

Penentuan Persentase Mineral Berdasarkan Warna Dan Bentuk Melalui Pengolahan Citra Petrography Dengan Metode *Discrete Cosinus Transform* Dan *K-Nearest Neighbor*

Gustina Hutahaean¹⁾, Bambang Hidayat²⁾, Andri Slamet Subandrio³⁾

^{1),2)} Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

Jl. Telekomunikasi Terusan Buah Batu Bandung 40257

³⁾ Fakultas Ilmu dan Teknologi Kebumihan, Institut Teknologi Bandung

Jl. Tamansari 64 Bandung 40116

Email: gustinahutahaean11@gmail.com

Abstrak. Pengetahuan terhadap klasifikasi mineral sangat diperlukan dalam sektor industri tertentu untuk menentukan persentase jenis-jenis mineral saat melakukan eksplorasi. Dalam melakukan kegiatan eksplorasi mineral yang melimpah tentunya dibutuhkan waktu yang lama dan biaya yang banyak untuk menyelesaikan proses eksplorasi tersebut. Ditambah dengan banyaknya jenis mineral sehingga sulit bagi manusia untuk mengingat semua klasifikasi mineral tersebut agar dapat menentukan persentase jenis-jenis mineral yang terdapat dalam satu sampel. Hanya para ahli geologi yang dapat mengidentifikasi klasifikasi mineral secara manual. Dengan menggunakan pengolahan citra digital, setiap citra dapat diidentifikasi klasifikasinya berdasarkan warna dan bentuk. Untuk mengetahui klasifikasi dari mineral dilakukan proses pengambilan citra sampel mineral, kemudian dibantu mikroskop untuk memperbesar objek yang diamati. Dalam penelitian ini penulis merancang sistem untuk menentukan persentase jenis-jenis mineral dalam satu sampel melalui pengklasifikasian mineral berdasarkan warna dan bentuk dengan metoda ekstraksi ciri DCT dan klasifikasi K-NN berbasis aplikasi pengolahan matrix (Matlab). Hasil dari penelitian ini adalah citra mineral dapat dipersentasekan menggunakan aplikasi pengolahan matrix (Matlab) dengan metoda DCT dan K-NN dengan tingkat akurasi terbaik sebesar 80.9091%.

Kata kunci: DCT, K-NN, mineral.

1. Pendahuluan

1.1 Latar belakang

Masyarakat yang tidak ahli ilmu geologi pasti sulit untuk mengetahui jenis mineral. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang dapat mengelompokkan klasifikasi mineral dalam satu sampel berdasarkan warna dan bentuknya untuk mengetahui persentase jenis-jenis mineral yang terdapat dalam satu sampel, untuk membantu masyarakat yang tidak ahli ilmu geologi juga bagi para ahli geologi sebagai alat pembanding untuk mengelompokkan klasifikasi mineral saat melakukan eksplorasi mineral secara langsung (*manual*) maupun menggunakan sistem dalam waktu yang relatif singkat dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Penelitian dan perancangan sistem menggunakan metoda *Discrete Cosine Transform* (DCT) sebagai ekstraksi cirinya dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) sebagai jenis klasifikasinya. Penggunaan metoda DCT sebagai pendekatan disebabkan oleh prinsip dari metoda ini yang sederhana yakni mengkonversi domain spasial ke dalam domain frekuensi dengan melewati frekuensi tinggi pada citra. Sedangkan metoda K-NN digunakan untuk tahap pelatihan dan pengujian.

1.2 Rumusan masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka rumusan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Bagaimana merancang sistem yang dapat menentukan persentase mineral dalam satu sampel berdasarkan warna dan bentuk yang diperoleh dari ekstraksi ciri DCT dan K-NN dengan tingkat performansi yang tinggi?

