

## KLASIFIKASI JENIS BATUAN BEKU BERDASARKAN TEKSTUR DENGAN METODE TRANSFORMASI *CURVELET* DAN *K-NEAREST NEIGHBOR* (K-NN) *Igneous Rock Classification Based On Texture Using Curvelet Transform and K-Nearest Neighbor (K-NN)*

Mila Muliani<sup>1</sup>, Dr.Ir.Bambang Hidayat, DEA<sup>2</sup>, Dr.Ir.Andri Slamet Subandrio, Dipl.Geol<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Intitut Teknologi Bandung  
Jln. Telekomunikasi No.1 Terusan Buah Batu Bandung 40257 Indonesia

[1milamuliani@gmail.com](mailto:milamuliani@gmail.com), [2bhidayat@telkomuniversity.ac.id](mailto:bhidayat@telkomuniversity.ac.id), [3andri@gc.itb.ac.id](mailto:andri@gc.itb.ac.id)

### ABSTRAK

Batu adalah salah satu bagian dari kekayaan alam di Indonesia. Dengan banyaknya berbagai jenis batuan yang tersebar di seluruh alam Indonesia, diperlukan banyaknya orang ahli dalam mengenal jenis bebatuan di Indonesia. Terdapat banyak cara untuk mengidentifikasi sebuah batu, bisa dilihat langsung secara kasat mata dan bisa juga lewat alat mikroskop. Dari cara tersebut mungkin yang paling mudah adalah secara kasat mata untuk langsung mengenali jenis batuan tersebut, oleh karena itu diperlukan suatu alat bantu sebagai pembanding tenaga ahli untuk meyakinkan klasifikasi jenis batuan beku dengan akurasi yang tinggi dan waktu yang singkat.

Pada Tugas Akhir ini diimplementasikan ilmu Pengolahan Sinyal Digital (PSD) yang mana menciptakan sebuah sistem berbasis Matlab dengan mendeteksi citra batuan yang di masukan ke dalam sistem. Lalu, pada Tugas Akhir ini juga direalisasikan sebuah aplikasi untuk mengidentifikasi jenis batuan beku menggunakan metode ekstraksi ciri Transformasi *Curvelet* yang keunggulannya optimal dalam merepresentasikan objek bertepi terutama garis lengkung dan juga setiap citra batuan dicari similaritasnya dengan menggunakan *k-Nearest Neighbor* (K-NN) untuk mengklasifikasikannya.

Dari hasil pengujian performansi sistem, didapatkan bahwa hasil performansi sistem mencapai akurasi tertinggi saat proses ekstraksi ciri menggunakan *Curvelet* skala 5 orientasi 16. Dari hasil pengujiannya, didapatkan hasil akurasi terbaik sekitar 88,89% untuk citra megaskopis, 80% untuk citra mikroskopis *parallel* nikol, dan 73,33% untuk citra mikroskopis *cross* nikol.

**Kata Kunci :** Batuan Beku , Transformasi *Curvelet*, *K-Nearest Neighbor*.

### ABSTRACT

*Rocks is one part of the natural wealth in Indonesia. With so many different types of rocks scattered throughout Indonesia, it takes a lot of experts to know the type of rocks in Indonesia. There are many ways to identify a stone, can be seen directly by naked eye and can also through microscopes. From that way probably the easiest is seen directly by naked eye to immediately recognize the type of rock, therefore required a tool as a comparison of experts to ensure the classification of igneous rock types with high accuracy and a short time.*

*In this final project implemented science of Digital Signal Processing (DSP) which creates a Matlab based system by detecting the rock image which input into the system. Then, in this final project is also realized an application to identify the type of igneous rock using extraction feature Curvelet Transform method which is its optimal superiority in representing the edged object especially curved lines and also each rock image sought similarity with K-Nearest Neighbor (K-NN).*

*From the results of system performance testing, it was found that the results of the system performance reached the highest accuracy when the feature extraction process using Curvelet 5 scale orientation 16. From the test results, obtained the best accuracy is about 88,89% for megaskopic image, 80% for the image of a microscope parallel nikol, and 73.33% for microscopic images cross nikol.*

**Keywords :** *Igneous Rock, Curvelet Transform and K-Nearest Neighbor (K-NN)*

## 1. Pendahuluan

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Batu merupakan bagian dari kekayaan alam Indonesia. Batu merupakan penyusun kerak bumi dan juga merupakan suatu agregat mineral-mineral yang sudah mengeras yang terjadi akibat proses secara alami yaitu seperti, membeku, pelapukan, mengendap, dan juga proses kimia. Batuan di bumi dapat dibagi menjadi 3 golongan dan biasanya terbagi menurut proses terbentuknya. Pertama adalah batuan beku, yang terbentuk dari magma pijar yang mendingin menjadi padat. Kedua adalah batuan sedimen, batu ini terbentuk karena proses pemadatan endapan, hasil erosi atau batuan yang terjadi karena akumulasi batuan yang sudah ada sebelumnya. Dan ketiga adalah jenis batuan metamorf yang mana terbentuk dari hasil metamorfisme suatu tipe batuan yang sudah ada sebelumnya.<sup>[2]</sup>

Karena di Indonesia ini sangat kaya akan jenis batuan seperti yang dijelaskan di atas maka tentunya pasti sering sekali kita lihat di sekitar jenis batuan tersebut. Tidak banyak dari kita yang langsung mengetahui jenis batuan yang terlihat di sekitar kita. Mungkin hanya para ahli geologi yang akan langsung mengetahui jenis batuan

tersebut. Belum lagi dari tiga jenis batuan ini terbagi lagi jenis batuan. Seperti yang difokuskan pada penelitian ini yaitu batuan beku, yang mana jenis batuan ini dibagi lagi berdasarkan tempat pembekuannya dan juga berdasarkan kandungannya. Cara yang paling mudah untuk identifikasi batu adalah secara kasat mata untuk langsung mengenali jenis batuan tersebut, oleh karena itu diperlukan suatu alat bantu sebagai pembanding tenaga ahli untuk meyakinkan klasifikasi jenis batuan beku dengan akurasi yang tinggi dan waktu yang singkat.

