

IDENTIFIKASI SUB-FOSIL GIGI GERAHAM PADA MANUSIA BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL MENGGUNAKAN METODE LOCAL BINARY PATTERN (LBP) DAN KLASIFIKASI LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ)

IDENTIFICATION OF HUMAN SUB-FOSSIL MOLAR BASED ON DIGITAL IMAGE PROCESSING USING LOCAL BINARY PATTERN (LBP) AND CLASSIFICATION OF LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ) METHOD

Adi Aufferachman Putra Bambang Dwi¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², Dr. Ir. Johan Arif³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

³Prodi Teknik Geologi, Fakultas Ilmu dan Teknologi Kebumihan, Institut Teknologi Bandung

¹adiaufferachman@gmail.com, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id, ³johan@gc.itb.ac.id

Abstrak

Sub-fosil merupakan suatu sisa-sisa makhluk hidup yang menjadi batu atau mineral akibat tertutup oleh sedimen. Salah satu sub-fosil yang paling umum adalah gigi. Gigi itu sendiri memiliki bentuk yang bervariasi untuk setiap manusia, sesuai dengan umur serta jenis makanannya. Salah satu bagian gigi adalah enamel, yang merupakan substansi yang melapisi gigi dan memiliki struktur yang keras. Enamel gigi berfungsi sebagai pelindung gigi dari kerusakan. Pada sub-fosil gigi, terutama bagian gigi geraham dapat diamati pola keausan enamel gigi sebagai salah satu cara untuk mengidentifikasi letak gigi geraham tersebut apakah diatas atau dibawah serta identifikasi umur dari suatu sub- fosil gigi geraham manusia.

Pada Tugas Akhir ini telah dibuat sebuah aplikasi pengolahan citra digital berbasis Matlab yang akan menganalisis citra digital sub-fosil gigi geraham manusia melalui ekstraksi ciri yang selanjutnya akan diklasifikasikan untuk mengidentifikasi letak posisi dan umur dari sub-fosil gigi geraham manusia tersebut. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah metode *Local Binary Pattern (LBP)*. Sedangkan untuk metode pengklasifikasian, digunakan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)*.

Sebagai hasil dari pengujian sistem, didapatkan akurasi sebesar 77,69% dalam mengidentifikasi rentang umur kematian dari sub-fosil manusia. Adapun dalam mengidentifikasi jenis gigi geraham, didapatkan tingkat akurasi sebesar 81,81%.

Kata kunci: Sub-fosil Gigi Geraham Manusia, *Local Binary Pattern (LBP)*, *Learning Vector Quantization (LVQ)*

Abstract

Sub-Fossils are a remnant of living things that become rocks or minerals due to being covered by sediment. One of the most common sub-fossils is the teeth. The tooth itself has a varied form for every human, according to the age and type of food. One part of the tooth is the enamel, which is the substance that coats the tooth and has a hard structure. Enamel teeth serve as a protective gear from damage. In dental sub-fossils, especially the part of the molars, we can observe the pattern of tooth enamel as one way of identifying the location of the molars above or below and the age identification of a human tooth molars.

In this Final Project made a digital image processing application based on Matlab which will analyze digital image of human human tooth molars through characteristic extraction which will then be classified to identify the position and age position of the human molar sub-fossil. The method of feature extraction used is *Local Binary Pattern (LBP)* method. As for the method of classification, used the method of *Learning Vector Quantization (LVQ)*.

As a result of system testing, an accuracy of 77,69% was obtained in identifying the lifespan of death from human sub-fossils. As for identifying the type of molar teeth, obtained an accuracy of 81,81%.

Keywords: Human Molar Tooth Sub-fossil, *Local Binary Pattern (LBP)*, *Learning Vector Quantization (LVQ)*

1. Pendahuluan

Sangat banyak bagian sub-fosil dari bagian tubuh manusia, salah satu bagian sub-fosil manusia yang paling umum ditemukan adalah sub-fosil gigi. Gigi merupakan alat pencernaan mekanik yang berada dalam rongga mulut manusia yang berfungsi untuk merobek dan mengunyah makanan. Pada manusia, terdapat empat jenis gigi yaitu gigi taring, gigi seri, gigi geraham depan dan gigi geraham belakang. Gigi itu sendiri memiliki bentuk yang

bervariasi untuk setiap manusia, sesuai dengan umur serta jenis makanan pada lingkungannya [1]. Pada umumnya, gigi manusia terdiri dari beberapa bagian utama, yaitu enamel, dentin, pulpa, dan cementum/tulang penyangga. Enamel merupakan substansi yang melapisi gigi dan memiliki struktur yang keras dan berfungsi sebagai pelindung gigi dari kerusakan [2]. Terdapat suatu pola keausan yang merupakan suatu kondisi yang ditandai dengan hilangnya jaringan keras gigi karena proses fisik maupun kimiawi pada Enamel sub-fosil gigi dan Pola keausan yang terdapat pada enamel sub-fosil gigi tersebut dapat menjadi salah satu cara untuk mengidentifikasi suatu sub-fosil manusia. Berikut adalah suatu contoh sub-fosil gigi pada Gambar 1.1 dibawah ini.



Gambar 1.1 Sub-fosil Gigi Manusia [5].

Untuk mempermudah identifikasi dari suatu sub-fosil gigi, maka pada tugas akhir ini akan dibuat sebuah aplikasi pengolahan citra berbasis Matlab yang akan menganalisis citra digital sub-fosil gigi geraham manusia melalui ekstraksi ciri yang selanjutnya akan diklasifikasikan untuk mengidentifikasi letak gigi tersebut dan umur dari sub-fosil manusia tersebut. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah *Local Binary Pattern (LBP)*. *Local Binary Pattern (LBP)* memiliki keunggulan yaitu mendefinisikan sebagai ukuran tekstur *gray-scale* invarian yang pada setiap pixel memiliki nilai hasil grayscale, kemudian dilakukan threshold berpusat pada titik tengah [3]. Sedangkan untuk metode pengklasifikasian, digunakan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)* yang dimana sebagai salah satu metode klasifikasi pola yang termasuk kedalam jaringan syaraf tiruan yang melakukan pembelajaran secara terawasi (*supervised learning*).

