

**IDENTIFIKASI DAN KLASIFIKASI JENIS BATUAN BEKU BERDASARKAN
TEKSTUR BATUAN MENGGUNAKAN *DISCRETE COSINE TRANSFORM* (DCT)
DAN *K-NEAREST NEIGHBOR* (K-NN) PADA CITRA DIGITAL**
*Identification And Classification of Igneous Rock Based on Texture Using Discrete Cosine
Transform (DCT) and K-Nearest Neighbour (K-NN) on Digital Image*

Annisa Rizki Akmalia¹, Dr.Ir.Bambang Hidayat, DEA², Dr.Ir.Johan Arif³
^{1,2,3} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Intitut Teknologi Bandung
Jln. Telekomunikasi No.1 Terusan Buah Batu Bandung 40257 Indonesia
annisaakmalia@gmail.com, bhidayat@telkomuniversity.ac.id

ABSTRAK

Litosfer adalah salah satu lapisan bumi yang bersifat padat. Lapisan ini berdasarkan komposisi kimianya terdiri dari tiga lapisan yang urutannya dari luar ke dalam, Kerak Bumi, Mantel, dan Inti yang di bagi dua yaitu Inti Luar dan Inti Dalam. Dari tiga jenis batuan yaitu batuan beku, batuan sedimen, dan batuan metamorf, lapisan Kerak Bumi sebagian besar disusun oleh batuan beku dan batuan metamorf, sedangkan batuan sedimen umumnya terdapat pada permukaan (kerak) bumi. Beragam jenis batuan tersebut hanya ahli geologi yang dapat mengidentifikasinya.

Karena mata juga memiliki tingkat ketelitian dalam mengidentifikasi objek, maka perlu suatu alat bantu perbandingan tenaga Ahli untuk memperkuat klasifikasi jenis batuan beku dengan waktu yang relatif singkat dan akurasi yang tinggi. Tugas Akhir ini membahas tentang simulasi dan analisis sistem klasifikasi jenis batuan beku. Adapun tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini ialah : akuisisi citra, *preprocessing*, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

Dalam pengujian ini dilakukan dengan 90 citra batuan Megaskopis dan 90 citra batuan Mikroskopis yang terbagi masing-masing dalam tiga kelas dengan komposisi 20 data uji dan 10 data latih tiap kelasnya. Sehingga didapatkan akurasi terbaik sebesar 98,33% dan waktu komputasi 0,4371s untuk batuan megaskopis dengan menggunakan parameter : blok 512, $k=1$, *distance euclidean*. Sedangkan batuan mikroskopis didapatkan akurasi sebesar 61,67% dan waktu komputasi 0,4422s dengan menggunakan parameter : blok 512, $k=1$, *distance cityblock*.

Kata Kunci : Jenis Batuan, *Discrete Cosine Transform* (DCT), dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN)

ABSTRACT

The lithosphere is one of the layers of the Earth are solid. This layer is based on its chemical composition consists of three layers that sequence from the outside in, crust, mantle, and core are in for the two Outer Core and core inside. Of the three types of rocks that is igneous rocks, sedimentary rock, and metamorphic rock, layers of the Earth's crust is largely composed of igneous and metamorphic rocks, whereas sedimentary rocks are generally found on the Earth's surface (crust). Diverse types of rocks only geologists can identify it.

Because the eye also has a level of precision in identifying the object, it is necessary a comparison tool experts to strengthen the classification type of igneous rock with a relatively short time and high accuracy. This thesis discusses the simulation and analysis of igneous rock type classification system. As for the step that is carried out in this study are: image acquisition, preprocessing, classification, characteristics and extraction. Characteristic extraction method used is the Discrete Cosine Transform (DCT) and methods of classification of K-Nearest Neighbor (K-NN).

In this testing is done by the macro and rock image 90 90 micro rock image that is divided in three classes with the composition of 20 test data and 10 training data for each class. So it brings the best accuracy of computational time 98.33% and 0, 4371s to the rocks of a macro by using the parameters: block 512, $k = 1$, euclidean distance. While the micro rock obtained accuracy of 61.67% and computational time 0, 4422s by using the parameters: block 512, $k = 1$, cityblock distance.

Keywords : Type of Rocks, *Discrete Cosine Transform* (DCT), dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN)

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang Masalah

Batuan adalah benda padat yang terbuat secara alami dari mineral dan atau mineraloid. Lapisan terluar pada bumi atau disebut litosfer tersusun atas tiga macam material utama dengan bahan dasar pembentuknya adalah magma. Proses pembentukan yang berbeda-beda menghasilkan jenis batuan yang berbeda-beda pula.

