi KNN. Dekat atau jauhnya tetangga biasanya dihitung berdasarkan jarak Euclidean. Jenis klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *K-Nearest Neighbor* atau K-NN yang merupakan metode pengukuran kemiripan yang sederhana. Ekstraksi ciri yang dimiliki data uji dicocokkan dengan kriteria pada tiap kelas yang tersimpan dalam *database* menggunakan metode ketetanggaan terdekat. Ketetanggaan terdekat ini dikelompokkan berdasarkan nilai k.. Dipilihnya nilai k yang ganjil agar mengurangi kesalahan algoritma jika peluang kemiripannya sama. Sedangkan, jenis jarak yang digunakan dalam sistem ini yaitu *euclidean*, *cityblock*, *cosine*, dan *correlation*.

3.6 Performansi Sistem

Parameter yang diamati untuk mengetahui performansi sistem adalah akurasi dan waktu komputasi.

4. Pengujian Sistem

4.1 Tahap Pengujian Sistem

Adapun tahap pengujian sistem sebagai berikut :

1. Tahap Pertama

Pada tahap ini setelah dilakukan *preprocessing*, lalu akan dilakukan proses ekstraksi ciri menggunakan GLCM, fitur ekstraksi yang digunakan yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*, *entropy*. Dimana citra dari data latih diambil cirinya untuk dijadikan sebagai database. Pada tahap ini dilakukan pemilihan derajat GLCM yang cocok dengan sistem yang dirancang. Nilai derajat yang akan digunakan pada saat pengujian yaitu 0, 45, 90, 135.

2. Tahap Kedua

Pada tahap ini setelah dilakukan proses ekstraksi ciri menggunakan metode GLCM, selanjutnya dilakukan proses klasifikasi menggunakan klasifikasi *K-Nearest Neighbour*. Tipe *distance* yang digunakan untuk pengujian yaitu *euclidean*, *cosine*, *cityblock*, *correlation*. Nilai k yang digunakan yaitu 1,3,5,7.

3. Tahap Ketiga

Pada tahap ini akan dilakukan pengujian sistem terhadap ukuran citra. Dengan melakukan *resize* gambar menjadi 128x128, 256x256, serta dengan menggunakan ukuran asli citra 512x512. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui ukuran gambar yang cocok dengan metode ekstraksi ciri dan klasifikasi untuk mendapatkan akurasi terbaik dengan waktu komputasi yang cepat.

4. Tahap Keempat

Pada tahap ini akan dilakukan pengujian sistem dengan menggunakan citra mikroskopis batuan sedimen. Data citra mikroskopis batuan sedimen yang digunakan sebanyak 45 buah yang terdiri dari tiga kelas yaitu batu breksi, batu gamping, batu pasir. Citra yang dijadikan sebagai data latih sebanyak 15, dan citra uji sebanyak 30. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui bagaimana performansi sistem apabila data yang digunakan merupakan data citra mikroskopis batuan sedimen.

4.2 Analisis Pengujian Sistem

4.2.1 Pengujian akurasi pada derajat GLCM citra megaskopis

Tabel 4.1 Akurasi dan Waktu Komputasi derajat GLCM

Derajat	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
0	86.6	7.9186
45	86.6	7.8859
90	82.2	7.679
135	80	7.9965



Gambar 4.1 Akurasi Derajat GLCM

Dapat dilihat pada grafik (lihat gambar 4.1) dari hasil pengujian terhadap derajat GLCM, hasil akurasi orientasi 0 derajat sama dengan orientasi 45 derajat, namun dipilih orientasi 45 derajat karena waktu komputasi yang lebih singkat di banding orientasi 0. Terdapat banyak ketetanggaan piksel di arah orientasi 0 derajat dan 45 derajat sehingga akurasi yang di dapatkan lebih tinggi dibanding arah orientasi 90 derajat dan 135 derajat.

4.2.2 Pengujian akurasi pada level kuantisasi GLCM citra megaskopis

Tabel 4.2 Akurasi dan waktu komputasi pada level kuantisasi GLCM

Level Kuantisasi	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
8	86.67	7.4958
16	91.11	7.8859
32	75.56	7.9679



Gambar 4.2 Akurasi level kuantisasi GLCM

Pada gambar 4.2 dapat dilihat hasil pengujian terhadap level kuantisasi GLCM. Akurasi tertinggi diperoleh pada level kuantisasi 16 dengan akurasi sebesar 91,11% dan akurasi terendah pada level kuantisasi 32 dengan akurasi sebesar 75,56%. Intensitas keabuan pada citra banyak terdapat pada level kuantisasi 16, sehingga akurasi pada level kuantisasi 16 tinggi.