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Sub-fosil

Sub-fosil merupakan sisa-sisa makhluk hidup yang menjadi batu atau mineral akibat tertutup oleh sedimen. Dan pada sub-fosil tersebut juga mengandung agregat padat yang terbentuk oleh mineral – mineral yang telah membeku dari proses ilmiah. Umumnya merupakan gabungan dari 2 mineral atau lebih. Dalam ilmu paleontologi, ada dua macam jenis sub-fosil yaitu sub-fosil jejak dan sub-fosil tubuh. Sub-fosil jejak merupakan sub-fosil yang terbentuk dari aktivitas atau perilaku-perilaku organisme di waktu lampau. Sub-fosil jejak (*trace fossils*) juga merupakan hasil dari aktivitas suatu organisme yang terawetkan di dalam lapisan batuan [4]. Pada sub-fosil tubuh biasanya hanya bagian keras organisme yang memfosil, seperti gigi, tulang, dan cangkang [5].

2.2 Enamel

Enamel gigi berfungsi sebagai pelindung gigi dari kerusakan, termasuk dari berbagai macam kuman. Karena apabila lapisan luar gigi atau enamel tertutup oleh sisa makanan, dalam waktu yang lama maka hal ini merupakan media kuman sehingga terjadi kerusakan di daerah enamel yang nantinya akan terus berjalan mengenai dentin hingga ke pulpa [6] sehingga elemen anorganik pada enamel akan larut secara perlahan lahan atau kronis yang akan berpengaruh terhadap kekerasannya [7].

2.3 Gigi

Salah satu bagian sub-fosil manusia yang paling umum ditemukan adalah sub-fosil gigi. Gigi merupakan alat pencernaan mekanik yang berada dalam rongga mulut manusia yang berfungsi untuk merobek dan mengunyah makanan. Selain itu, gigi juga berfungsi sebagai pendukung wajah serta membantu fungsi berbicara. Struktur gigi manusia terdiri dari 3 bagian utama, yaitu: mahkota gigi, leher gigi, dan akar gigi [8]. Gigi geraham merupakan gigi yang memainkan peran utama dalam proses pengunyahan makanan. Pada manusia, terdapat empat jenis gigi [9] dan terdapat tiga buah gigi geraham dan memiliki waktu kemunculan yang berbeda. Gigi geraham pertama muncul berkisar pada umur 9-10 tahun, gigi geraham kedua berkisar pada 14-15 tahun dan gigi geraham ketiga akan muncul pada kisaran umur 18-25 tahun [10].

Pada permukaan gigi geraham, terdapat perbedaan bentuk antara gigi geraham atas yang terletak pada *maxillary* dengan gigi geraham bawah pada *mandibular*. Gigi geraham atas memiliki empat buah puncak gigi (*cusp*), sedangkan pada gigi geraham bawah terdapat lima buah *cusp*. Masing-masing *cusp* memiliki nama tersendiri dimana *cusp* pada gigi geraham atas berakhir *-cone* dan *cusp* pada gigi geraham bawah berakhir *-conid*.

2.4 Klasifikasi Umur Berdasarkan Pola Keausan Gigi

Salah satu cara memperkirakan umur kematian dari sub-fosil manusia adalah dengan melihat pola keausan gigi [11]. Pada tahun 1985 Lovejoy telah menyimpulkan bahwa pola keausan gigi merupakan indikator tunggal

terbaik untuk menentukan umur kematian dari sub-fosil manusia dikarenakan keausan gigi menunjukkan hasil yang akurat dan konsisten. Terdapat beberapa klasifikasi yang dapat digunakan untuk memperkirakan umur kematian dari sub-fosil manusia, diantaranya adalah klasifikasi Brothwell yang diperkenalkan pada tahun 1981 dan klasifikasi Lovejoy yang diperkenalkan pada tahun 1985 seperti gambar 1.2 dibawah ini.

Age range (years)	About 17 - 25			25 - 35			35 - 45			About 45 +		
Molar number	M ¹ , M ₁	M ² , M ₂	M ³ , M ₃	M ¹ , M ₁	M ² , M ₂	M ³ , M ₃	M ¹ , M ₁	M ² , M ₂	M ³ , M ₃	M ¹ , M ₁	M ² , M ₂	M ³ , M ₃
Wear pattern												

Dentist not exposed. There may be slight enamel polishing.

Any greater degree of wear than in the previous columns.

NB: Very unusual wear sometimes occurs in the later stages.

Gambar 2.1 Rentang Umur berdasarkan Klasifikasi Brothwell [11].

2.5 Pengolahan Citra Digital

Citra, atau yang dalam bahasa Inggris disebut image adalah suatu kombinasi antara titik, garis, bidang, tekstur, dan warna yang menciptakan suatu imitasi dari sebuah objek tertentu. Berdasarkan sisi konten visual, citra dapat dibedakan menjadi citra berwarna, citra gray-level dan citra biner [12]. Citra dapat berwujud dua dimensi seperti gambar (*Picture*) dapat juga berwujud tiga dimensi seperti patung. Citra terbagi 2 berdasarkan elemen warna, ada citra biner dan citra berwarna. Citra biner adalah citra yang hanya mempunyai dua nilai derajat keabuan: hitam dan putih. Citra biner ini dibutuhkan untuk keperluan seperti logo instansi yang hanya warna hitam dan putih, citra kode batang / *barcode*, citra hasil pemindaian dokumen teks, dan lain-lain [13]. Citra berwarna umumnya lebih kaya dibandingkan citra biner. Citra berwarna menampilkan warna objek seperti warna aslinya. Warna yang diterima oleh mata dari sebuah objek ditentukan oleh warna sinar yang dipantulkan oleh objek tersebut. Warna-warna yang diterima oleh mata manusia merupakan hasil kombinasi cahaya dengan panjang gelombang berbeda. Penelitian memperlihatkan bahwa kombinasi warna yang memberikan rentang warna yang paling lebar adalah *red* (*R*), *green* (*G*), dan *blue* (*B*). Ketiga warna tersebut dinamakan warna pokok (*primaries*), dan sering disingkat sebagai warna dasar *RGB* [14].