Maka dari itu, pada tugas akhir ini diimplementasikan sebuah sistem simulasi yang mana bisa mengidentifikasi dan mendeteksi pada jenis batuan beku yang ada di sekitar kita dengan pengambilan citra batuan dari dari Laboratorium Aplikasi dan Permodelan Geologi, Institut Teknologi Bandung (ITB). Lalu setelah itu dibedakan lagi berdasarkan berdasarkan tekstur dari masing-masing batu tersebut dengan menggunakan metode pengolahan ekstraksi ciri *Curvelet*. Kemudian dari hasil ekstraksi ciri tersebut dapat diperoleh perbedaan ciri batuan dan di klasifikasikan dengan menggunakan metode *k-NN* (*k-Nearest Neighbor*).

## 2. Dasar Teori

### 2.1 Batuan Beku<sup>[2]</sup>

Batuan beku merupakan salah satu dari sumber daya alam yang kegunaannya banyak dibutuhkan untuk kehidupan manusia yang biasanya untuk bahan dasar industri. Batuan beku adalah batuan yang berasal dari proses pendinginan dan penghabluran lelehan batuan didalam bumi yang berasal dari magma, baik di bawah permukaan bumi (intrusif) maupun di atas permukaan bumi (ekstrusif). Magma ini berasal dari batuan setengah cair ataupun batuan yang sudah ada, baik di mantel ataupun kerak bumi. Biasanya proses pelelehan terjadi karena kenaikan temperatur, penurunan temperatur, dan perubahan komposisi.

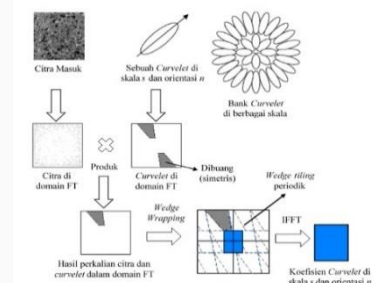
### 2.2 Curvelet Transform<sup>[8]</sup>

Pada pengambilan ciri dari citra yang dicari maka harus dilakukan transformasi *curvelet* digital pada 2-D Cartesian grid  $f[m,n]$ ,  $0 \leq m < M$ ,  $0 \leq n < N$  dengan menggunakan persamaan 2.2 berikut,

$$C^D(a, b, \theta) = \sum_{\substack{0 \leq m \leq M \\ 0 < n < N}} f[m,n] \Psi_{a,b,\theta}^D[m,n] \quad (2.1)$$

dimana  $C^D$  adalah hasil *curvelet*,  $a$  adalah sumbu  $x$ ,  $b$  adalah sumbu  $y$ ,  $\theta$  adalah sudut orientasi,  $M$  adalah baris,  $N$  adalah kolom, dan  $\Psi_{a,b,\theta}^D[m,n]$  merupakan sinyal dari matriks citra  $M \times N$

Transformasi *Curvelet* digital diimplementasikan dengan menggunakan *Fast Discrete Curvelet Transform* (FDCT) *wrapping based*. *Fast Discrete Curvelet Transform wrapping based* ini merupakan pengembangan transformasi *Curvelet* generasi kedua yang lebih mudah dipelajari, lebih cepat, dan lebih sedikit *redundant*. Pada dasarnya FDCT ini di hitung pada *domain* spektral untuk menggali kelebihan dari *Fast Fourier Transform* (FFT). Gambar 2.1 menunjukkan proses *Fast Discrete Curvelet Transform wrapping based*.



Gambar 2.1 Alur FDCT Wrapping based

Diberikan sebuah citra, Maka citra dan *Curvelet* ditransformasikan kedalam *domain* frekuensi dengan FFT untuk menggali kelebihan dari metode spektral, lalu dilakukan perkalian matriks ( $\cdot$ ) untuk menghasilkan sebuah citra hasil yang kita sebut dengan citra produk. Setelah didapatkan citra produk dilakukan *Inverse Fast Fourier Transform* (IFFT) pada *domain* spektral untuk mendapatkan koefisien *Curvelet* pada skala dan orientasi *Curvelet* tertentu.

Setelah dilakukan *Fast Discrete Curvelet Transform*, dihasilkan matriks koefisien *Curvelet*. Setelah didapatkan koefisien *Curvelet* lalu digunakan metode spasial/metode statistik untuk mendapatkan ciri tekstur dari distribusi statistik intensitas koefisien *Curvelet*. Nilai statistik tersebut adalah *mean* dan standar deviasi. Nilai *mean* tersebut menyimpan informasi yang terkandung didalam koefisien *Curvelet*. Sedangkan standar deviasi sebagai informasi seberapa jauh sebaran nilai yang mendekati nilai *mean*. Dari setiap *Curvelet*, didapatkan dua ciri tekstur yaitu *mean* dan standar deviasi. Dengan kata lain, jika  $n$  *Curvelet* digunakan untuk transformasi maka didapatkan  $2n$  ciri tekstur.  $2n$  dimensi vektor ciri tekstur inilah yang nantinya merepresentasikan citra di dalam sistem klasifikasi batuan beku ini.

### 2.3 K- Nearest Neighbor (K-NN)<sup>[9]</sup>

*K-Nearest Neighbor* (*K-NN*) merupakan sebuah algoritma dengan sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek data uji yang berjarang sangat dekat dengan obojek tersebut. Biasanya pada data latih

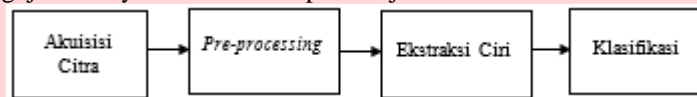
diambil lebih dari satu tetangga terdekat dengan data uji lalu algoritma ini digunakan untuk menentukan kelasnya. Algoritma K-NN:

1. Tentukan nilai  $k$ .
2. Hitung jarak antara data baru ke setiap *labeled data*.
3. Tentukan  $k$  *labeled data* yang mempunyai jarak yang paling minimal.
4. Klasifikasikan data baru kedalam *labeled data* yang mayoritas K-NN dipilih berdasarkan metrik jarak.