4.2.3 Pengujian Akurasi pada nilai k K-NN citra megaskopis

Tabel 4.3 Akurasi dan Waktu Komputasi nilai k

Nilai k	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
1	91.1	7.1696
3	88.89	7.2837
5	80	7.5431
7	77.78	9.478



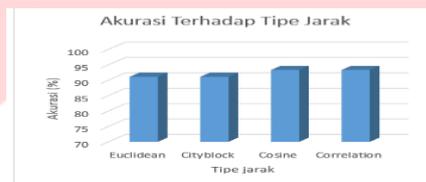
Gambar 4.3 Akurasi nilai k

Nilai k yang tinggi akan membuat batasan antara setiap klasifikasi menjadi lebih kabur, oleh karena itu nilai k yang paling baik untuk digunakan pada klasifikasi adalah k=1.

4.2.4 Pengujian terhadap tipe jarak K-NN citra megaskopis

Tabel 4.4 Akurasi Waktu Komputasi tipe jarak

k	Tipe Jarak	Akurasi	Waktu Komputasi	Jumlah Data Benar
1	Euclidean	91.1	7.4196	41
	Cityblock	91.11	8.1798	41
	Cosine	93.33	8.3509	42
	Correlation	93.33	8.4887	42



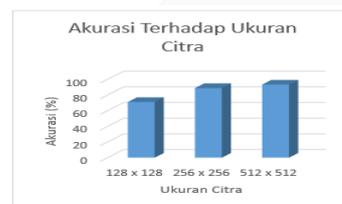
Gambar 4.4 Akurasi jenis jarak

Cosine distance memiliki akurasi yang tinggi karena pada saat klasifikasi dengan melihat jarak sudut terkecil dari data acuan dengan data uji, diperoleh banyak data benar pada saat klasifikasi dibanding dengan *distance* yang lain.

4.2.5 Pengujian Terhadap Ukuran Citra

Tabel 4.5 Akurasi dan Waktu Komputasi

Ukuran Citra	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
128 x 128	71.11	5.2134
256 x 256	88.89	6.8305
512 x 512	93.33	7.3626



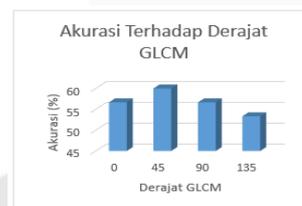
Gambar 4.5 Akurasi ukuran citra

Dari hasil pengujian menunjukkan dengan menggunakan citra berukuran 512x512 di dapatkan akurasi tertinggi sebesar 93,3%. Semakin kecil ukuran citra yang di *resize* mengakibatkan hilangnya informasi-informasi citra, yang menyebabkan akurasi semakin menurun jika menggunakan ukuran citra yang kecil.

4.2.6 Pengujian akurasi pada derajat GLCM citra mikroskopis

Tabel 4.6 Akurasi dan Waktu Komputasi derajat GLCM

Derajat GLCM	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
0	56.67	6.671
45	60	6.5737
90	56.67	6.204
135	53.33	10.5327



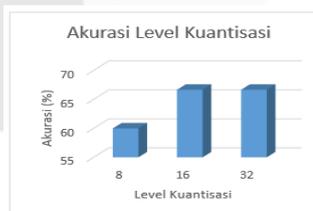
Gambar 4.6 Akurasi Derajat GLCM

Dengan menggunakan citra batuan mikroskopis akurasi tertinggi diperoleh sebesar 60% dengan waktu komputasi 6.5737 detik pada orientasi 45 derajat, dan akurasi terendah sebesar 53,33% dengan waktu komputasi 10.5327 detik pada orientasi 135derajat. Terdapat banyak ketetanggan piksel di arah 45 derajat sehingga akurasi yang di dapatkan lebih tinggi dibanding arah orientasi 0 derajat, 90 derajat dan 135 derajat.

4.2.7 Pengujian akurasi pada level kuantisasi GLCM citra mikroskopis

Tabel 4.7 Akurasi dan Waktu Komputasi

Level kuantisasi	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
8	60	6.5737
16	66.67	5.6654
32	66.67	6.1661



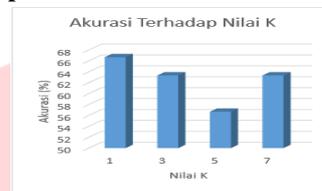
Gambar 4.7 Akurasi level kuantisasi GLCM

Pada gambar 4.13 dan gambar 4.14 dapat dilihat pengaruh level kuantisasi diperoleh akurasi tertinggi pada level 16 dan 32 dengan akurasi sebesar 66,67%, dari kedua level tersebut akan dipilih level 16 karena waktu komputasinya yang lebih singkat. Intensitas keabuan pada citra banyak terdapat pada level kuantisasi 16 dan 32, sehingga akurasi pada level kuantisasi tersebut lebih tinggi dibanding level kuantisasi 8.