Secara umum terdapat tiga jenis batuan yang ada di lapisan litosfer bumi. Magma yang keluar dari perut bumi dan membeku karena mengalami proses pendinginan menghasilkan batuan beku. Karena proses geomorfologi dan dipengaruhi oleh lamanya waktu, batuan hancur tersebut mengendap dan terbentuklah batuan sedimen. Baik

batuan sedimen atau beku dapat berubah bentuk dalam waktu yang sangat lama karena adanya perubahan temperatur dan tekanan yang kemudian menghasilkan batuan malihan atau batuan metamorf.

Beragam jenis batuan beku dapat dilihat dari tekstur batuan dan hanya ahli geologi yang dapat mengidentifikasinya. Karena mata juga memiliki tingkat ketelitian dalam mengidentifikasi objek, maka perlu suatu alat bantu perbandingan tenaga Ahli untuk memperkuat klasifikasi jenis batuan beku dengan waktu yang relatif singkat dan akurasi yang tinggi. Melalui Tugas Akhir ini penulis melakukan penelitian untuk merancang sistem yang mampu mengidentifikasi jenis batuan beku.

Penelitian ini menggunakan metode *Discrete Cosine Transform* (DCT) sebagai ekstraksi ciri yang digunakan, sedangkan jenis *classifier* yang digunakan adalah *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Pemilihan DCT sebagai pendekatan, bukan tidak lain karena ketahanannya dalam kompresi JPEG dibandingkan dengan domain spasial. Prinsip DCT yang sederhana yakni mengkonversi domain spasial ke dalam domain frekuensi dengan melewatkan frekuensi tinggi pada citra, mengingat persepsi mata manusia lebih sensitif terhadap frekuensi rendah.

Dengan adanya penelitian ini diperoleh hasil perangkat lunak yang dapat mengklasifikasikan jenis batuan beku dengan akurasi yang baik dengan penggunaan metode yang tepat.

2. Dasar Teori

2.1 Batuan Beku

Batuan beku atau *igneous rock* (dari Bahasa Latin : *ignis*, “ api”) adalah jenis batuan yang terbentuk dari magma yang keluar dari perut bumi yang mendingin dan mengeras, dengan atau tanpa proses kristalisasi, baik di bawah permukaan sebagai batuan intrusif (plutonik) maupun di atas permukaan sebagai batuan ekstrusif (vulkanik). Pada saat magma mengalami penurunan suhu akibat perjalanan ke permukaan bumi, maka mineral-mineral akan terbentuk. Peristiwa tersebut dikenal dengan peristiwa penghabluran. Berdasarkan penghabluran mineral-mineral silikat (magma) [4], dimana komposisi magma berubah sifat dari basaltis → andesitik → rhyolitik oleh N.L. Bowen (1887-1956) disusun suatu seri yang dikenal dengan Bowen's Reaction Series (lihat Gambar 2.2) [8].



Gambar 2.2 Seri Reaksi Bowen (Sumber : [8])

Berdasarkan teksturnya, batuan beku bisa dibedakan menjadi batuan beku plutonik dan vulkanik. Perbedaan antara keduanya bisa dilihat dari besar mineral penyusun batuan. Batuan beku plutonik umumnya terbentuk dari pembekuan magma yang relatif lebih lambat sehingga mineral mineral penyusunnya relatif besar. Contoh batuan ini seperti Gabro, Diorite, dan Granit. Sedangkan batuan beku vulkanik umumnya terbentuk dari pembekuan magma yang sangat cepat misalnya akibat letusan gunung api, sehingga mineral penyusunnya lebih kecil. Contoh batuan ini yaitu Basalt, Andesit, Dacite [9].

2.2. Citra Digital^[4]

Citra merupakan suatu fungsi kontinu dari intensitas cahaya atau derajat keabuan dalam bidang 2 dimensi yang dapat direpresentasikan dengan $f(x,y)$, di mana x dan y menyatakan koordinat posisi *pixel* itu berada, dan nilai $f(x,y)$ menunjukkan intensitas (derajat keabuan) *pixel* atau *picture element* pada koordinat tersebut. *Pixel* itu sendiri merupakan satuan atau elemen terkecil dari citra yang menempati suatu posisi yang menentukan resolusi citra tersebut. Ketika sebuah citra diolah dengan menggunakan komputer, maka nilai-nilai x , y , dan $f(x,y)$ harus berada pada jangkauan atau range tertentu yang jumlahnya terbatas. Citra dengan ketentuan tersebut dinamakan citra digital. Secara matematis persamaan untuk fungsi intensitas $f(x,y)$ adalah:

$$0 < f(x,y) < \infty \quad (2.1)$$

Sebuah citra harus direpresentasikan dengan nilai-nilai diskrit agar dapat diolah dengan komputer. Citra digital tersebut diwakili oleh sebuah matriks yang terdiri dari M kolom N baris. Misalkan f merupakan sebuah citra digital 2 dimensi berukuran $N \times M$. Maka representasi f dalam sebuah matriks dapat dilihat pada gambar di bawah ini, dimana $f(0,0)$ berada pada sudut kiri atas dari matriks tersebut, sedangkan $f(N-1, M-1)$ berada pada sudut kanan bawah.