### 3. Perancangan Sistem

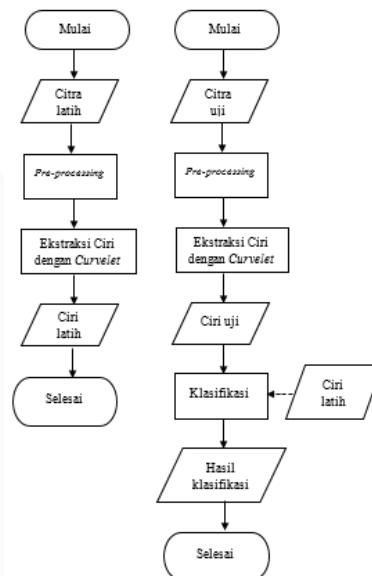
#### 3.1 Blok Diagram Sistem

Dalam tugas akhir ini, model sistem yang dirancang secara umum dibagi menjadi dua tahap yaitu tahap latih dan tahap uji. Tahap latih merupakan proses untuk membentuk sebuah *database* yang akan menyimpan nilai-nilai ciri dari setiap citra yang merupakan data latih. Sedangkan tahap uji adalah proses yang mana digunakan untuk menguji andalnya sistem terhadap data uji.



Gambar 3. 1 Diagram blok umum sistem

Pengolahan citra dilakukan untuk mengolah informasi pada citra batuan beku untuk mendapatkan ciri yang ada pada citra batuan beku tersebut. Lalu setelah mendapatkan ciri dari objek penelitian, dilakukan klasifikasi ciri berdasarkan kelas yang ditentukan. Lihat pada gambar 3.1 untuk blok diagram sistemnya. Gambaran umum sistem simulasi dan analisis dari penelitian dapat dilihat pada gambar 3.2.



Gambar 3. 2 Diagram alir tahap identifikasi proses latih (kiri) dan proses uji (kanan)

#### 3.2 Akuisisi Citra Makroskopis

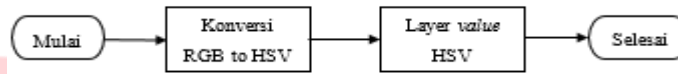
Tahap akuisisi citra ini merupakan tahap awal untuk mendapatkan sebuah citra digital. Proses akuisisi atau bisa disebut juga dengan perekam citra dilakukan secara *offline* menggunakan kamera dari sebuah perangkat kamera DSLR yang beresolusi 12,2 Megapiksel. Citra yang diakuisisi adalah citra berukuran 512 x 512 piksel berformat \*.jpeg dan objek yang diambil adalah objek yang berupa batuan beku jenis andesit, gabro, dan granit. Data latih yang pakai adalah sebanyak 30 batu dan data uji sebanyak 45 batu total dari semua jenis batuan.

#### 3.3 Akuisisi Citra Mikroskopis

Pada proses akuisisi citra mikroskopis ini hampir sama dengan akuisisi citra makroskopis hanya ditambah dengan menggunakan mikroskop petrografi meret Leitz Westlar. Lalu, mikroskop tersebut dihubungkan ke kamera DSLR untuk langsung bisa mengambil citra yang di ambil secara *cross* nikol dan *parallel* nikol. Perbedaan antara *parallel* dan *cross* nikol adalah pada analisatornya. Analisator berfungsi sebagai penyerap cahaya secara terpilih, sehingga hanya cahaya yang bergetar pada arah tertentu saja yang dapat diteruskan. Untuk *parallel* nikol, arah getaran yang diteruskan searah dengan getaran polarisator, sedangkan untuk *cross* nikol arah getaran yang diteruskan tegak lurus dengan arah getar polarisator.

#### 3.3 Preprocessing

*Pre-processing* atau juga dikenal dengan peningkatan kualitas citra yaitu proses yang dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra atau meningkatkan kualitas citra dengan menghilangkan data yang tidak diperlukan untuk mendapatkan deskripsi objek yang diinginkan sehingga bisa memberikan hasil identifikasi yang maksimal. Tahap pada *pre-processing* bisa dilihat pada gambar 3.3.



Gambar 3.3 Diagram alir tahap *pre-processing*

Pada penggunaan sistem koordinat HSV, beberapa pengamatan dapat dibuat dengan daerah warna kubus RGB. Vertek-vertik *cyan*, *magenta*, dan kuning dari kubus memperlihatkan warna yang lebih cerah dari merah, hijau, dan biru, karena, merah, hijau, dan biru diproyeksikan lebih rendah ke sumbu netral. Lakukan dengan cara serupa, semua warna dalam piramida yang ditunjukkan vertek-vertik C, Y, M, dan W berhubungan dengan warna-warna yang lebih terang dan piramida yang ditunjukkan oleh titik pusat dan vertek-vertik R, G, dan B berhubungan dengan warna-warna yang lebih gelap. Warna yang dekat dengan sumbu netral di dalam kubus akan memiliki banyak warna karena ukuran saturasinya kurang dan warna yang lebih jauh dari sumbu ini akan terlihat lebih hidup (*vivid*).