4.2.8 Pengujian Akurasi pada nilai k K-NN citra mikroskopis

Tabel 4.8 Akurasi dan Waktu Komputasi nilai k

Nilai K	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
1	66.67	5.6554
3	63.33	6.5481
5	56.67	5.6376
7	63.33	8.1555



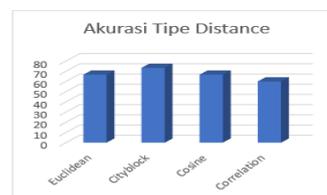
Gambar 4.8 Akurasi nilai k

Saat nilai k=1 yaitu sebesar 66,67% dengan waktu komputasi 5.6554 detik, dan akurasi terendah diperoleh saat nilai k=5 sebesar 56,67 dengan waktu komputasi 5.6376 detik. Nilai k yang tinggi akan membuat batasan antara setiap klasifikasi menjadi lebih kabur, oleh karena itu nilai k yang paling baik untuk digunakan pada klasifikasi adalah k=1.

4.2.9 Pengujian terhadap tipe jarak K-NN citra mikroskopis

Tabel 4.9 Akurasi Waktu Komputasi tipe jarak

k	Tipe Jarak	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah data benar
1	Euclidean	66.67	5.6554	20
	Cityblock	73.33	5.8204	22
	Cosine	66.67	7.4367	20
	Correlation	60	7.3371	18



Gambar 4.9 Akurasi jenis jarak

Cityblock distance memiliki akurasi yang tinggi karena pada saat klasifikasi dengan melihat jarak terkecil dari data acuan dengan data uji, diperoleh banyak data benar pada saat klasifikasi dibanding dengan *distance* yang lain.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada sistem klasifikasi jenis batuan sedimen berdasarkan tekstur dengan menggunakan metode *gray level co-occurrence matrix* (GLCM), dan klasifikasi KNN, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Diperoleh akurasi sebesar 93,3% menggunakan citra batuan sedimen megaskopis. Dengan menggunakan citra batuan sedimen mikroskopis diperoleh akurasi sebesar 73,33%.
2. Berdasarkan hasil pengujian sistem derajat yang cocok untuk citra batuan sedimen megaskopis dan mikroskopis pada sistem klasifikasi ini yaitu 45°.
3. Berdasarkan hasil pengujian *cosine distance* dengan nilai k=1, merupakan *distance* yang sesuai untuk digunakan pada sistem klasifikasi data batuan sedimen megaskopis, dan *cityblock distance* dengan k=1 merupakan *distance* yang sesuai untuk sistem klasifikasi data batuan sedimen mikroskopis.
4. Citra yang diubah ukurannya menjadi lebih kecil dari citra aslinya memiliki akurasi yang kian menurun. Semakin kecil ukuran citra yang digunakan semakin rendah akurasi yang didapatkan. Namun semakin kecil ukuran citra yang digunakan semakin cepat waktu komputasinya.

5.2 Saran

Adapun saran untuk pengembangan Tugas akhir ini atau penelitian selanjutnya, adalah sebagai berikut :

1. Perbanyak citra latih untuk disimpan di dalam *database*.
2. Menggunakan metode ciri lain agar dapat mengklasifikasi mineral dengan menggunakan citra mikroskopis dari batuan sedimen.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Syarifin. 2004. Petrologi. Bandung: Universitas Padjadjaran.
- [2] Pengantar Geologi 2012 Djauhari Noor.
- [3] Kadir, Abdul., Adhi, Susanto. 2013. Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra.
- [4] Prasetyo, Eko. 2011. Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- [5] Munir, Rinaldi. 2004. Pengolahan Citra Digital Dengan Pendekatan Algoritmik. Bandung : Informatika.

- [6] Gebejes, A. (2013). Texture Characterization based on. Conference of Informatics and Management Sciences.
- [7] Idestio, Barsyah Dwi. 2013. Alternatif Pengukuran Luas Lubang Jalan Berbasis Data Video Menerapkan Threshold-based Marking dan GLCM. Tugas Akhir pada Telkom University: tidak diterbitkan.
- [8] M. Haralick, Robert. 1973. Textural Features for Image Classification. IEEE. USA.
- [9] Hall-Beyer, Mryka. 2008, Gray Level Co - occurrence Matrix, [online], (http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/the_glc.html, diakses agustus 2016).]
- [10]<https://catatanpeneliti.wordpress.com/2013/06/04/empat-tipe-dasar-citra-digital> diakses pada 04 Juni 2017
- [11] Solomon, Chris. 2011. Fundamentals of Digital Image Processing-A Practical Approach with Examples in Matlab. USA: A John Wiley & Sons, INC