Citra digital merupakan citra kontinu yang telah diubah ke dalam bentuk diskrit baik terhadap koordinat spasialnya maupun intensitas cahayanya. Proses *digitalisasi* koordinat spasial disebut sebagai pencuplikan (*sampling*) dan proses *digitalisasi* terhadap intensitas cahaya disebut dengan kuantisasi. Pada umumnya citra digital berbentuk persegi panjang yang dinyatakan dengan matriks berukuran *M* baris dan *N* kolom. Posisi elemen atau *piksel* tersebut dalam baris dan kolom menyatakan koordinat sebuah titik pada citra dengan nilai masing-masing elemen menyatakan intensitas cahaya pada titik tersebut [15]. Gambar 2.7 dibawah ini menunjukkan representasi matriks citra.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, N - 1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, N - 1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(M - 1,0) & f(M - 1,1) & \dots & f(M - 1, N - 1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

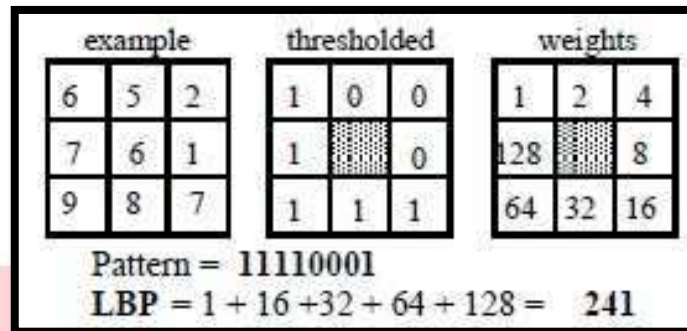
Pengolahan citra digital adalah sebuah disiplin ilmu yang mempelajari hal-hal yang berkaitan dengan:

1. Perbaikan kualitas gambar (peningkatan kontras, transformasi warna, restorasi citra).
2. Transformasi gambar (rotasi, translasi, skala, transformasi geometrik).
3. Melakukan pemilihan citra ciri (*feature images*) yang optimal untuk tujuan analisis dan melakukan proses penarikan informasi/deskripsi objek/pengenalan objek yang terkandung pada citra.
4. Melakukan kompresi dan reduksi data untuk tujuan penyimpanan data, transmisi data, dan waktu proses data.

Masukkan dari pengolahan citra adalah sebuah citra awal, sedangkan keluarannya adalah citra hasil pengolahan [16].

2.6 Local Binary Pattern (LBP)

Local Binary Pattern (LBP) [17]. merupakan metode untuk melakukan ekstraksi ciri yang digunakan untuk mendapatkan fitur tekstur dari sebuah citra. Metode ini bekerja dengan menjadikan satu piksel gambar sebagai *threshold* untuk dibandingkan dengan tetangga dari piksel tersebut. Parameter terpenting operator *Local Binary Pattern* (LBP) dalam aplikasi dunia nyata adalah invarian terhadap perubahan tingkat abu – abu monotonik yang disebabkan oleh iluminasi variasi. Metode *local binary pattern* yang pertama kali diperkenalkan oleh Ojala, didasarkan pada asumsi bahwa tekstur memiliki 2 aspek, yaitu pola dan kekuatannya. Operator ini bekerja pada lingkup matriks 3x3 dengan menggunakan nilai tengah sebagai ambang batas. Kode *Local Binary Pattern* (LBP) didapat dengan menjumlahkan hasil perkalian nilai ambang batas dengan nilai piksel yang bersesuaian. Gambar 2.15 merupakan contoh komputasi *Local Binary Pattern* (LBP) pada matriks ukuran 3 x 3:



Gambar 2.2 Perhitungan LBP [17].

Setiap pixel memiliki nilai hasil grayscale, kemudian dilakukan threshold berpusat pada titik tengah. Pixel yang memiliki nilai sama atau lebih dibandingkan dengan titik tengah diberi nilai 1 selain itu diberi nilai 0. Kemudian nilai *Local Binary Pattern* (LBP) didapat dari penjumlahan dua pangkat nilai angka yang bernilai satu. Perhitungan *Local Binary Pattern* (LBP) dapat dilihat dari persamaan (2.5) dan persamaan (2.6) [18]. dibawah ini.

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_e) 2^p \quad (2.2)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2.3)$$

Pada metode *Local Binary Pattern* (LBP) menggunakan parameter nilai *blocksize* sebesar 1, 2, dan 3 serta tiga jenis ciri fitur *Local Binary Pattern* (LBP) yaitu *Mean*, *Variance*, dan *Entropy*. Adapun perhitungan dari tiga jenis fitur tersebut dapat dilihat dari persamaan (2.7), persamaan (2.8) dan persamaan (2.9) dibawah ini:

1. Mean

Mean merupakan nilai rata-rata pada sebuah citra. Nilai mean dapat ditentukan dengan membagi jumlah citra dengan banyaknya citra.

$$f_1 = \frac{\sum_i \sum_j (i)}{n} p_d(i, j) \quad (2.4)$$

2. Variance

Variance menunjukkan variasi warna keabuan pada sebuah citra. Nilai *Variance* akan meningkat ketika nilai tingkat keabuannya berbeda dari *meannya*.