### 3.4 Ekstraksi Ciri Transformasi *Curvelet*

#### 3.4.1 Penentuan Jumlah *Subband* untuk Dekomposisi *Curvelet*

Dalam proses ini, sistem identifikasi jenis batuan melibatkan 5 level dekomposisi *Curvelet* diskrit, yang mana adalah level dekomposisi optimum yang mungkin untuk citra 512 x 512 piksel. Pada proses ini *Wavelet* pada *finest level* akan dipilih dari Transformasi *Curvelet* untuk mereduksi faktor redundansi. Lalu didapatkan satu *subband* pada *coarsest level* dan satu *subband finest level* dekomposisi *Curvelet*. Kemudian, untuk level yang lain dari dekomposisi Transformasi *Curvelet*, didapatkan beberapa jumlah *subband* yang berbeda pada tiap level-nya seperti pada tabel 3.1. Hasil dekomposisi adalah matriks koefisien *Curvelet*.

Berikutnya adalah mengkalkulasikan rata-rata (*mean*) dan standar deviasi dari matriks koefisien *Curvelet* tersebut. Ciri yang dihitung merupakan setengah di awal dari total *subband* pada setiap skalanya (terkecuali *subband* pada *coarsest level* dan *finest level*). Untuk *subband* pada *coarsest level* dan *finest level* dihitung secara terpisah. Untuk alasan mengapa hanya setengah diawal dari total *subband* pada setiap level yang dipertimbangkan untuk perhitungan ciri adalah *Curvelet* pada sudut  $\theta$  menghasilkan koefisien *Curvelet* yang sama seperti koefisien *Curvelet* pada sudut  $(\theta + \pi)$  pada frekuensi domain. *Subband* simetris secara alami. Pertimbangan ini juga bisa mengurangi konsumsi waktu yang dibutuhkan dalam mengolah vektor ciri

Tabel 3.1 Distribusi *subband Curvelet* pada skala 4 dan 5

Curvelet Transform (4 level decomposition)					
Skala	1 (coarsest level)	2	3	4 (finest level)	
Total jumlah <i>subband</i>	1	16	32	32	
<i>Subband</i> yang dipertimbangkan untuk perhitungan ciri	1	8	16	16	
Curvelet Transform (5 level decomposition)					
Skala	1 (coarsest level)	2	3	4	5 (finest level)
Total jumlah <i>subband</i>	1	16	32	32	64
<i>Subband</i> yang dipertimbangkan untuk perhitungan ciri	1	8	16	16	32

Seluruh elemen ditata dengan cara *mean* ditampilkan di awal dari vektor ciri dan standar deviasi setelahnya. Berikut adalah penjelasan mengenai ilustrasi struktur vektor ciri. Diasumsikan  $f_c$  merupakan vektor ciri *Curvelet* dari citra tekstur sedangkan standar deviasi dan *mean* dari *Curvelet subband* pada skala  $\alpha$  dan orientasi  $\theta$  masing-masing ditulis sebagai  $\sigma_{\alpha\theta}$  dan  $\mu_{\alpha\theta}$ .

#### 3.4.2 Ilustrasi Ekstraksi Ciri dengan Transformasi *Curvelet*

Hal pertama yang dilakukan pada ekstraksi ciri tekstur adalah dengan menerapkan *wrapping based discrete Curvelet Transform* yang mana dengan menerapkan proses tersebut akan didapatkan koefisien *Curvelet*, sehingga didapatkan vektor ciri setiap citra di dalam database. Citra yang diproses pada proses ini adalah citra dalam ruang warna HSV pada komponen value. Komponen *value* citra HSV menunjukkan intensitas atau seberapa besar kecerahan suatu warna pada citra.

Setelah koefisien *Curvelet* telah didapatkan lalu digunakanlah metode spasial atau metode statisti, yang mana untuk mendapatkan ciri tekstur dari distribusi statistik intensitas koefisien *Curvelet*. Nilai statistik tersebut adalah *mean* dan standar deviasi. Nilai ini disimpan sebagai ciri yang merepresentasikan citra tersebut.

Transformasi *Curvelet* diterapkan untuk semua *subband* pada semua skala dan orientasi.

### 3.5 Klasifikasi K-NN

Pada proses pengujian atau pengenalan dilakukan perbandingan data input dengan data latih yang ada di dalam database. Fitur dari data input dibandingkan dengan fitur dari data latih yang ada di dalam database menggunakan K-Nearest Neighbor (K-NN). K-NN merupakan sebuah cara atau metode untuk melakukan

klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang datanya sangat dekat atau mempunyai kesamaan ciri sangat banyak dengan objek batu. Pada tahap klasifikasi ini akan dilaksanakan pengelompokan melalui cara mencocokkan data uji dengan data latih yang sudah ada sebelumnya. Jauh atau dekatnya tetangga biasanya dihitung dengan jarak tertentu seperti yang sudah dijelaskan dalam subbab 2.5.

### 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

Citra batuan beku secara makroskopis yang sudah diakuisisi didapat sebanyak 15 citra sebagai data uji dan 10 citra sebagai data latih dari setiap masing-masing kelasnya dengan ukuran 1024x1024 piksel yang mana akan di *resize* menjadi 512x512 piksel. Citra uji yang telah diakuisisi selanjutnya akan menjadi masukan pada proses *pre-processing* dan kemudian diekstraksi ciri sehingga dihasilkan ciri citra per kelas. Dalam proses *pre-processing* dilakukan perubahan citra RGB menjadi citra HSV dimana layer *value* pada HSV akan digunakan sebagai input ekstraksi ciri menggunakan transformasi *Curvelet*. Pada proses ekstraksi ciri didapat ciri tekstur dari citra berupa *mean* dan standar deviasi yang diperoleh dari koefisien *Curvelet*. Selanjutnya, ciri uji dibandingkan dengan ciri latih dan kemudian diklasifikasi. Pada proses klasifikasi, dicari jarak nilai  $k$  yang paling baik digunakan agar sistem memperoleh hasil yang optimal dan dihitung akurasinya.