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1, M-1) \end{bmatrix}$$

2.4. Discrete Cosine Transform (DCT)

Discrete Cosine Transform (DCT) mengkonversi domain spasial ke dalam domain frekuensi dengan melewati frekuensi tinggi pada citra, mengingat persepsi mata manusia lebih sensitive terhadap frekuensi rendah^[3]. Transformasi ke domain frekuensi ini sangat menguntungkan untuk pengenalan citra, karena sebuah citra dapat diwakili oleh sebagian kecil koefisien hasil transformasi. DCT sendiri dikenal memiliki ketahanan dalam kompresi JPEG dibandingkan dengan domain spasial. Metode ini mempresentasikan citra dari penjumlahan kontinu pada magnitudo dan fasa^[1], dengan masukan DCT berupa data dua dimensi $N \times N$. Sifat dari DCT adalah mengubah informasi citra yang signifikan dikonsentrasikan hanya pada beberapa koefisien DCT^[3].

$$C(u, v) = \frac{2}{\sqrt{MN}} C(u)C(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x, y) \cos\left(\frac{(2x+1)u\pi}{2N}\right) \cos\left(\frac{(2y+1)v\pi}{2M}\right) \quad (2.2)$$

dengan $u = 0, \dots, N-1$, dan $v = 0, 1, 2, \dots, M-1$

dimana $C(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & \text{untuk } u = 0 \\ 1, & \text{untuk lainnya} \end{cases}$

2.5. K- Nearest Neighbor (K-NN)

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data uji yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Pada data latih biasanya diambil lebih dari satu tetangga terdekat dengan data uji kemudian algoritma ini digunakan untuk menentukan kelasnya^[5].

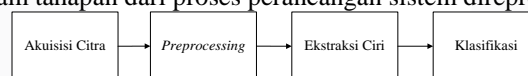
Klasifikasi K-NN mempunyai dua langkah, yaitu :

1. Menentukan tetangga – tetangga terdekat, tergantung berapa banyaknya nilai k yang ditentukan (harus ganjil).
2. Menentukan kelas dari masing – masing tetangga tersebut^[2].

3. Perancangan Sistem

3.1 Blok Diagram Sistem

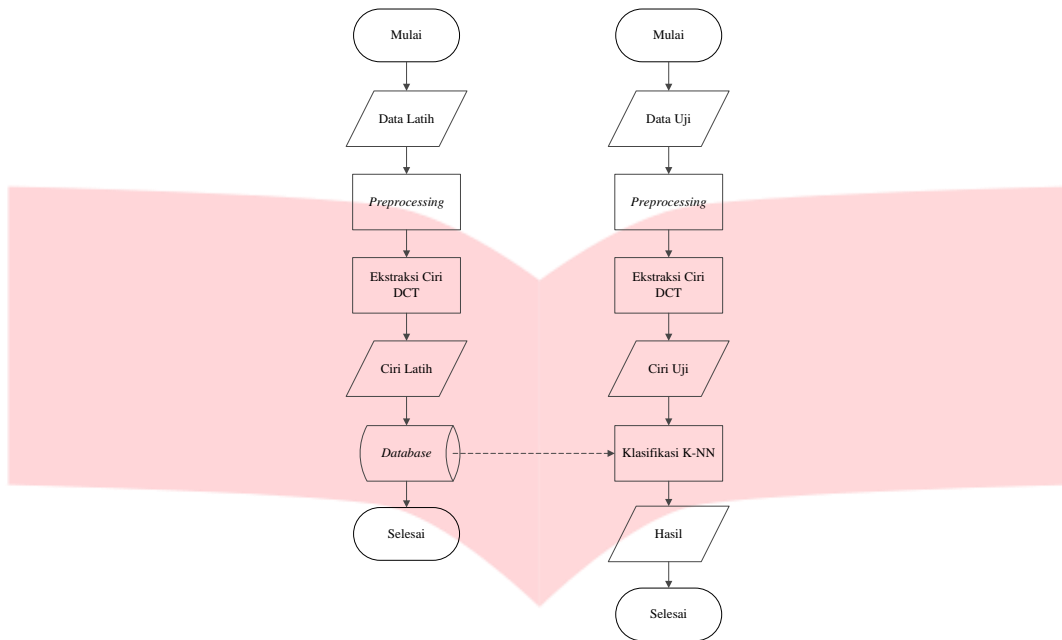
Secara keseluruhan blok diagram tahapan dari proses perancangan sistem direpresentasikan sebagai berikut :