$$f_2 = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p_d(i, j) \quad (2.5)$$

3. Entropy

Entropy menunjukkan kompleksitas suatu citra. Nilai *Entropy* akan tinggi ketika citra tidak seragam. Citra dengan tekstur yang kompleks akan cenderung memiliki nilai *Entropy* yang tinggi.

$$f_3 = - \sum_i \sum_j p_d(i, j) \log(p_d(i, j)) \quad (2.6)$$

Keterangan :

- (i,j) : Baris i dan kolom j
- \sum_i : Jumlah nilai dari baris i
- \sum_j : Jumlah nilai dari kolom j
- μ : Nilai rata-rata elemen pada matriks $p_d(i, j)$
- $p_d(i, j)$: Elemen dalam matriks pada baris i dan kolom j

2.7 Learning Vector Quantization (LVQ)

Pada tahun 1988, T. Kohonen memperkenalkan *Learning Vector Quantization* (LVQ) sebagai salah satu metode klasifikasi pola yang termasuk kedalam jaringan syaraf tiruan yang melakukan pembelajaran secara terawasi (*supervised learning*). Jaringan syaraf tiruan atau *Artificial Neural Network* (ANN) itu sendiri merupakan model jaringan yang meniru prinsip kerja dari neuron biologis yang memiliki beberapa kemampuan. *Learning Vector Quantization* (LVQ) terdiri dari dua lapisan, yaitu lapisan kompetitif dan lapisan linier. Dalam proses pembelajaran, *Learning Vector Quantization* (LVQ) akan melakukan perhitungan kedekatan berdasarkan jarak Euclidean minimum antara suatu vektor masukan (X_n) dengan beberapa vektor bobot lapisan kompetitif (W_1, W_2, \dots, W_m). Adapun jarak Euclidean dihitung menggunakan persamaan (2.10) berikut:

$$\text{Euclidean Distance ; } d = \sqrt{\sum (X_n - W_m)^2} \quad (2.7)$$

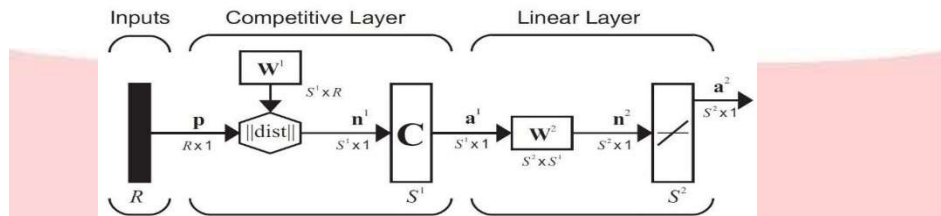
Setelah mendapat nilai jarak minimum, maka nilai tersebut akan ditetapkan menjadi 1 yang menunjukkan bahwa vektor masukan tersebut masuk kedalam kelas yang sesuai (kelas target), sedangkan nilai jarak lainnya akan ditetapkan menjadi 0. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika 2 vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut ke dalam kelas yang sama [19]. Tahap selanjutnya memasuki lapisan linear, nilai jarak minimum yang didapatkan tadi akan merubah nilai vektor bobot kelas target. Dengan learning rate (λ) yang

ditentukan, perubahan nilai bobot baru dapat dihitung dengan persamaan berikut:

$$W_m' = W_m + \lambda (X_n - W_m) \text{ untuk input dan bobot memiliki kelas yang sama}$$

$$W_m' = W_m - \lambda (X_n - W_m) \text{ untuk input dan bobot memiliki kelas yang berbeda}$$

Pada dasarnya perhitungan diatas akan dilakukan terus menerus sampai nilai bobot tidak berubah jika ada input baru. Untuk menghemat penggunaan memori, dalam melakukan perhitungan *Learning Vector Quantization* (LVQ) dapat ditentukan maksimal pengulangan (*epoch*). Berikut Gambar 2.16 menunjukkan arsitektur jaringan syaraf tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ).

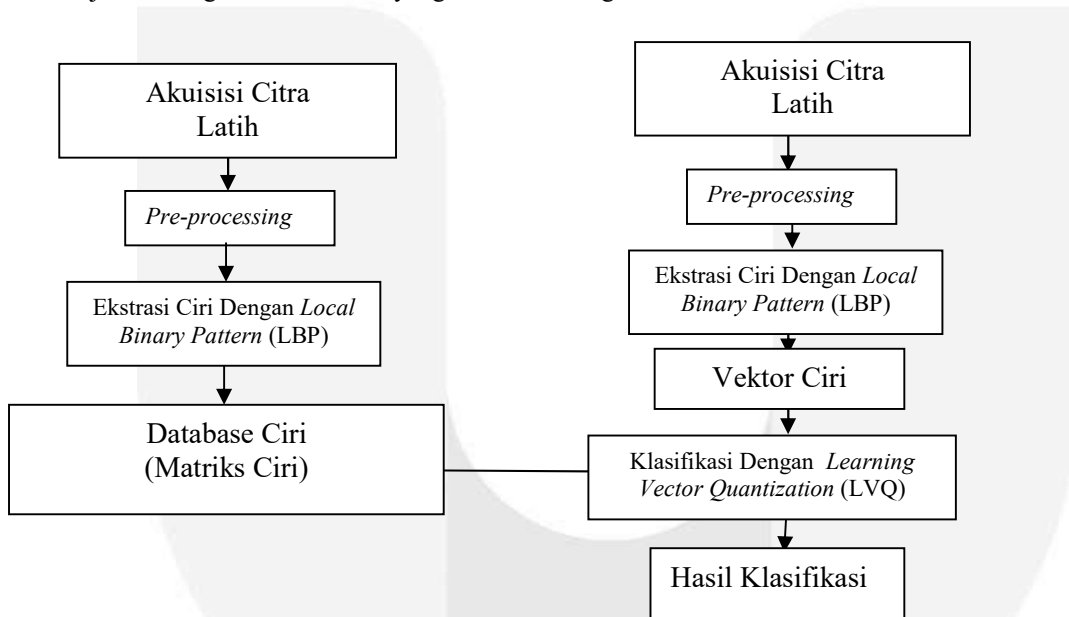


Gambar 2.3 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ) [19].