#### 2. Tahap Kedua

Pada tahap ini sama seperti tahap pertama hanya saja citra batuan beku yang digunakan adalah secara mikroskopis dengan pengambilan secara *parallel* nikol yang sudah diakuisisi didapat sebanyak 10 citra sebagai data uji dan 5 citra sebagai data latih dari setiap masing-masing kelasnya dengan ukuran 1795x2551 piksel yang mana akan di *resize* menjadi 512x512 piksel.

#### 3. Tahap Ketiga

Pada tahap ini sama seperti skenario kedua, hanya saja citra yang digunakan adalah citra mikroskopis saat pengambilan secara *cross* nikol.

#### 4. Tahap Keempat

Pengujian untuk mendapatkan tingkat akurasi dan waktu komputasi yang paling optimal dengan mengubah parameter *Curvelet* dan  $k$ -NN.

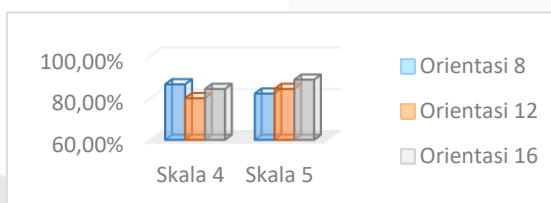
### 4.2 Analisis Pengujian Sistem

#### 4.2.1 Pengujian terhadap Akurasi Parameter *Curvelet*

Pada pengujian ini dilakukan proses ekstraksi ciri untuk mendapatkan nilai ciri *Curvelet* yaitu *mean* dan standar deviasi. Kemudian dicari pada skala dan orientasi *Curvelet* berapa sistem akan menghasilkan akurasi yang optimal. Pengujian akurasi sistem dilakukan pada dua jenis skala *Curvelet*, yaitu skala 4 dan 5 dengan orientasi 8, 12, dan 16. Hasil pengujian akurasi sistem terhadap *Curvelet* dengan berbagai variasi parameter *Curvelet* ditunjukkan pada tabel 4.1 dan gambar 4.1 berikut:

Tabel 4. 1 Akurasi Parameter *Curvelet*

Curvelet <sub>(s,p)</sub> -4,5,8,12,16		
	Orientasi	Akurasi
Skala 4	8	86,67%
	12	80,00%
	16	84,44%
Skala 5	8	82,22%
	12	84,44%
	16	88,89%



Gambar 4. 1 Grafik Akurasi Parameter *Curvelet*

Berdasarkan tabel dan gambar di atas, untuk skala 4 akurasi terbaik didapatkan dengan nilai 86,67% di orientasi 8 dan akurasi terkecil didapatkan dengan nilai 80,00% di orientasi 12. Sedangkan untuk skala 5 akurasi terbaik didapatkan dengan nilai 88,89% di orientasi 16 dan orientasi terkecil didapatkan dengan nilai 82,22%.

#### 4.2.2 Pengujian terhadap Metode Ekstraksi Ciri *Curvelet*

Pengujian terhadap metode ekstraksi ciri dilakukan dengan *set default Curvelet* dengan skala 5 orientasi 16, karena berdasarkan hasil pengujian pada subbab 4.5.1 diperoleh hasil akurasi yang paling optimal pada skala dan orientasi *Curvelet* tersebut. Dengan kata lain, parameter *Curvelet* yang paling optimal untuk membedakan setiap ciri dari masing-masing kelas batuan beku adalah ciri yang didapatkan dari parameter *Curvelet* skala 5 orientasi 16. Pada tabel dan gambar dibawah ini menunjukkan perbedaan rata-rata *mean* dan standar deviasi pada setiap kelas batuan beku.

Tabel 4. 2 Nilai Ciri *Curvelet* pada setiap Kelas Batuan Beku

Kelas Batuan Beku	<i>Curvelet</i> <sub>(a,θ)=5,1,6</sub>	
	μ	σ
Andesit	0,066841283	0,010032589
Granit	0,06518305	0,014731416
Gabro	0,079953141	0,013362745

Dari tabel 4.2 di atas ditunjukkan bahwa terdapat perbedaan nilai rata-rata *mean* dan standar deviasi antara setiap jenis batuan bekunya, citra tersebut termasuk citra batu andesit, batu gabro, dan batu granit. Dari hasil pengujian yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa metode transformasi *Curvelet* baik digunakan untuk membedakan ciri jenis batuan beku.

4.2.3 Pengujian Akurasi Sistem Parameter *Curvelet* terhadap Parameter K-NN

Pada tahap ini untuk parameter klasifikasi memakai sebanyak dua buah ciri, yaitu menggunakan nilai *mean* dan standar deviasi. Setelah *database* cita latih dibuat, maka sebelum melakukan proses klasifikasi pada citra uji batuan beku harus ditentukan nilai *k* dan metode jarak pada *k*-NN. Nilai *k default* yang dipilih dalam simulasi pengujian adalah *k=1, k=3, k=5, k=7, dan k=9*. Lalu setelah itu ditentukan metode jarak yang akan digunakan yaitu *Euclidean, City block, Cosine, dan Correlation*. Pengujian akurasi sistem juga dilakukan pada dua jenis skala *Curvelet*, yaitu skala empat dan lima dan orientasi *Curvelet* bernilai kelipatan 4, dengan dipilih orientasinya adalah 8, 12, dan 16.