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah tersebut, maka tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

Merancang sistem untuk menentukan persentase jenis-jenis mineral dalam satu sampel berdasarkan warna dan bentuk dengan menggunakan ekstraksi ciri *Discrete Cosinus Transform* (DCT) dan klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

1.4 Tinjauan Pustaka

1.4.1 Mineral

Mineral adalah suatu benda padat homogen yang terdapat di alam terbentuk secara anorganik, mempunyai komposisi kimia pada batas-batas tertentu dan mempunyai atom-atom yang tersusun secara teratur [1]. Mineral biasanya padat dan homogen dan hasil bentukan alam yang memiliki sifat-sifat fisik dan kimia tertentu serta umumnya berbentuk kristalin.

1.4.2 Discrete Cosinus Transform (DCT)

Discrete Cosine Transform (DCT) adalah algoritma *lossy image compression* sebagai bakuan untuk citra JPEG. DCT digunakan untuk kompresi citra dan audio. DCT mempunyai 2 sifat yaitu *energy compaction* dan *decorrelation*. Dengan metode DCT, setiap informasi yang diterima dari citra dihitung kuantitas bit-bit data gambarnya sehingga tidak ada perubahan pada gambar yang telah diolah dengan yang aslinya atau dengan kata lain informasi yang diperoleh lebih detail karena hanya difokuskan pada beberapa koefisien DCT [2].

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

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

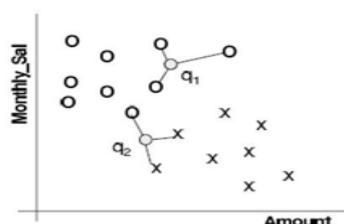
$$\text{dimana } c(u), c(v) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{M}}, \frac{1}{\sqrt{N}} & \text{untuk } u, v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{untuk } u, v = 1, 2, \dots, M - 1 \end{cases}$$

Dimana;

1. $C(u, v)$ = titik koordinat dari matriks yang telah mengalami transformasi DCT 2 dimensi. M dan N adalah banyak baris dan kolom. Apabila matriks 8×8 maka nilai M dan N adalah 8.
2. $c(u)$ dan $c(v)$ adalah himpunan hasil yang nilainya ditentukan dari nilai koefisien u dan v .
3. $f(x, y)$ adalah nilai *pixel* dari matriks pada titik (x, y) .
4. π bernilai 180° .

1.4.3 K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor Classifier (K-NN) adalah sebuah metode untuk mencari kelompok K objek dalam data training yang paling dekat (mirip) dengan objek pada data baru atau data *testing*. Pada data latih biasanya diambil lebih dari satu tetangga terdekat dengan data uji kemudian algoritma ini digunakan untuk menentukan kelasnya [3].



Gambar 1. Nilai k=3 klasifikasi KNN [3]

Gambar 1 menunjukkan contoh *plotting* penentuan klasifikasi data *query* dengan *database* yang ada menggunakan 3 jarak terdekatnya.

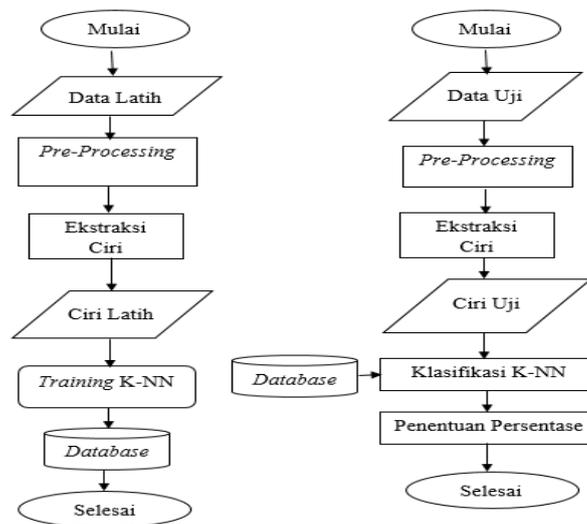
1.4.4 Petrography

Petrografi adalah salah satu cabang ilmu bidang geologi pada studi mengenai batuan dan kondisi pembentukannya yang berfokus pada deskripsi rinci dari batuan dan klasifikasi batuan dengan menggunakan bantuan mikroskop [4]. Pada deskripsi batuan secara petrografis, hal yang penting diperhatikan adalah identifikasi komposisi mineral dan tekstur batuan. Pengelompokan atau pengklasifikasian batuan didasarkan pada hasil pengamatan tekstur dan komposisi mineralogi utama (*rock forming minerals*) [5].