3 Perancangan Sistem

3.1 Diagram Blok Sistem

Sistem yang dirancang pada Tugas Akhir ini bertujuan untuk mengidentifikasi rentang umur kematian dari sub-fosil manusia serta jenis gigi geraham berdasarkan citra enamel pada sub-fosil gigi geraham yang berperan sebagai citra uji. Sistem ini secara umum terdiri dari dua tahap, yaitu tahap latih dan tahap uji dimana didalamnya terdapat proses akuisisi citra, *preprocessing*, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Tahap latih bertujuan untuk mendapatkan vektor-vektor ciri dari beberapa citra latih yang selanjutnya disimpan pada database dalam bentuk matriks ciri untuk keperluan proses klasifikasi pada tahap uji. Sedangkan tahap uji itu sendiri bertujuan untuk mendapatkan vektor ciri dari citra uji untuk selanjutnya dilakukan klasifikasi. Berikut Gambar 1.5 menunjukkan diagram blok sistem yang telah dirancang.



Gambar 3.1 Diagram Blok Sistem

3.2 Akuisisi Citra

Akuisisi citra merupakan tahapan untuk mendapatkan sebuah citra digital yang selanjutnya diproses kedalam sistem. Proses akuisisi dilakukan secara *offline* menggunakan kamera HP beresolusi 12 MP tanpa menggunakan *flash* dengan jarak antara ujung lensa kamera dengan sub-fosil gigi adalah sejauh 10 cm. Citra yang telah diambil merupakan citra enamel pada sub-fosil gigi geraham yang kemudian disimpan dalam format JPEG. Pengambilan data citra dilakukan 10 kali untuk setiap gigi geraham. Adapun dari hasil akuisisi didapatkan 270 citra gigi geraham yang terbagi menjadi 140 citra latih yang digunakan untuk database sistem pada rentang umur kematian dari sub-fosil manusia serta 140 citra uji pada jenis gigi geraham. Lalu terdapat 130 citra uji pada rentang umur kematian dari sub-fosil manusia serta 110 citra uji pada jenis gigi geraham yang digunakan sebagai citra masukan dalam sistem.

3.3 Preprocessing

Preprocessing adalah proses awal yang dilakukan sebelum citra diproses lebih lanjut. Tujuannya adalah penyeragaman ukuran citra dan meningkatkan kualitas citra, baik untuk citra latih maupun uji, sehingga optimal

untuk melalui proses selanjutnya. Terdapat tiga proses yang dilakukan pada tahap *preprocessing* ini, yaitu *cropping* citra, pengaturan ukuran citra, dan konversi RGB ke *grayscale*.

3.4 Ekstraksi Ciri dengan Local Binary Pattern (LBP)

Ekstraksi ciri bertujuan untuk melakukan pengambilan ciri dari sebuah citra yang merupakan karakteristik pembeda citra tersebut. Pada proses Ekstraksi ciri memiliki input yang berupa suatu citra *preprocessing* dan pada akhirnya akan menghasilkan output yang berupa sebuah vektor ciri. Didalam metode ini bekerja dengan konsep matriks, setiap piksel pada citra akan diproses dengan melihat piksel disekitarnya. Pada metode *Local Binary Pattern* (LBP) ini menggunakan kuantisasi 8 bit ($2^8 = 256$) karena nilai elemen pada matriks citra adalah 0 – 255. Ekstraksi ciri yang digunakan untuk melihat ciri pada citra adalah ekstraksi ciri statistik orde pertama. Ekstraksi ciri orde pertama merupakan metode pengambilan ciri berdasarkan histogram citra. Karena ekstraksi ciri orde pertama ini menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat pixel maka yang dijadikan parameter untuk ekstraksi ciri penelitian adalah *mean*, *variance*, dan *entropy*. Kemudian juga menggunakan nilai *blocksize* 1, 2, dan 3.

3.5 Klasifikasi dengan LVQ

Proses Proses klasifikasi dilakukan untuk mengetahui kelas dari citra masukan. Pada proses klasifikasi ini memiliki input yang berupa suatu vektor ciri atau ciri statistik dan pada akhirnya akan menghasilkan output yang berupa hasil klasifikasinya kedalam suatu kelas. *Learning Vector Quantization* (LVQ) mempelajari vektor masukan untuk mengklasifikasikannya kedalam suatu kelas dengan melakukan perhitungan kedekatan berdasarkan jarak Euclidean antara suatu vektor masukan (X_n) dengan beberapa vektor bobot (W_m). Pada Tugas Akhir ini, parameter *Learning Vector Quantization* (LVQ) yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. *Learning rate* : 0.01
2. *Hidden layer* : 10, 15, 20, 25
3. *Epoch* : 50, 100, 150, 200

3. Hasil dan Analisis

Dalam pengujian ini digunakan 270 citra gigi geraham yang terbagi menjadi 140 citra latih yang digunakan untuk database sistem pada rentang umur kematian dari sub-fosil manusia serta 140 citra latih pada jenis gigi geraham. Lalu terdapat 130 citra uji pada rentang umur kematian dari sub-fosil manusia serta 110 citra uji pada jenis gigi geraham yang digunakan sebagai citra masukan dalam sistem. Adapun hasil identifikasi dari citra gigi geraham yang digunakan berfokus pada rentang umur kematian dari sub-fosil manusia serta jenis gigi geraham. Untuk rentang umur kematian dari sub-fosil manusia terbagi menjadi dua kelas yaitu 17-25 tahun dan 25-35 tahun, sedangkan untuk jenis gigi geraham terbagi menjadi dua kelas yaitu gigi geraham atas dan gigi geraham bawah.