Tabel 4. 3 Nilai Akurasi Klasifikasi Sistem oleh *k*-NN dengan Variasi Parameter *Curvelet*

<i>Curvelet</i> <sub>(a,θ)=4,8</sub>								<i>Curvelet</i> <sub>(a,θ)=4,12</sub>								<i>Curvelet</i> <sub>(a,θ)=4,16</sub>										
k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation		k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation		k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation	
	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi		Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi		Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi
1	31	68,89%	33	73,33%	20	44,44%	15	33,33%	1	30	66,67%	33	73,33%	24	53,33%	15	33,33%	1	33	73,33%	33	73,33%	18	40,00%	15	33,33%
3	33	73,33%	36	80,00%	22	48,89%	15	33,33%	3	31	68,89%	34	75,56%	24	53,33%	15	33,33%	3	33	73,33%	35	77,78%	20	44,44%	15	33,33%
5	33	73,33%	37	82,22%	22	48,89%	15	33,33%	5	32	71,11%	36	80,00%	24	53,33%	15	33,33%	5	35	77,78%	35	77,78%	19	42,22%	15	33,33%
7	37	82,22%	39	86,67%	22	48,89%	15	33,33%	7	36	80,00%	36	80,00%	24	53,33%	15	33,33%	7	37	82,22%	38	84,44%	18	40,00%	15	33,33%
9	37	82,22%	38	84,44%	22	48,89%	15	33,33%	9	36	80,00%	36	80,00%	21	46,67%	15	33,33%	9	37	82,22%	38	84,44%	17	37,78%	15	33,33%

Dari tabel 4.3 di atas dapat disimpulkan bahwa proses klasifikasi citra uji proses ekstraksi ciri *Curvelet* skala 5 orientasi 16 dan proses klasifikasi citra uji dengan metode *k*-NN didapatkan hasil akurasi yang paling optimal ketika menggunakan nilai *k=5* dengan metode jarak *City Block distance*, karena ciri dari ekstraksi fitur yang dihasilkan dari *Curvelet* memiliki nilai yang tidak terlalu berbeda antara satu dengan yang lainnya. Sehingga *city block distance*-lah yang paling cocok digunakan.

4.2.4 Pengujian Akurasi Sistem dengan Citra Mikroskopis secara *Parallel Nikol*

Pada pengujian ini dilakukan klasifikasi jenis batuan beku pada 30 citra mikroskopis diambil secara *Cross nikol* yang mencari acuan untuk penetapan karakteristik jenis-jenis batuan beku yaitu batu andesit, batu gabro, dan batu granit. Untuk ukuran citra dan parameter ciri semua sama seperti pada skenario pertama, untuk metode jarak yang digunakan hanya *Euclidean distance* dan *City block* karena pada pengujian skenario pertama didapatkan untuk metode jarak *Cosine* dan *Correlation* akurasi rendahnya.

Hasil pengujian akurasi sistem dalam klasifikasi batuan beku dengan nilai *k=1, k=3, k=5, k=7, dan k=9* dengan metode jarak *Euclidean distance* dan *City block* untuk citra mikroskopis secara *parallel nikol* ditunjukkan pada tabel-tabel berikut:

Tabel 4. 4 Nilai Akurasi Klasifikasi Sistem oleh *k*-NN dengan Variasi Parameter *Curvelet*

<i>Curvelet</i> <sub>(a,θ)=8</sub>								<i>Curvelet</i> <sub>(a,θ)=12</sub>								<i>Curvelet</i> <sub>(a,θ)=16</sub>										
k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation		k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation		k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation	
	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi		Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi		Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi
1	21	70,00%	22	73,33%	17	56,67%	10	33,33%	1	22	73,33%	22	73,33%	16	53,33%	10	33,33%	1	22	73,33%	22	73,33%	18	60,00%	10	33,33%
3	21	70,00%	22	73,33%	17	56,67%	10	33,33%	3	20	66,67%	21	70,00%	17	56,67%	10	33,33%	3	21	70,00%	21	70,00%	20	66,67%	10	33,33%
5	22	73,33%	22	73,33%	15	50,00%	10	33,33%	5	21	70,00%	21	70,00%	14	46,67%	10	33,33%	5	21	70,00%	21	70,00%	19	63,33%	10	33,33%
7	23	76,67%	23	76,67%	17	56,67%	10	33,33%	7	23	76,67%	23	73,33%	19	63,33%	10	33,33%	7	23	76,67%	23	76,67%	17	56,67%	10	33,33%
9	23	76,67%	23	76,67%	17	56,67%	10	33,33%	9	23	76,67%	23	73,33%	18	60,00%	10	33,33%	9	23	76,67%	23	76,67%	18	60,00%	10	33,33%

Pada tabel 4.4 ditunjukkan nilai akurasi untuk *Curvelet* skala 4, 5 untuk orientasi 8, 12, dan 16. Nilai akurasi sistem mencapai nilai maksimal ketika menggunakan proses klasifikasi citra uji dengan *k*-NN dan metode jaraknya adalah *City block distance*, yaitu mencapai 80% dengan menggunakan nilai *k*=3 untuk di orientasi 16.

Dari hasil tabel di atas dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan *Curvelet* skala 4, 5 dan orientasi 8, 12, 16 dan menggunakan proses klasifikasi *k*-NN dengan variasi metode jarak dan nilai *k* nya dalam merepresentasikan citra makroskopis berupa batuan beku ukuran 512x512 piksel didapatkan yang paling optimal adalah saat menggunakan *Curvelet* skala 5 orientasi 16, karena dapat membaca ciri citra dengan lebih baik. Untuk proses klasifikasi citra uji dengan metode *k*-NN menggunakan nilai *k*=9 dengan metode jarak *City block distance*, karena ciri dari ekstraksi fitur yang dihasilkan dari *Curvelet* memiliki nilai yang tidak terlalu berbeda antara satu dengan yang lainnya. Sehingga *City block distance*-lah yang paling cocok digunakan.

**4.2.5 Pengujian Akurasi Sistem dengan Citra Mikroskopis secara Cross Nikol**

Pada pengujian ini dilakukan klasifikasi jenis batuan beku pada 30 citra mikroskopis diambil secara *Cross nikel* yang mencari acuan untuk penetapan karakteristik jenis-jenis batuan beku yaitu batu andesit, batu gabro, dan batu granit. Untuk ukuran citra dan parameter ciri semua sama seperti pada skenario pertama, untuk metode jarak yang digunakan hanya *Euclidean distance* dan *City block* karena pada pengujian skenario pertama didapatkan untuk metode jarak *Cosine* dan *Correlation* akurasi rendah.