2. Pembahasan

2.1 Diagram Blok Sistem

Pada penelitian ini, perangkat lunak yang dirancang terdiri dari dua tahap yaitu tahap latih dan tahap uji. Tahap latih adalah tahap mencari nilai *pixel* yang menjadi acuan untuk database program. Nilai *pixel* dicocokkan dengan citra uji untuk mendeteksi klasifikasi mineral. Sedangkan tahap uji adalah tahap untuk menguji data citra sehingga dapat diklasifikasikan oleh sistem yang dirancang. Dalam tahap latih digunakan sampel mineral dari Sebuku begitu juga dengan tahap pengujian, data latih dan data uji terdiri dari 3 kelas mineral dan 1 kelas latar.



Gambar 2. Blok diagram sistem

Gambar 2 menunjukkan diagram blok sistem yang telah dirancang untuk tahap pelatihan dan pengujian.

2.2 Akuisisi Citra

Akuisisi citra seperti yang terlihat pada Gambar 4 adalah tahapan untuk mendapatkan citra digital. Citra digital tersebut digunakan sebagai data latih dan data uji. Pada penelitian ini citra digital diperoleh melalui kamera DSLR NIKON D5500 yang kemudian difokuskan dengan menggunakan

mikroskop. *Background* pada saat pengambilan citra yaitu wadah yang dilapisi kertas milimeter *block*. Jumlah data uji yang digunakan sebanyak 110 sampel sedangkan data latih sebanyak 160 sampel.



Gambar 3. Akuisisi Citra

Gambar 3 menunjukkan proses pengambilan sampel dengan menggunakan kamera yang dibantu dengan mikroskop dengan wadah mineral dilapisi kertas milimeterblock.

2.3 Pre-Processing

Pre-processing digunakan untuk mempersiapkan citra yang masih kasar sehingga dapat diolah lebih lanjut. Tahap *pre-processing* meningkatkan kualitas dari citra masukan yang diperoleh. Adapun tahap *pre-processing* adalah sebagai berikut:

1. *Cropping*, pada tahap ini dilakukan pemotongan citra mineral dengan ukuran random, pada penelitian ini citra *dicrop* ke 200×200 *pixel* agar citra yang terlihat hanyalah daerah yang ingin dideteksi.
2. *Resize*, pada tahap ini ukuran citra diubah menjadi 256×256 *pixel* agar semua input citra memiliki resolusi yang sama. Pengubahan ukuran resolusi citra juga dilakukan untuk mempercepat waktu komputasi.
3. Konversi ke *red layer* untuk mineral Sebuku. Proses ini berfungsi untuk mereduksi citra tiga dimensi menjadi satu dimensi saja dengan nilai intensitas yang sama sehingga dapat mempercepat proses komputasi. Hasil akhir dari tahap *pre-processing* menjadi data masukan untuk tahap ekstraksi ciri.

2.4 Ekstraksi Ciri DCT

Setelah melakukan *pre-processing* data masukan masuk ke tahap ekstraksi. Pada tahap ini layar *red* citra ditransformasikan ke domain frekuensi dengan menggunakan metode DCT. Hasil dari transformasi dibagi menjadi beberapa blok. Blok DCT ($N \times N$) terdiri dari berbagai ukuran antara lain blok 16, 64 dan 128. Selanjutnya diambil 1 blok dengan frekuensi terendah untuk mendapatkan ciri yang merepresentasikan citra. Pada tahap ini juga dilakukan pemilihan feature terbaik untuk data. *Feature* yang digunakan adalah *mean*, *deviation standard*, *skewness*, *entropy* dan 7 kombinasi dari keempatnya yang dapat dilihat pada Tabel 1.