Untuk mengetahui performansi sistem yang telah dibuat, maka dilakukan pengujian sistem terhadap beberapa parameter. Adapun skenario pengujian sistem adalah sebagai berikut:

1. Skenario Pertama
Pengujian akurasi sistem berdasarkan jenis fitur ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dan parameter *Learning Vector Quantization* (LVQ) dalam mengidentifikasi rentang umur kematian sub-fosil manusia.
2. Skenario Kedua
Pengujian akurasi dan waktu komputasi sistem berdasarkan macam-macam jenis ukuran citra yang digunakan dalam mengidentifikasi rentang umur kematian sub-fosil manusia dengan nilai *blocksize* dari *Local Binary Pattern* (LBP).
3. Skenario Ketiga
Pengujian akurasi sistem berdasarkan jenis fitur ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dan parameter *Learning Vector Quantization* (LVQ) dalam mengidentifikasi jenis gigi geraham manusia.
4. Skenario Keempat
Pengujian akurasi dan waktu komputasi sistem berdasarkan macam-macam jenis ukuran citra yang digunakan dalam mengidentifikasi jenis gigi geraham manusia dengan nilai *blocksize* dari *Local Binary Pattern* (LBP).

4.1 Hasil Pengujian Skenario Pertama

Pada Pada skenario pertama ini dilakukan pengujian akurasi sistem dalam mengidentifikasi rentang umur kematian sub-fosil manusia dengan citra masukan berukuran 512 x 512 piksel. Pengujian ini dilakukan pada tiga jenis fitur ciri *Local Binary Pattern* (LBP) adalah *Mean*, *Variance*, dan *Entropy*. Adapun parameter yang digunakan pada *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah *hidden layer* (HL) dengan jumlah 10, 15, 20, dan 25 serta *epoch* dengan nilai 50, 100, 150, dan 200.

Tabel 4.1 Hasil Pengujian Skenario Pertama

Local Binary Pattern (Mean)									Local Binary Pattern (Variance)								
Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25		Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25	
	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi		Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi
50	100	76,92%	100	76,92%	97	74,61%	100	76,92%	50	98	75,38%	99	76,15%	98	75,38%	100	76,92%
100	100	76,92%	100	76,92%	97	74,61%	100	76,92%	100	99	76,15%	99	76,15%	98	75,38%	99	76,15%
150	100	76,92%	100	76,92%	100	76,92%	100	76,92%	150	99	76,15%	98	75,38%	100	76,92%	98	75,38%
200	100	76,92%	97	76,92%	100	76,92%	100	76,92%	200	98	75,38%	100	76,92%	99	76,15%	99	76,15%

Local Binary Pattern (Entropy)									Local Binary Pattern (Mean, Variance)								
Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25		Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25	
	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi		Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi
50	99	76,15%	98	75,38%	99	76,15%	99	76,15%	50	98	75,38%	100	76,92%	99	76,15%	99	76,15%
100	99	76,15%	98	75,38%	99	76,15%	98	75,38%	100	99	76,15%	100	76,92%	100	76,92%	100	76,92%
150	98	75,38%	99	76,15%	99	76,15%	98	75,38%	150	99	76,15%	99	76,15%	100	76,92%	100	76,92%
200	98	75,38%	98	75,38%	99	76,15%	98	75,38%	200	99	76,15%	99	76,15%	100	76,92%	100	76,92%

Local Binary Pattern (Mean, Entropy)									Local Binary Pattern (Variance, Entropy)								
Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25		Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25	
	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi		Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi
50	100	76,92%	100	76,92%	100	76,92%	100	76,92%	50	98	75,38%	99	76,15%	100	76,92%	99	76,15%
100	100	76,92%	100	76,92%	100	76,92%	100	76,92%	100	99	76,15%	99	76,15%	99	76,15%	99	76,15%
150	100	76,92%	94	72,30%	100	76,92%	94	72,30%	150	98	75,38%	98	75,38%	99	76,15%	99	76,15%
200	94	72,30%	100	76,92%	100	76,92%	100	76,92%	200	98	75,38%	99	76,15%	99	76,15%	99	76,15%

Local Binary Pattern (Mean, Variance, Entropy)								
Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25	
	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi
50	99	76,15%	100	76,92%	100	76,92%	100	76,92%
100	98	75,38%	100	76,92%	100	76,92%	100	76,92%
150	98	75,38%	99	76,15%	100	76,92%	100	76,92%
200	99	76,15%	101	77,69%	96	73,07%	99	76,15%

4.2 Hasil Pengujian Skenario Kedua

Pada skenario kedua ini dilakukan pengujian pengaruh ukuran citra yang digunakan terhadap akurasi dan waktu komputasi sistem dalam mengidentifikasi rentang umur kematian sub-fosil manusia dengan nilai *blocksize* pada *Local Binary Pattern* (LBP) adalah sebesar 1, 2, dan 3. Adapun ukuran citra yang digunakan adalah 128 x 128 piksel, 256 x 256 piksel, dan ukuran awal 512 x 512 piksel. Parameter *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ) yang digunakan adalah *mean*, *variance*, *entropy* dengan *hidden layer* = 15 dan *epoch* = 200 dimana parameter tersebut menghasilkan akurasi tertinggi pada skenario pertama.

