

**IDENTIFIKASI POLA ENAMEL GIGI PADA INDIVIDU BERDASARKAN
METODE GRAY LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX (GLCM) DAN
KLASIFIKASI LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ) SEBAGAI
APLIKASI FORENSIK KEDOKTERAN GIGI**

***IDENTIFICATION OF ENAMEL RODS WITH GRAY LEVEL CO-OCCURANCE
MATRIX (GLCM) METHOD AND LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ)
CLASSIFICATION FOR FORENSIC ODONTOLOGY APPLICATION***

Hindrya Meidina Fresty¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², drg. Yuti Malinda, MM., M. Kes³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹hindryameidinafresty@gmail.com, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id, ³yuti.malinda@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Forensik merupakan bidang ilmu pengetahuan yang digunakan untuk membantu proses identifikasi individu. Ilmu kedokteran gigi forensik secara sederhana dapat menentukan penyebab kematian berdasarkan pemeriksaan atas mayat (autopsi) dapat dilakukan dengan cara salah satunya mengidentifikasi pola enamel gigi pada individu. Gigi terbentuk dari kalsium dan merupakan bagian terkuat yang ada pada makhluk hidup. Gigi tidak akan hancur apabila seseorang mengalami kecelakaan misalnya dalam kasus kebakaran. Karena gigi dapat bertahan hingga suhu 1200° C dan setara dengan suhu lava gunung merapi.

Pada Tugas Akhir ini, identifikasi pola enamel gigi berdasarkan metode Gray Level Co-occurrence Matrix dan klasifikasi Learning Vector Quantization. Jumlah sampel gigi yang dibutuhkan sekitar 10 buah. Hasil yang diperoleh dari serangkaian proses di atas adalah sebuah aplikasi berbasis Matlab yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan enamel gigi.

Kata kunci : Enamel Gigi, Gray Level Co-occurrence Matrix, Learning Vector Quantization

Abstract

Forensics is a field of science used to aid the process of identifying individuals. Forensic science of dentistry can simply determine the cause of death on the basis of examination of the corpse (autopsy) can be done by one way to identify the pattern of tooth enamel in the individual. Teeth are formed from calcium and are the strongest part of living things. Teeth will not be destroyed if someone has an accident eg in case of fire. Because the teeth can survive up to 1200° C and equivalent to the temperature of Mount Merapi lava.

In this Final Project, identification of tooth enamel pattern based on Gray Level Co-occurrence Matrix method and Learning Vector Quantization classification. The number of required tooth samples is about 10 pieces. The results obtained from this series of processes are a Matlab based application that can be used to identify and classify tooth enamel.

Keywords: Enamel Rods, Gray Level Co-occurrence Matrix, Learning Vector Quantization

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang Masalah

Forensik merupakan cabang ilmu kedokteran yang berhubungan dengan penerapan fakta – fakta medis dan masalah – masalah huku]. Ilmu forensik tidak hanya digunakan dalam bidang kedokteran saja, ilmu forensik dapat digunakan pada bidang hukum, akuntansi dan lain – lain. Pada era globalisasi, ilmu forensik perlu ditunjang dengan kemampuan teknologi informasi [1].

Ilmu forensik kedokteran gigi dapat membantu mempermudah penyidik dalam mengidentifikasi korban melalui gigi. Analisis gigi dan komponen lainnya dalam rongga mulut dan pola enamel gigi pada manusia dapat memberikan kontribusi nyata dalam proses identifikasi.

Pola enamel gigi merupakan serangkaian garis yang mewakili struktur prisma email dipermukaan labial mahkota gigi. Enamel gigi berwarna putih keabu-abuan transparan dan bagian yang paling keras, karena merupakan jaringan ikat yg mengalami proses mineralisasi[2].

Dalam tugas akhir ini akan digunakan 2 buah metode yaitu ekstraksi ciri Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan metode klasifikasi Learning Vector Quantization (LVQ). GLCM adalah Metode yang termasuk dalam metode statistik dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kekontrasan, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetangaan antar piksel di dalam citra [3]. Sedangkan LVQ sendiri adalah sebuah metode klasifikasi dimana setiap unit output mempresentasikan sebuah kelas. LVQ digunakan untuk pengelompokkan dimana jumlah kelompok sudah ditentukan arsitekturnya (target/kelas sudah ditentukan [4]. Tujuan dari algoritma ini adalah untuk mendekati distribusi kelas vektor untuk meminimalkan kesalahan dalam pengklasifikasian.