Gambar 3.1 Blok Diagram Sistem

Diagram blok pada Gambar 3.1 menjelaskan citra jenis batuan beku mengalami dua tahap yakni tahap latih dan tahap uji. Tahap latih adalah proses pencarian nilai *pixel* yang menjadi acuan untuk *database* program, dimana nilai *pixel* tersebut yang akan dicocokkan dengan citra uji untuk mendeteksi kelas batuan beku. Sedangkan tahap uji adalah proses yang digunakan untuk menguji data citra sehingga dapat diklasifikasikan oleh perangkat lunak. Dalam tahap latih digunakan citra latih sebanyak 10 citra untuk tiap kelasnya. Sedangkan dalam tahap uji digunakan citra uji sebanyak citra 20 tiap kelasnya.

Pada tahap latih setiap prosesnya terdiri atas *preprocessing* terhadap data latih citra yang dimasukkan, kemudian dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan DCT. Pada tahap uji, setelah dilakukan *preprocessing* kemudian ekstraksi ciri selanjutnya citra dideteksi dengan menggunakan metode klasifikasi K-NN untuk mengetahui kecocokan nilai *pixel* dari data uji terhadap data latih sehingga didapatkan hasil klasifikasi jenis batuan beku. Gambaran umum sistem simulasi dan analisis dari penelitian dapat dilihat sebagai berikut (lihat Gambar 3.2) :

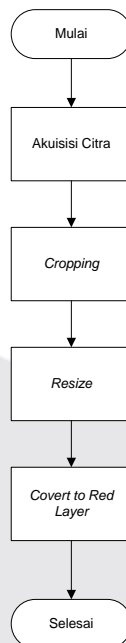


Gambar 3.2 Diagram Alir Proses Identifikasi (a) Proses Latih dan (b) Proses Uji

3.2 Akuisisi Citra

Akuisisi citra adalah tahapan untuk mendapatkan citra digital yang sesuai dengan kebutuhan. Citra digital yang digunakan sebagai data uji dan data latih pada penelitian ini didapat dari hasil *capture* kamera SLR Canon dengan resolusi 12MP. Citra jenis batuan beku dibagi menjadi dua yaitu batuan makro, dimana pengambilan data citra batuan secara langsung, dan batuan mikro dimana menggunakan sayatan tipis dari batuan makro yang pengambilan data dilakukan menggunakan SLR yang dihubungkan langsung oleh mikroskop. Jumlah citra jenis batuan beku sebanyak 180 citra untuk batuan makro dan mikro yang terbagi dalam tiga kelas masing masing memiliki 10 data latih dan 20 data uji.

3.3 Preprocessing

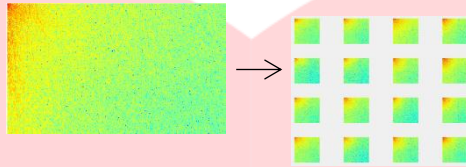


Gambar 3.4 Tahap *Preprocessing*

Pada tahap *preprocessing* dilakukan yang dilakukan untuk mempersiapkan citra yang masih kasar sehingga dapat diolah lebih lanjut. Tujuan dari *pre-processing* untuk meningkatkan kualitas dari citra masukan yang diperoleh. Dijelaskan pada Gambar 3.4 di atas bahwa citra awal diproses untuk dicropping menjadi 1024x1024 piksel lalu di konversi dari RGB ke layer red, proses tersebut bertujuan untuk mereduksi citra tiga dimensi menjadi satu dimensi saja dengan nilai intensitas yang sama sehingga dapat mempercepat proses komputasi.

3.4 Ekstraksi Ciri DCT

Pada proses ini, hasil *preprocessing* menjadi masukan pada proses ekstraksi. Dalam tahapan ini, layer *Red* suatu citra ditransformasikan ke domain frekuensi menggunakan metode DCT. Kemudian, hasil transformasi tersebut dibagi menjadi beberapa blok. Blok DCT ($N \times N$) terdiri dari berbagai ukuran, antara lain blok 64, 128, 256, dan 512. Selanjutnya diambil 1 blok dengan frekuensi terendah (DC) untuk mendapatkan ciri yang merepresentasikan citra. Alasan diambilnya frekuensi DC karena informasi terdapat didalamnya. Nantinya dalam pengujian sistem DCT, komponen yang diujikan untuk memperoleh ciri adalah komponen DC dan komponen AC.