Tabel 4.2 Hasil Pengujian Skenario Kedua

Ukuran Citra (piksel)	Akurasi	Waktu Komputasi (s)	Ukuran Citra (piksel)	Akurasi	Waktu Komputasi (s)
128 x 128	65,38%	10,979	128 x 128	71,53%	11,499
256 x 256	74,61%	37,3638	256 x 256	75,38%	39,6484
512 x 512	77,69%	146,7792	512 x 512	76,92%	154,6615

Blocksize : 3		
Ukuran Citra (piksel)	Akurasi	Waktu Komputasi (s)
128 x 128	71,53%	11,5999
256 x 256	70%	44,181
512 x 512	76,15%	166,0965

4.3 Hasil Pengujian Skenario Ketiga

Pada skenario ketiga ini dilakukan pengujian akurasi sistem dalam mengidentifikasi jenis gigi geraham manusia dengan citra masukan berukuran 512 x 512 piksel. Pengujian ini dilakukan pada tiga jenis fitur ciri *Local Binary Pattern* (LBP) adalah *Mean*, *Variance*, dan *Entropy*. Adapun parameter yang digunakan pada *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah *hidden layer* (HL) dengan jumlah 10, 15, 20, dan 25 serta *epoch* dengan nilai 50, 100, 150, dan 200.

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Skenario Ketiga

Local Binary Pattern (Mean)								Local Binary Pattern (Variance)									
Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25		Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25	
	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi		Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi
50	48	43,16%	49	44,69%	49	43,92%	48	43,15%	50	75	67,96%	73	66,23%	76	68,92%	74	67%
100	52	47	52	47%	48	43,15%	48	43,15%	100	74	66,98%	73	66,23%	73	66,23%	74	67%
150	49	44,69%	48	43,15%	39	35,46%	47	42,38%	150	73	66,23%	74	67%	70	63,15%	78	70,07%
200	49	43,92%	49	44,69%	48	43,15%	47	42,38%	200	74	67%	74	66,98%	78	70,07%	77	69,30%

Local Binary Pattern (Entropy)								Local Binary Pattern (Mean, Variance)									
Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25		Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25	
	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi		Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi
50	74	66,98%	71	63,92%	76	68,69%	76	68,92%	50	70	63,15%	69	68,53%	70	63,15%	74	66,98%
100	68	61,31%	76	68,69%	70	63,15%	71	63,92%	100	71	63,92%	74	66,98%	73	66,23%	71	63,92%
150	71	63,92%	69	62,38%	71	63,92%	70	63,15%	150	78	70,07%	71	63,92%	75	67,96%	78	70,07%
200	76	68,92%	69	62,38%	70	63,15%	70	63,15%	200	75	67,96%	74	67%	73	66,23%	73	66,23%

Local Binary Pattern (Mean, Variance, Entropy)								Local Binary Pattern (Mean, Variance, Entropy)									
Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25		Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25	
	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi		Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi
50	42	37,76%	47	42,38%	48	43,15%	48	43,15%	50	73	66,23%	72	65,46%	71	63,92%	75	67,96%
100	48	43,15%	48	43,15%	49	44,69%	51	46,23%	100	74	67%	70	63,15%	73	66,23%	76	68,92%
150	49	43,92%	39	35,46%	49	43,92%	48	43,15%	150	70	63,15%	74	67%	78	70,84%	70	63,15%
200	49	43,92%	50	45,46%	42	37,76%	50	44,69%	200	71	63,92%	75	67,96%	69	68,53%	78	70,07%

Epoch	HL = 10		HL = 15		HL = 20		HL = 25	
	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi	Data Benar	Akurasi
50	77	69,30%	76	68,92%	74	67%	75	67,76%
100	74	66,98%	72	63,46%	75	67,76%	74	66,98%
150	73	66,23%	75	67,96%	70	63,15%	72	65,46%
200	79	71,81%	77	70%	76	68,69%	74	67%

4.4 Hasil Pengujian Skenario Keempat

Pada skenario keempat ini dilakukan pengujian pengaruh ukuran citra yang digunakan terhadap akurasi dan waktu komputasi sistem dalam mengidentifikasi jenis gigi geraham manusia dengan nilai *blocksize* pada *Local Binary Pattern* (LBP) adalah sebesar 1, 2, dan 3. Adapun ukuran citra yang digunakan adalah 128 x 128 piksel, 256 x 256 piksel, dan ukuran awal 512 x 512 piksel. Parameter *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ) yang digunakan adalah *mean*, *variance*, *entropy* dengan *hidden layer* = 10 dan *epoch* = 200 dimana parameter tersebut menghasilkan akurasi tertinggi pada skenario ketiga.

Tabel 4.4 Hasil Pengujian Skenario Keempat

Blocksize : 1			Blocksize : 2		
Ukuran Citra (piksel)	Akurasi	Waktu Komputasi (s)	Ukuran Citra (piksel)	Akurasi	Waktu Komputasi (s)
128 x 128	81,81%	9,1335	128 x 128	78,16%	9,7642
256 x 256	61,81%	31,3868	256 x 256	77,27%	32,8216
512 x 512	71,81%	121,157	512 x 512	76,36%	129,1149

Blocksize : 3		
Ukuran Citra (piksel)	Akurasi	Waktu Komputasi (s)
128 x 128	64,54%	10,0969
256 x 256	80,90%	34,251
512 x 512	60%	137,3488

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada sistem identifikasi sub-fosil gigi geraham pada manusia berbasis pengolahan citra digital menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ), didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dan klasifikasi *Learning Vector Quantization* (LVQ) dapat diimplementasikan dalam sebuah sistem untuk melakukan proses identifikasi sub-fosil gigi geraham pada manusia yang spesifikasinya terhadap rentang umur kematian dari sub-fosil manusia dan jenis gigi geraham manusia.
2. Pada saat memakai 3 jenis fitur ciri *Local Binary Pattern* (LBP) yaitu *mean*, *variance*, dan *entropy* dibandingkan dengan memakai 2 jenis fitur ciri maupun hanya memakai 1 jenis fitur ciri mendapatkan akurasi yang paling maksimum dalam mengidentifikasi rentang umur kematian sub-fosil manusia maupun dalam mengidentifikasi jenis gigi geraham manusia, karena dengan memakai jenis fitur ciri yang paling banyak dapat menyebabkan kombinasi lebih banyak serta dapat membuat akurasi menjadi lebih maksimum.
3. Semakin kecil nilai *blocksize* pada *Local Binary Pattern* (LBP) dalam mengidentifikasi rentang umur kematian sub-fosil manusia maupun dalam mengidentifikasi jenis gigi geraham manusia yang dipakai maka akan semakin besar matriks cirinya sehingga akurasinya menjadi semakin maksimum. Sedangkan dalam jenis ukuran piksel tidak terlalu dominan dan tidak begitu signifikan dalam perbedaannya karena berapapun ukuran pikselnya akan dihitung dalam perhitungan nilai *blocksize* yang mempertimbangkan bagian jarak antar pikselnya.