2.5 Klasifikasi K-NN

Data uji yang telah memasuki tahap ekstraksi ciri diklasifikasikan dengan menggunakan pendekatan *K-Nearest Neighbor*. *K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah metode pengukuran kemiripan yang sederhana. Pada tahap ini, ekstraksi ciri yang dimiliki data uji dicocokkan dengan kriteria pada tiap kelas yang telah tersimpan dalam *database* dengan menggunakan metode ketetanggaan terdekat. Penentuan ketetanggaan terdekat dikelompokkan berdasarkan nilai *k*. Nilai *k* yang dipilih 1, 3, 5 dan 7. *K* dipilih bernilai ganjil untuk mengurangi kesalahan algoritma jika memiliki probabilitas kemiripan yang sama. Jenis jarak yang digunakan dalam sistem ini yaitu *euclidean*, *cityblock*, *cosine* dan

minkowski, *Euclidean* dan *cityblock* dan *minkowski* tergolong dalam metode pengukuran kemiripan berdasarkan geometrik, sedangkan *cosine* tergolong dalam metode pengukuran kemiripan berdasarkan himpunan.

2.6 Hasil dan Analisis

Pengujian sistem dilakukan berdasarkan beberapa parameter yang diperoleh selama proses pemrograman sistem (*running* simulator). Masing-masing pengujian memiliki hasil yang direpresentasikan dalam bentuk tabel dan analisis. Pengujian sistem dengan menggunakan metode ekstraksi ciri DCT dan klasifikasi KNN difokuskan pada perubahan parameter akurasi dan waktu komputasi terhadap:

1. Pengaruh kombinasi layer dengan *feature* pada akurasi sistem.
2. Pengaruh *block size* DCT pada tiap layer dengan *feature* terbaik pada akurasi sistem.
3. Pengaruh nilai *k* pada akurasi sistem.
4. Pengaruh jenis *distance* pada akurasi sistem.

2.6.1 Pengaruh Kombinasi Layer dan Feature Terhadap Performansi Sistem

Skenario pertama adalah melakukan kombinasi antara layer dengan *feature* untuk mendapatkan ciri dan layer terbaik untuk digunakan pada metode DCT. Ada 3 jenis *layer* yang digunakan yaitu *red*, *green* dan *blue* sedangkan *feature* yang digunakan adalah *mean*, *deviation standard*, *skewness*, *entropy* serta 7 kombinasi dari keempat jenis *feature* tersebut yang dapat dilihat pada Tabel 1. Pengujian dilakukan terhadap 160 data latih dan 110 data uji untuk mineral Sebuku. Mineral mempunyai 3 kelas mineral dan 1 kelas latar.

Kondisi awal skenario pertama dilakukan saat *block size* DCT sebesar 16, nilai *k* sebesar 1 dan jenis *distance* yang digunakan adalah *euclidean*. Berikut hasil pengujian kombinasi layer dan *feature* ditampilkan dalam Tabel 1 di bawah.