Gambar 3.5 Blok DCT pada citra masukan

Gambar 3.5 menggambarkan proses blok DCT 256 pada citra masukan berukuran 1024x1024 *pixel* yang menghasilkan blok sebesar 4x4.

3.5 Klasifikasi K-NN

Jenis klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *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 . Nilai k yang digunakan pada klasifikasi K-NN sistem ini adalah $k=1, 3, 5, 7$, dan 9. 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*. *Euclidean* dan *Cityblock* tergolong dalam metode pengukuran kemiripan berdasarkan geometrik, sedangkan *Correlation* dan *Cosine* tergolong dalam metode pengukuran kemiripan berdasarkan himpunan.

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

Data citra masukan berupa citra batuan beku yang di foto dengan menggunakan Camera Canon dengan format .JPG dibagi menjadi 2 bagian yaitu Batuan Makro dan Batuan Mikro yang masing-masing batuan memiliki 3 kelas, yaitu kelas Andesite, Gabro, dan Granite. Total data setiap batuan berjumlah 90 citra untuk tiga kelas dengan rincian 10 citra untuk setiap kelas pada data latih dan 20 citra untuk setiap kelas pada data uji.

Citra yang dijadikan sebagai data latih akan disimpan di *database* dari setiap kelasnya. Citra uji yang telah diakuisisi masuk ke tahap *preprocessing*. Untuk tahap *preprocessing* ekstraksi ciri DCT yaitu citra yang sudah diakuisisi diubah menjadi citra dengan satu layer, yaitu *layer red* saja.

2. Tahap Kedua

Setelah tahap *preprocessing*, kemudian dilakukan proses ekstraksi ciri dengan menggunakan metode *Discrete Cosine Transform* (DCT). Pada tahap kedua ini bertujuan untuk menentukan ciri dari masing masing citra dengan menganalisis tiap parameter yang sesuai dengan ketentuan pada metode DCT. Pada metode DCT, yang digunakan dalam pengujian tahap ini adalah dengan cara mengubah-ubah ukuran blok citra. Dimana citra dengan ukuran 1024 x 1024 terbagi menjadi 4 blok, yaitu blok 64, 128, 256, dan 512.

3. Tahap Ketiga

Setelah tahap ekstraksi ciri, kemudian dilakukan proses klasifikasi atau pengelompokkan citra menjadi beberapa kelas dimana terdapat tiga kelas jenis batuan beku yaitu Andesit, Gabro, dan Granite dengan menggunakan klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Parameter yang digunakan yaitu nilai k , dengan nilai 1, 3, 5, 7, dan 9 dan jenis jarak yang digunakan yaitu *Euclidean*, *Cosine*, *Correlation*, dan *Cityblock*.

4. Tahap Keempat

Tahap terakhir ini merupakan tahap untuk memperoleh tingkat akurasi dan waktu komputasi yang paling baik dengan mengubah parameter DCT dan K-NN.

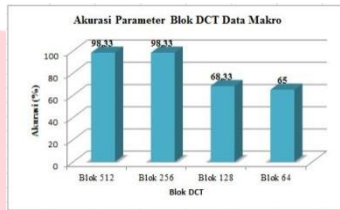
4.2 Analisis Pengujian Sistem

4.2.1 Pengujian Pengaruh Parameter Blok DCT Data Makro

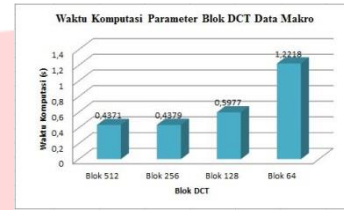
Pada Tabel 4.1 di bawah ini merupakan hasil pengujian pada data batuan makro berdasarkan parameter blok DCT. Pengujian menggunakan blok DCT 64, 128, 256, dan 512, dengan nilai $k = 1$ dan jenis jarak K-NN *euclidean*.

Tabel 4.1 Akurasi dan Waktu Komputasi Blok DCT Data Makro

Blok DCT	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah Data Benar
Blok 512	98,33	0,4371	59
Blok 256	98,33	0,4379	58
Blok 128	68,33	0,5977	41
Blok 64	65	1,2218	39