4. Pada proses identifikasi rentang umur kematian dari sub-fosil manusia, jenis fitur ciri *Local Binary Pattern* (LBP) yang paling optimal adalah *mean*, *variance*, dan *entropy* serta menggunakan nilai blocksize 1 dengan parameter *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah *hidden layer* = 15 dan *epoch* = 200. Untuk jenis ukuran citranya sebesar 512 × 512 piksel. Sehingga pada akhirnya dapat menghasilkan akurasi maksimum sebesar 77,69%.
5. Pada proses identifikasi jenis gigi geraham manusia, jenis fitur ciri *Local Binary Pattern* (LBP) yang paling optimal adalah *mean*, *variance*, dan *entropy* serta menggunakan nilai blocksize 1 dengan parameter *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah *hidden layer* = 10 dan *epoch* = 200. Untuk jenis ukuran citranya sebesar 128 × 128 piksel. Sehingga pada akhirnya dapat menghasilkan akurasi maksimum sebesar 81,81%.
6. Jenis fitur ciri *Local Binary Pattern* (LBP) memiliki pengaruh terhadap waktu komputasi sistem, meski tidak begitu signifikan. Adapun disamping itu, waktu komputasi sistem ini juga bergantung pada spesifikasi komputer serta aktivitas yang dijalankan pada komputer.
7. Pada kondisi 3 jenis ukuran citra yang digunakan yaitu 128 x 128 piksel, 256 x 256 piksel, dan 512 x 512 piksel tidak terlalu signifikan dalam mempengaruhi nilai akurasi sistem, namun sangat mempengaruhi waktu komputasi sistem. Semakin besar ukuran citra maka waktu komputasi akan semakin lama, sebaliknya semakin kecil ukuran citra maka waktu komputasi semakin cepat.

Daftar Pustaka:

- [1] C.Scheid, Rickne & Gabriela Weiss.2012.*Woelfels Dental Anatomy eighth edition*.Philadelphia:Wolters Kluwer Health.
- [2] Iscan, Mehmet Yasar & Maryna Steyn.2013.*The Human Skeleton In Forensic Medicine Third Edition*.Springfield:Charles C Thomas.
- [3] Zhao, Yang Dkk..2013.*Completed robust local binary pattern for texture classification*.
- [4] Prayoga, Ongki Ari Dan Hill Gendoet Hartono.2017.*Korelasi Lithofasies Dan Ichnofasies Sebagai Parameter Identifikasi Fasies Gunungapi Purba Pada Sistem Lingkungan Pengendapan Formasi Sambipitu, Daerah Ngalang, Yogyakarta*.
- [5] Hynes, Margareth.2007.*Batuan Dan Fosil*.Indonesia:Erlangga
- [6] Mokhtar, Mundiya. 2007. Ilmu Penyakit Gigi dan Mulut. Medan: Yoga Ink.
- [7] Sluder T.B. Clinical dental anatomy, histology, physiology and occlusion. The Art and science of Operative Dentistry. New Delhi. Mosby. 2001.
- [8] "Soft Biologi," Juni 2013. [Online]. Available: <http://www.softilmu.com/2015/06/Pengertian-Fungsi-Struktur-Jenis-Bentuk-Susunan-Gigi-Manusia.html>.
- [9] Sluder T.B. Clinical dental anatomy, histology, physiology and occlusion. The Art and science of Operative Dentistry. New Delhi. Mosby. 2001.
- [10] Rickne C. Scheid dan Gabriela Weiss, *Woelfel's: Dental Anatomy*, 8th ed., Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2012Rickne C. Scheid dan Gabriela Weiss, *Woelfel's: Dental Anatomy*, 8th ed., Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2012.
- [11] Tim D. White, Michael T. Black, dan Pieter A. Folkens, *Human Osteology*, 3rd ed., San Diego, California: Elsevier, 2012.
- [12] Prof.Dr.Sarifuddin Madenda, Pengolahan Citra dan Video Digital, Jakarta: Erlangga, 2015.
- [13] R. Munir, "Citra Biner," in *Pengolahan Citra Digital Dengan Pendekatan Algoritmik*, Bandung: INFORMATIKA, 2005, pp. 167–182.
- [14] R. Munir, "Warna," in *Pengolahan Citra Digital Dengan Pendekatan Algoritmik*, Bandung: INFORMATIKA, 2005, pp. 183–196.
- [15] Agus Priyono dan Marvin Ch. Wijaya, *Pengolahan Citra Digital Menggunakan Matlab Image Processing Toolbox*. Bandung: Informatika, 2007
- [16] Guo, Z., Zhang, L., & Zhang, D. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching. *Pattern recognition*, 43(3) , 2010, pp. 706-719.
- [17] T. Sutoyo, Edy Mulyanto, Dr. Vincent Suhartono, Oky Dwi Nurhayati, dan Wijanarto, *Teori Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi, 2009.
- [18] Ojala, T., Pietikäinen, M., & Harwood, D, A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition*, 29(1), 1996, pp. 51-59.
- [19] R. Munir, *Pengolahan Citra Digital*, Bandung: Institut Teknologi Bandung, 2002.