Tabel 1. Hasil Pengujian Kombinasi Layer dan Feature

Kombinasi Antara Layer dan Feature Menggunakan Block Size 16 pada mineral Sebuku						
Feature	Red		Green		Blue	
	Akurasi (%)	Waktu komputasi (detik)	Akurasi (%)	Waktu komputasi (detik)	Akurasi (%)	Waktu komputasi (detik)
<i>Mean</i>	64.5455	0.0519	77.2727	0.0443	74.5455	0.0458
<i>deviation standard</i>	63.6364	0.0494	79.0909	0.0496	74.5455	0.0455
<i>Skewness</i>	62.7273	0.0524	73.6364	0.0496	73.6364	0.0516
<i>Entropy</i>	52.7273	0.0473	46.3636	0.0451	59.0909	0.0456
<i>mean, entropy</i>	69.0909	0.0476	77.2727	0.0451	75.4545	0.048
<i>skewness, entropy</i>	65.4545	0.0518	74.5455	0.052	79.0909	0.0496
<i>deviation standard, entropy</i>	64.5455	0.0505	79.0909	0.0447	74.5455	0.0468
<i>deviation standard, skewness</i>	63.6364	0.0511	79.0909	0.0494	74.5455	0.0501
<i>mean, deviation standard</i>	63.6363	0.0457	79.0909	0.044	74.5455	0.0441
<i>mean, skewness</i>	64.5455	0.0498	78.1818	0.0505	78.1818	0.0522
<i>mean, deviation standard, skewness</i>	63.6364	0.0549	79.0909	0.0549	74.5455	0.0516

Dari Tabel 1 dapat dilihat bahwa akurasi terbaik mineral Sebuku menggunakan *red layer* adalah 69.0909% dengan waktu komputasi selama 0.0476 detik menggunakan *mean* dan *entropy*. Akurasi terbaik untuk *green layer* adalah 79.0909% dengan waktu komputasi selama 0.044 detik menggunakan *mean* dan *deviation standard*. Akurasi terbaik untuk *blue layer* adalah 79.0909% dengan waktu komputasi selama 0.0496 detik menggunakan *skewness* dan *entropy*. Dari hasil skenario pertama ini

belum bisa diambil kesimpulan jenis layer dan *feature* terbaik karena persentasi akurasi dari kombinasi antara layer dengan *feature* dapat berubah jika dipengaruhi oleh *block size* DCT. Oleh karena itu, akurasi terbaik pada tiap layer digunakan pada skenario kedua untuk analisis lebih lanjut.

2.6.2 Pengaruh *Block Size* DCT Terhadap Performansi Sistem

Skenario kedua adalah melakukan kombinasi antara *block size* DCT dengan *feature* terbaik pada tiap layer untuk mendapatkan *feature*, layer dan *block size* terbaik untuk digunakan pada metode DCT. Pada mineral Sebuku, jenis *feature* yang digunakan untuk *red layer* adalah kombinasi *mean* dan *entropy*, untuk *green layer* adalah kombinasi *mean* dan *deviation standard*, untuk *blue layer* adalah kombinasi *skewness* dan *entropy*. Ada 3 *block size* DCT yang digunakan yaitu 16, 64 dan 128. Pengujian dilakukan terhadap 160 data latih dan 110 data uji untuk mineral Sebuku. Mineral Sebuku mempunyai 3 kelas mineral dan 1 kelas latar. Kondisi awal skenario kedua dilakukan saat nilai *k* sebesar 1 dan jenis *distance* yang digunakan adalah *euclidean*. Berikut hasil pengujian *block size* DCT terhadap kombinasi *feature* pada setiap layer ditampilkan dalam Tabel 2 di bawah.

Tabel 2. Hasil Pengujian *Block Size* DCT

<i>block size</i>	<i>Red (mean dan entropy)</i>		<i>Green (mean dan deviation standard)</i>		<i>Blue (Skewness dan entropy)</i>	
	Akurasi (%)	Waktu komputasi (detik)	Akurasi (%)	Waktu komputasi (detik)	Akurasi (%)	Waktu komputasi (detik)
16	69.0909	0.0476	79.0909	0.044	79.0909	0.0496
64	80	0.0141	79.0909	0.0147	70.9091	0.0203
128	80	0.0118	79.0909	0.0113	76.3636	0.0188