Gambar 4.1 Akurasi Blok DCT Data Makro



Gambar 4.2 Waktu Komputasi Blok DCT Data Makro

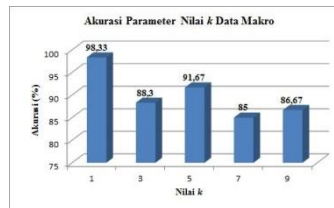
Dari grafik tersebut dapat disimpulkan bahwa akurasi terbesar didapatkan pada Blok 512 dan 256 sebesar 98,33% dan akurasi terkecil pada saat Blok 64 dengan akurasi sebesar 65% dengan waktu komputasi 1,2218s. Karena hasil yang didapatkan di blok 512 dan 256 sama, maka untuk mendapatkan hasil akurasi yang tepat kita perlu melihat waktu komputasi yang terkecil, sehingga blok 512 dengan akurasi 98,33% dengan waktu komputasi 0,4371s yang paling tinggi. Hasil ini dikarenakan bahwa semakin kecil ukuran blok DCT maka semakin kecil akurasi dan waktu komputasi yang diperlukan oleh sistem semakin lama atau besar.

4.2.2 Pengujian Pengaruh Parameter Nilai k Data Makro

Hasil pengujian pada Tabel 4.2 berikut merupakan pengujian selanjutnya untuk mengetahui perubahan parameter nilai k pada proses klasifikasi. Dari hasil pada Tabel 4.1 didapatkan akurasi terbaik pada saat menggunakan blok DCT 512. Pengujian di bawah ini menggunakan 60 data uji dengan blok DCT 512, nilai $k = 1, 3, 5, 7, 9$ dan jenis jarak K-NN Euclidean.

Tabel 4.2 Akurasi dan Waktu Komputasi Nilai k Data Makro

Jenis Jarak	K	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah Data Benar
Euclidean	1	98,33	0,4371	59
	3	88,3	0,4392	53
	5	91,67	0,442	55
	7	85	0,4694	51
	9	86,67	0,4426	52



Gambar 4.3 Akurasi Nilai k Data Makro



Gambar 4.4 Waktu Komputasi Nilai k Data Makro

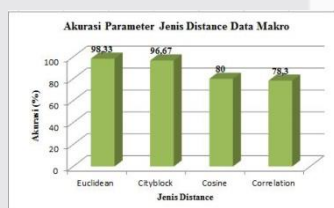
Pengaruh nilai k pada K-NN terhadap peromansi sistem dapat dilihat pada grafik di atas dimana didapatkan akurasi terbesar pada saat nilai $k = 1$ sebesar 98,33% sedangkan akurasi terkecil pada saat $k = 7$ dengan nilai 85%. Untuk waktu komputasi terbesar terjadi pada saat $k = 7$ dengan nilai 0,4694s dan waktu komputasi terkecil didapatkan pada saat $k = 1$ sebesar 0,4371s. Nilai k yang digunakan harus ganjil sehingga sistem tidak akan mengalami kebingungan saat menentukan kelas berdasarkan jarak terdekatnya.

4.2.3 Pengujian Pengaruh Parameter Jenis Jarak Data Makro

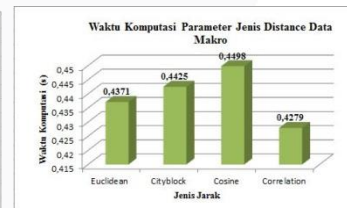
Pada Tabel 4.3 di bawah ini menunjukkan hasil pengujian pengaruh jenis jarak K-NN terhadap peromansi sistem untuk jenis batuan beku makro. Mengacu dari hasil yang didapatkan pada Tabel 4.2, akurasi terbaik saat menggunakan nilai $k = 1$. Pengujian di bawah ini menggunakan 60 data uji dengan Blok DCT 512, nilai $k = 1$, dan jenis jarak K-NN yang digunakan yaitu Euclidean, Cityblock, Cosine, dan Correlation.

Tabel 4.3 Akurasi dan Waktu Komputasi Jenis Jarak Data Makro

K	Jenis Jarak	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah Data Benar
1	Euclidean	98,33	0,4371	59
	Cityblock	96,67	0,4425	58
	Cosine	80	0,4498	48
	Correlation	78,3	0,4279	47



Gambar 4.5 Akurasi Jenis Jarak Data Makro



Gambar 4.6 Waktu Komputasi Jenis Jarak Data Makro

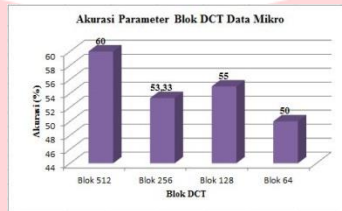
Pada grafik di atas dapat disimpulkan bahwa akurasi tertinggi didapatkan pada saat jenis jarak Euclidean dengan nilai 98,33 dengan waktu komputasi sebesar 0,4371s. Sedangkan untuk akurasi terkecil saat jenis jarak Correlation yaitu 78,33% dengan waktu komputasi sebesar 0,4279s.