Hasil pengujian akurasi sistem dalam klasifikasi batuan beku dengan nilai *k*=1, *k*=3, *k*=5, *k*=7, dan *k*=9 dengan metode jarak *Euclidean distance* dan *City block* untuk citra mikroskopis secara *cross nikel* ditunjukkan pada tabel-tabel berikut:

**Tabel 4.5** Nilai Akurasi Klasifikasi Sistem oleh *k*-NN dengan Variasi Parameter *Curvelet*

Curvelet <sub>(k,q)=4,5</sub>						Curvelet <sub>(k,q)=4,5,12</sub>						Curvelet <sub>(k,q)=4,5,16</sub>														
k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation		k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation		k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation	
	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi		Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi		Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi
1	21	70,00%	20	66,67%	14	46,67%	10	33,33%	1	21	70,00%	20	66,67%	13	43,33%	10	33,33%	1	20	66,67%	20	66,67%	14	46,67%	10	33,33%
3	21	70,00%	20	66,67%	14	46,67%	10	33,33%	3	21	70,00%	20	66,67%	14	46,67%	10	33,33%	3	20	66,67%	20	66,67%	14	46,67%	10	33,33%
5	21	70,00%	20	66,67%	13	43,33%	10	33,33%	5	21	70,00%	20	66,67%	13	43,33%	10	33,33%	5	20	66,67%	20	66,67%	12	40,00%	10	33,33%
7	20	66,67%	20	66,67%	16	53,33%	10	33,33%	7	20	66,67%	20	66,67%	19	63,33%	10	33,33%	7	20	66,67%	20	66,67%	13	43,33%	10	33,33%
9	20	66,67%	20	66,67%	17	56,67%	10	33,33%	9	20	66,67%	20	66,67%	17	56,67%	10	33,33%	9	20	66,67%	20	66,67%	14	46,67%	10	33,33%

Curvelet <sub>(k,q)=5,8</sub>						Curvelet <sub>(k,q)=5,12</sub>						Curvelet <sub>(k,q)=5,16</sub>														
k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation		k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation		k	Euclidean		City block		Cosine		Correlation	
	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi		Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi		Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi	Jumlah data benar	Akurasi
1	21	70,00%	21	70,00%	19	63,33%	10	33,33%	1	21	70,00%	19	63,33%	17	56,67%	10	33,33%	1	19	66,67%	20	66,67%	19	63,33%	10	33,33%
3	21	70,00%	21	70,00%	20	66,67%	10	33,33%	3	21	70,00%	19	63,33%	18	60,00%	10	33,33%	3	22	73,33%	20	66,67%	20	66,67%	10	33,33%
5	21	70,00%	21	70,00%	19	63,33%	10	33,33%	5	21	70,00%	20	66,67%	17	56,67%	10	33,33%	5	21	70,00%	20	66,67%	17	56,67%	10	33,33%
7	21	70,00%	20	66,67%	18	60,00%	10	33,33%	7	21	70,00%	21	70,00%	18	60,00%	10	33,33%	7	21	70,00%	20	66,67%	20	66,67%	10	33,33%
9	21	70,00%	21	70,00%	18	60,00%	10	33,33%	9	20	66,67%	21	70,00%	17	56,67%	10	33,33%	9	21	70,00%	21	70,00%	20	66,67%	10	33,33%

Pada tabel 4.5 ditunjukkan nilai akurasi untuk *Curvelet* skala 4 untuk orientasi 8, 12, dan 16. Nilai akurasi sistem mencapai nilai maksimal ketika menggunakan proses klasifikasi citra uji dengan *k*-NN dan metode jaraknya adalah *Euclidean distance* yaitu mencapai 73,33% dengan menggunakan nilai *k*=3 untuk di orientasi 16.

Dari hasil pembahasan di atas dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan *Curvelet* skala 4, 5 dan orientasi 8, 12, 16 dan menggunakan proses klasifikasi *k*-NN dengan variasi metode jarak dan nilai *k* nya dalam merepresentasikan citra makroskopis berupa batuan beku ukuran 512x512 piksel didapatkan yang paling optimal adalah saat menggunakan *Curvelet* skala 5 dan orientasi 12, karena dapat membaca ciri citra dengan lebih baik.

Untuk proses klasifikasi citra uji dengan metode *k*-NN menggunakan nilai *k*=3 dengan metode jarak *Euclidean distance*, karena ciri dari ekstraksi fitur yang dihasilkan dari *Curvelet* memiliki nilai yang tidak terlalu berbeda antara satu dengan yang lainnya. Sehingga *Euclidean distance*-lah yang paling cocok digunakan.

**4.2.6 Pengujian Waktu Komputasi Sistem**

Pengujian terhadap waktu komputasi sistem bertujuan untuk mengetahui seberapa lamanya sistem bekerja, yaitu mulai dari proses *pre-processing*, ekstraksi ciri, sampai dengan proses klasifikasi menggunakan *k*-NN. Waktu yang diambil adalah waktu rata-rata dari percobaan terhadap seluruh citra uji batuan beku yang berjumlah 45 buah citra.

**Tabel 4.6** Rata-rata Waktu Komputasi terhadap metode *Curvelet* dan *k*-NN

Curvelet <sub>(k,q)=4,5,8,12,16</sub>			
Skala 4		Skala 5	
Orientasi	Waktu Komputasi rata-rata (s)	Orientasi	Waktu Komputasi rata-rata (s)
8	1,180467886	8	1,17397553
12	1,113693979	12	1,120453825
16	1,151199054	16	1,158512874

Berdasarkan tabel 4.6 di atas, terlihat bahwa hanya ada sedikit perbedaan waktu antara masing-masing citra uji di skala dan orientasi yang berbeda. Dari hasil tersebut dapat dilihat bahwa rata-rata waktu komputasi yang dibutuhkan adalah 1,149717191 detik untuk mengenali jenis batuan beku per satuan citra uji.