Dari Tabel 2 dapat diketahui bahwa akurasi terbaik untuk mineral Sebuku adalah 80% dengan waktu komputasi selama 0.0118 detik diperoleh saat *feature* yang digunakan adalah *mean* dan *entropy* dan *red layer*. *Block size* DCT terbaik digunakan untuk keduanya adalah *block size* 128. Mineral Sebuku lebih cocok menggunakan *red layer* karena mineral warna putih dan kekuningan cocok untuk menggunakan layer ini. *Feature* yang digunakan adalah kombinasi antara *mean* dan *entropy* karena perbedaan warna mineral tiap kelas tidak terlalu kontras sehingga yang perlu diperhatikan adalah kompleksitas warna terhadap rata-rata intensitas warna pada tiap sampel. Pada penelitian ini *block size* DCT yang digunakan adalah 128, hal ini dikarenakan apabila pemotongan *block size* DCT terlalu kecil maka mempengaruhi perhitungan koefisien DCT dan mempengaruhi warna sampel. Semakin besar *block size* DCT yang digunakan maka waktu komputasinya semakin cepat.

2.6.3 Pengaruh Nilai *K* Terhadap Performansi Sistem

Skenario ketiga adalah skenario pemilihan nilai *k* terbaik untuk mengklasifikasikan banyaknya jumlah tetangga terdekat dari sampel yang diuji dengan *database* yang telah ada. Besar nilai *k* yang digunakan adalah 1, 3, 5 dan 7. Pengujian dilakukan terhadap 160 data latih dan 110 data uji untuk mineral Sebuku. Mineral Bangka Sebuku mempunyai 3 kelas mineral dan 1 kelas latar. Kondisi awal skenario ketiga dilakukan pada mineral Sebuku saat layer yang digunakan adalah *red*, jenis *feature* yang digunakan adalah kombinasi *mean* dan *entropy*. *Block size* DCT yang digunakan yaitu 128. Jenis *distance* yang digunakan adalah *euclidean*. Berikut hasil pengujian pengaruh nilai *k* pada akurasi sistem ditampilkan dalam Tabel 3 di bawah.

Tabel 3. Hasil Pengujian Nilai K

K	Block Size	Layer	Feature	Akurasi (%)	Waktu komputasi (detik)
1	128	Red	mean dan entropy	80	0.0118
3				75.4545	0.0118
5				73.6364	0.0118
7				76.3636	0.0118

Pada Tabel 3 dapat dilihat bahwa akurasi terbaik untuk mineral Sebuku adalah 80% dengan waktu komputasi selama 0.0118 detik saat menggunakan nilai k sebesar 1. Penggunaan nilai k disesuaikan dengan kebutuhan data untuk mendapatkan akurasi yang baik. Sehingga tidak ada ketentuan yang menetapkan semakin besar atau semakin kecil nilai k yang digunakan maka semakin tinggi akurasi performansi sistem yang didapatkan.

2.6.4 Pengaruh Jenis *Distance* Terhadap Performansi Sistem

Skenario keempat yang dilakukan adalah skenario pemilihan jenis *distance* untuk mendapatkan akurasi dan waktu komputasi terbaik bagi sistem. Ada 4 jenis *distance* yang digunakan yaitu *euclidean*, *cityblock*, *cosine* dan *minkowski*. Pengujian dilakukan terhadap 160 data latih dan 110 data uji untuk mineral Sebuku. Mineral Sebuku mempunyai 3 kelas mineral dan 1 kelas latar. Kondisi awal skenario keempat dilakukan pada mineral Sebuku saat layer yang digunakan adalah *red*, jenis *feature* yang digunakan adalah kombinasi *mean* dan *entropy*. *Block size* DCT yang digunakan yaitu 128. Besar nilai k adalah 1. Berikut hasil pengujian pengaruh jenis *distance* pada akurasi sistem ditampilkan dalam Tabel 4 di bawah.