4.2.4 Pengujian Pengaruh Parameter Blok DCT Data Mikro

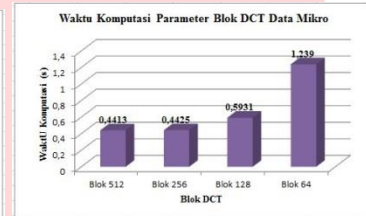
Hasil pengujian di bawah ini untuk mendapatkan blok DCT pada proses ekstraksi ciri yang terbaik terhadap akurasi dan waktu komputasi. Pada Tabel 4.4 di bawah ini merupakan hasil pengujian pada data batuan mikro berdasarkan parameter blok DCT. Pengujian menggunakan blok DCT 64, 128, 256, dan 512, dengan nilai $k = 1$ dan jenis jarak K-NN *euclidean* dengan jumlah data uji sebanyak 60

Tabel 4.4 Akurasi dan Waktu Komputasi Blok DCT Data Mikro

Blok DCT	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah Data Benar
Blok 512	60	0,4413	36
Blok 256	53,33	0,4425	32
Blok 128	55	0,5931	33
Blok 64	50	1,239	30



Gambar 4.7 Akurasi Blok DCT Data Mikro



Gambar 4.8 Waktu Komputasi Blok DCT Data Mikro

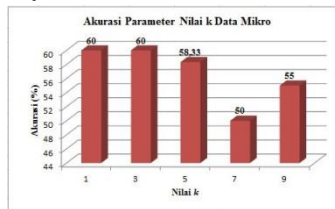
Berdasarkan grafik 4.3 di atas didapatkan akurasi terbesar pada saat blok 512 dengan nilai akurasi sebesar 60% dan akurasi terkecil di blok 64 dengan nilai 50%. Hasil waktu komputasi terbesar didapatkan pada saat blok 64 sebesar 1,239s, sedangkan untuk waktu komputasi terkecil disaat blok 512 yaitu dengan nilai 0,4413s.

4.2.5 Pengujian Pengaruh Parameter Nilai k Data Mikro

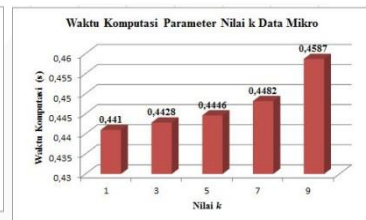
Pengujian selanjutnya dilakukan untuk mengetahui pengaruh parameter nilai k pada proses klasifikasi dapat dilihat pada tabel 4.5 berikut. Dari hasil pada Tabel 4.4 didapatkan akurasi terbaik pada saat menggunakan blok DCT 512. Pengujian pada tahap ini menggunakan dengan blok DCT 512, nilai $k = 1, 3, 5, 7, 9$ dan jenis jarak K-NN Euclidean dengan jumlah data uji sebanyak 60.

Tabel 4.5 Akurasi dan Waktu Komputasi Nilai k Data Mikro

Jenis Jarak	K	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah Data Benar
Euclidean	1	60	0,4410	36
	3	60	0,4428	36
	5	58,33	0,4446	35
	7	50	0,4482	30
	9	55	0,4587	33



Gambar 4.9 Akurasi Nilai k Data Mikro



Gambar 4.10 Waktu Komputasi Nilai k Data Mikro

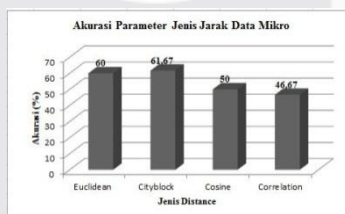
Pengaruh nilai k pada K-NN terhadap perfromansi sistem dapat dilihat pada grafik di atas dimana didapatkan akurasi terbesar pada saat nilai $k = 1$ sebesar 60% sedangkan akurasi terkecil pada saat $k = 7$ dengan nilai 50%. Untuk waktu komputasi terbesar terjadi pada saat $k = 9$ dengan nilai 0,4587s dan waktu komputasi terkecil didapatkan pada saat $k = 1$ sebesar 0,4410s.

4.2.6 Pengujian Pengaruh Parameter Jenis Jarak Data Mikro

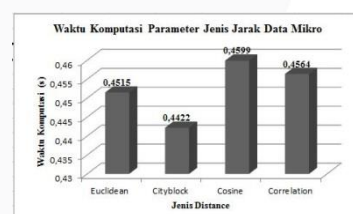
Pada Tabel 4.6 di bawah ini menunjukkan hasil pengujian pengaruh jenis jarak K-NN terhadap perfromansi sistem untuk jenis batuan beku mikro dengan 60 data uji. Mengacu dari hasil yang didapatkan pada Tabel 4.5, akurasi terbaik saat menggunakan nilai $k = 1$. Pengujian di bawah ini menggunakan blok DCT 512, nilai $k = 1$, dan jenis jarak K-NN yang digunakan yaitu Euclidean, Cityblock, Cosine, dan Correlation.