Waktu komputasi pada proses ini sangat bergantung pada aktivitas komputer yang digunakan. Semakin berat aktivitas komputer yang digunakan, maka semakin lama waktu komputasi yang dibutuhkan. Lalu semakin tinggi spesifikasi yang digunakan maka semakin cepat pula waktu komputasi yang dibutuhkan.

**5. Simpulan dan Saran**

**5.1 Simpulan**

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada sistem klasifikasi batuan beku menggunakan sistem pengolahan citra digital dengan metode transformasi *Curvelet* dan *k*-NN, didapatkan simpulan sebagai berikut:

1. Metode transformasi *Curvelet* dan *k*-NN dapat diimplementasikan untuk memodelkan sebuah sistem yang mampu melakukan proses klasifikasi batuan beku, namun masih belum optimal karena masih terdapat beberapa citra yang salah dalam proses klasifikasi.
2. Skala 5 orientasi 16 dapat merepresentasikan citra batuan beku berukuran 512x512 piksel paling optimal dibandingkan dengan skala dan orientasi lainnya, karena tidak ada informasi sisi yang hilang pada pengaturan skala ini. Dengan akurasi tertinggi didapat sebesar 88,89% pada skala dan orientasi tersebut.
3. Nilai *k* dan jenis *distance* pada *k*-NN mempengaruhi proses klasifikasi. Dalam tugas akhir ini, sistem paling optimal dalam mengenali ciri dengan jumlah nilai  $k=5$  pada jarak *City block*.
4. Metode transformasi *Curvelet* dan *k*-NN masih dapat diimplementasikan dengan baik dengan citra mikroskopis. Untuk mikroskopis secara *parallel* tidak didapatkan akurasi tertinggi adalah 83,33% dengan menggunakan *Curvelet* skala 5 orientasi 12, 16 dan untuk mikroskopis secara *cross* tidak sebesar 76,67% dengan menggunakan *Curvelet* skala 5 orientasi 12. Namun hasil ini masih dibawah pengujian citra makroskopis yang mana mendapatkan akurasi tertinggi sebesar 88,89%.
5. Waktu komputasi rata-rata klasifikasi jenis batuan beku adalah selama 1,149717191 detik. Skala dan orientasi tidak terlalu mempengaruhi lamanya komputasi sistem. Waktu tersebut adalah rata-rata dari setiap proses *Curvelet* skala 4, 5 dan orientasi 8, 12, 16.

## 5.2 Saran

Untuk penelitian berikutnya diharapkan dapat memperbaiki kekurangan yang terdapat pada penelitian ini. Beberapa saran untuk pengembangan tugas akhir ini adalah:

1. Dilakukan penelitian dengan menggunakan proses *pre-processing* lain yang lebih baik agar didapatkan citra dengan kualitas yang lebih baik dan kesalahan sistem dalam menerjemahkan citra batuan masukan.
2. Menggunakan metode klasifikasi ciri yang lain yang juga memiliki waktu komputasi yang singkat.
3. Menambahkan jumlah sampel yang lebih banyak sehingga *database* lebih variatif.
4. Menggunakan algoritma ekstraksi ciri yang lain sehingga dapat mengurangi kesalahan dalam menentukan ciri citra.
5. Sistem dapat dikembangkan secara *realtime* atau menggunakan aplikasi berbasis *web* atau android.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Starck, Jean Luck. *Image Processing by Curvelet Transform*. IEEE Transaction on Image Processing. [online]. Scalay, France. Tersedia: <http://jstarck.free.fr> [30 Desember 2011]
- [2] Noor, Djauhari. 2009. *Pengantar Geologi*. Bogor: CV. Graha Ilmu.
- [3] Marshalina. 2012. *Klasifikasi Buah Mangga Berdasarkan Bentuk dan Warna dengan Metode Curvelet*. Tugas Akhir. Bandung: Institut Teknologi Telkom.
- [4] Putra, Darma, 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi.
- [5] Kadir, Abdul, Susanto, A. 2013. *Pengolahan Citra, Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Andi.
- [6] Herry Purnomo, Mauridhi. 2010. *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*. Surabaya: Graha Ilmu
- [7] Ishrat Jahan Sumana, Md. Monirul Islam, Dengsheng Zhang and Guojun Lu. 2008. *Content Based Image Retrieval Using Curvelet Transform*. Australia: Monash University.
- [8] Donoho L.david, Duncan R.Mark. 1990. *Digital Curvelet Transform: Strategy, Implementation and Experiments*. Departement of Statistics. Stanford University.
- [9] Padraig. Cunningham, and Sarah Jane Delany, "K-Nearest Neighbor Classifier". Technical Report UCD-C SI, vol. 4, pp. 1-2, 2007.
- [10] Tarbuck, E.J., Lutgens, F.K., & Tasa, D.2014. *Earth: Introduction to Physical Geology*. Pearson.
- [11] Koesoemadinata, R.P. Prinsip-Prinsip Sedimentasi. Departemen Teknik ITB. Bandung. 1996.
- [12] Prabha, S, dan Dr. M. Sasikala. 2013. *Texture Classification Using Curvelet Transform*. International Journal of Advancements in Research & Technology, Volume 2, Issue4.
- [13] Shen, Liran dan Qingbo Yin. 2009. *Texture Classification using Curvelet Transform*. Proceedings of the International Symposium on Information Processing.
- [14] Candes, Emmanuel, Laurent Demanet, David Donoho dan Lexing Ying. 2006. *Fasti Discrete Curvelet Transforms*. Departement of Statistics. Stanford University.
- [15] Guha, Tanaya and Q.M. Jonathan Wu. 2010. *Curvelet Based Feature Extraction*. Canada: University of British Columbia and Iniversity of Windsor.