Tabel 4. Hasil Pengujian Jenis *Distance*

Jenis <i>Distance</i>	K	Layer	Feature	Block Size	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
<i>euclidean</i>	1	Red	mean dan entropy	128	80	0.0118
<i>cityblock</i>					80.9091	0.0116
<i>cosine</i>					79.0909	0.0145
<i>minkowski</i>					80	0.0116

Dari Tabel 4 dapat dilihat bahwa akurasi terbaik untuk mineral Sebuku adalah 80.9091% dengan waktu komputasi selama 0.0116 detik diperoleh saat jenis *distance* yang digunakan adalah *cityblock*. Hal ini dikarenakan *cityblock distance* cocok digunakan untuk menentukan kesamaan dua buah objek. Warna mineral setiap kelas pada mineral Sebuku tidak terlalu kontras sehingga cocok menggunakan metode *cityblock*. *Euclidean*, *minkowski* dan *cityblock distance* adalah metode yang paling sering digunakan untuk menghitung jarak pada tahap klasifikasi karena cocok digunakan untuk jumlah data yang banyak dan waktu komputasi juga cepat.

2.6.5 Pengujian Penentuan Persentase Mineral

Setelah mendapatkan spesifikasi sistem, selanjutnya dilakukan pengujian persentase mineral menggunakan parameter yang sudah didapatkan. Hasil dari pengujian persentase mineral dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Penentuan Persentase Mineral

Sebuku	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
Kromit (Hitam)	40	1.0734
Kalsit (Putih)	40	
Kuarsa (Transparan)	5	
Latar	15	

Tabel 5 merupakan hasil persentase dari mineral Sebuku dan mineral Bangka Belitung pada satu contoh sampel citra uji persentase mineral. Hasil persentase pada Tabel 5 dapat berubah-ubah tergantung citra uji persentase mineral yang dimasukkan untuk diolah oleh sistem yang telah dirancang.

3. Kesimpulan

Dari hasil penelitian diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Simulator dapat dirancang untuk menentukan persentase mineral namun akurasi masih belum baik sehingga masih perlu penelitian lebih lanjut.
2. Kualitas data mempengaruhi *performance* sistem yang dirancang, akurasi jelek pada simulator ini dikarenakan data latih dan data uji yang digunakan tidak terlalu baik kualitasnya.
3. Pengujian skenario yang tidak sesuai dengan algoritma mempengaruhi tingkat akurasi sistem yang dirancang. Oleh sebab itu pastikan pengujian skenario sesuai dengan diagram alir perangkat lunak yang telah dirancang.
4. Parameter yang digunakan adalah *red layer* dengan *feature* terbaik adalah *mean* dan *entropy*. Nilai *k* yang digunakan adalah 1 dengan jenis *distance* adalah *cityblock*. Akurasi terbaik yang diperoleh adalah 80.9091% dengan waktu komputasi selama 0.0116 detik.

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih penulis ucapkan kepada tim kolaborasi riset Institut Teknologi Bandung dan Universitas Telkom serta teman-teman anggota penelitian untuk kelancaran penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] B. ., L. B. Mason, *Elements of Mineralogy*, San Francisco: W.H. Freeman and Company, 1959.
- [2] W. Noviardi, Penyisipan Logo *Discrete Cosine Transform* Sebagai *Watermark* Pada Citra Digital, Jakarta: Universitas Al-Azhar Indonesia, 2008.
- [3] G. L. Rangi, Simulasi dan Analisis Sistem Klasifikasi Batubara Menggunakan Fuzzy Color Histogram (FCH), i(DCT) dan K-Nearest Neighbor Pada Citra Digital, Bandung: Universitas Telkom, 2015.
- [4] H. Blatt and R. J. Tracy, *Petrology: Igneous, Sedimentary, and Metamorphic*, New York: W.H. Freeman, 1996.
- [5] I. Hardjono, *Vulkanologi dan Mineralogi Petrografi*, Surakarta: MUP UMS, 2015.