Tabel 4.6 Akurasi dan Waktu Komputasi Jenis Jarak Data Mikro

K	Jenis Jarak	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah Data Benar
1	Euclidean	60	0,4515	36
	Cityblock	61,67	0,4422	37
	Cosine	50	0,4599	30
	Correlation	46,67	0,4564	28



Gambar 4.11 Akurasi Jenis Jarak Data Mikro



Gambar 4.12 Waktu Komputasi Jenis Jarak Data Mikro

Pada grafik di atas dapat disimpulkan bahwa akurasi tertinggi didapatkan pada saat jenis jarak Cityblock dengan nilai 61,67% dengan waktu komputasi sebesar 0,4422s. Sedangkan untuk akurasi terkecil saat jenis jarak Correlation yaitu 46,67% dengan waktu komputasi sebesar 0,4564s.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada sistem pengklasifikasian jenis batuan beku pada penelitian ini, didapatkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Sistem ini sudah mampu mengklasifikasikan jenis batuan beku menggunakan metode ekstraksi ciri DCT dan klasifikasi KNN
2. Simulasi klasifikasi jenis batuan beku dilakukan dengan tahapan akuisisi citra berupa pengambilan citra batuan menggunakan kamera SLR Canon untuk batuan makro, dan Mikroskop untuk batuan mikro. Kemudian dilanjutkan dengan *preprocessing*. Ekstraksi ciri berdasarkan tekstur batuan beku dengan DCT dan klasifikasi jenis batuan beku menggunakan K-NN.
3. Metode DCT dan K-NN lebih cocok digunakan untuk mengklasifikasi jenis batuan beku berupa batuan makro, karena menghasilkan akurasi sebesar 98,33% dengan waktu komputasi 0,4371s
4. Blok DCT 512 mendapatkan akurasi yang terbaik di semua pengujian
5. Nilai k untuk mendapatkan akurasi maksimal yaitu pada $k = 1$
6. Semakin kecil ukuran blok DCT, semakin banyak data yang akan diproses sehingga dapat mempengaruhi waktu komputasi semakin lama.

5.2 Saran

Saran yang dapat diajukan untuk penelitian selanjutnya, yaitu :

1. Menggunakan metode yang berbeda untuk mengklasifikasi jenis batuan beku, agar dapat dibandingkan metode mana yang lebih baik
2. Mengembangkan jenis batuan yang akan diteliti
3. Menggunakan tahap *preprocessing* lain agar menghasilkan ciri yang lebih baik
4. Diimplementasikan pada Android

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Agus Prijono & Marvin Ch. Wijaya.2007. *Pengolahan Citra Digital Menggunakan MatLAB Image Processing Toolbox*. Bandung : Informatika.
- [2] Apryaleva, Viona.2015. *Simulasi dan Analisis Sistem Klasifikasi Batubara Menggunakan Discrete Wavelet Transform (DWT), Fuzzy Color Histogram (FCH) dan K-Nearest Neighbor (K-NN) pada Citra Digital*. Universitas Telkom.
- [3] Noviard, Wibi.2008. *Penyisipan Logo Discrete Cosine Transform Sebagai Watermark Pada Citra Digital*. Jakarta: Universitas Al-Azhar Indonesia.
- [4] Ramadhani, Triza Rizky.2012. *Pengklasifikasian Kualitas Minyak Bumi dengan Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Analisis Warna dan JST SOM*. Institut Teknologi Telkom.
- [5] Rangi, Galuh Laksmi.2015. *Simulasi dan Analisis Sistem Klasifikasi Batubara Menggunakan Fuzzy Color Histogram (FCH), Discrete Cosine Transform (DCT), dan K-Nearest Neighbor pada Citra Digital*. Universitas Telkom.
- [6] Setiawan, Samhis.2016. *Penjelasan Batuan di Indonesia Beserta Jenis dan Contohnya*. dalam <http://www.gurupendidikan.com/penjelasan-batuan-di-indonesia-beserta-jenis-dan-contohnya>
- [7] Sutoyo.2009. *Teori pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- [8] Tarbuck, E.J., Lutgens, F.K., & Tasa, D.2014. *Earth: Introduction to Physical Geology*. Pearson.
- [9] Taufik, Achmad.2016. *Batuan*. dalam <https://id.scribd.com/doc/28184963/Batuan-Batu-Adalah-Sejenis-Bahan-Yang>