Image processing dalam hal ini dapat membantu dalam mempercepat proses identifikasi pola enamel gigi. Berdasarkan latar belakang di atas, penulis ingin membuat suatu rancangan program pada aplikasi matlab untuk memproses foto dari cetakan satu buah gigi seri (insisivus) agar dapat teridentifikasi bentuk dari enamel gigi dari individu.

2. Dasar Teori /Material dan Metodologi/perancangan

2.1 Gigi

Gigi dapat digunakan sebagai petunjuk dalam proses identifikasi individu yang sulit untuk dikenali. Gigi memiliki daya tahan yang tinggi terhadap berbagai pengaruh lingkungan (terutama email gigi) dan merupakan jaringan terklasifikasi yang paling keras di tubuh manusia, gigi mengandung lebih banyak material inorganik (96%) yang tersusun dari kristal-kristal hidroksiapatit [5]

2.2 Gray Level Co-occurrence Matrix

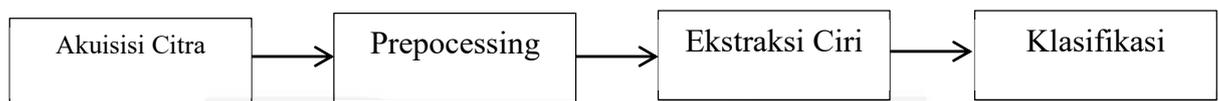
GLCM adalah matriks yang menggunakan perhitungan tekstur pada orde kedua. Matriks ini merupakan distribusi probabilitas bersama dari pasangan titik titik yang memiliki tingkat keabuan yang berlokasi pada koordinat. Koordinat pasangan titik titik tersebut berjarak r dan sudut θ . pada analisis tekstur secara statistik, fitur tekstur dihitung berdasarkan distribusi kombinasi intensitas piksel pada posisi tertentu [3]. Pengukuran tekstur pada orde pertama menggunakan perhitungan statistika didasarkan pada nilai piksel citra asli semata, seperti varians, dan tidak memperhatikan hubungan ketetangaan piksel. Pada orde kedua, hubungan antar pasangan dua piksel citra asli diperhitungkan. Fitur tekstur yang diekstrak adalah energi, kontras, homogeneitas, dan korelasi.

2.3 Learning Vector Quantization (LVQ)

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah sebuah metode klasifikasi dimana setiap unit output mempresentasikan sebuah kelas. Sebuah jaringan LVQ memiliki dua lapisan yaitu lapisan kompetitif dan lapisan linier. Lapisan kompetitif belajar untuk mengklasifikasikan vektor masukan dalam banyak cara, sama seperti lapisan kompetitif pada Self-Organizing Map (SOM) sedangkan lapisan linier mengubah lapisan kelas kompetitif ke dalam klasifikasi target yang di definisikan oleh pengguna. Kelas belajar oleh lapisan kompetitif disebut subclasses dan kelas dari lapisan linier disebut kelas target. LVQ digunakan untuk pengelompokan dimana jumlah kelompok sudah ditentukan arsitekturnya (target/kelas sudah ditentukan). Kelas yang dihasilkan berdasarkan jarak vektor tersebut, jika ada dua vektor memiliki jarak yang cukup dekat atau mendekati sama, maka kedua vektor tersebut dikelompokkan ke dalam kelas yang sama [4].

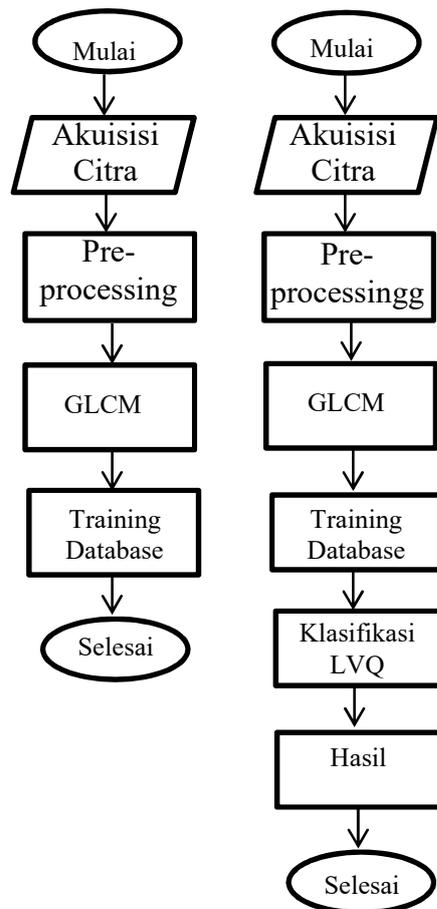
2.4. Perancangan Sistem

Pada perancangan dan implementasi sistem ini menjelaskan secara umum terkait dengan alur-alur atau tahapan sistem yang akan diteliti lebih lanjut. Gambaran umum dapat dilihat pada diagram alur:



Gambar 2.1 Diagram Alir Sistem

Pada Gambar 2.1, tahap pelatihan untuk setiap prosesnya terdiri atas akuisisi citra, preprocessing, kemudian segmentasi terhadap data citra latih yang dimasukkan, kemudian melakukan ekstraksi ciri dari setiap citra hasil keluaran preprocessing. Proses ekstraksi ciri menggunakan metode GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) yang digunakan untuk melatih data citra hasil dari preprocessing, sehingga diperoleh beberapa fitur dari data latih yang akan dijadikan sebagai database untuk tahapan klasifikasi pada saat tahap pengujian. Tahap pengujian digunakan untuk menguji data citra sehingga dapat diklasifikasikan dalam perangkat lunak Matlab. Pada tahap pengujian ini, terdiri atas pre processing dan segmentasi terhadap data uji citra yang telah diinput, kemudian menghasilkan ekstraksi ciri. Sehingga didapatkan vektor ciri yang selanjutnya menjadi masukan dari LVQ sehingga didapatkan hasil klasifikasi



Gambar 2.2 Blok Diagram Data Latih dan Data Uji

3. Pembahasan

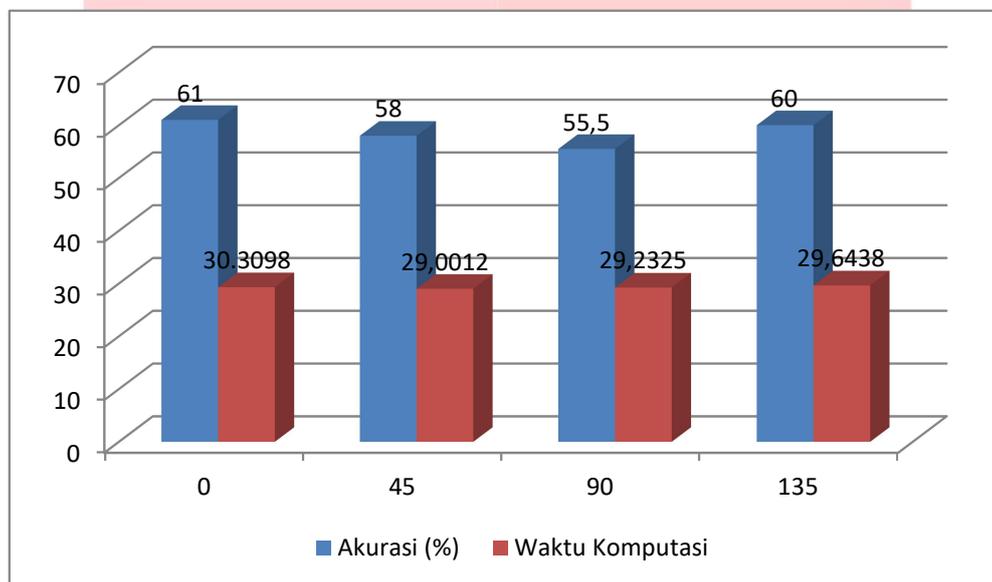
Pengujian sistem dilakukan berdasarkan mengubah parameter ekstraksi ciri dan parameter klasifikasi untuk mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik selama pemrograman sistem. Pada pembahasan ini akan dibandingkan pengaruh perubahan parameter ekstraksi ciri dan klasifikasi terhadap akurasi dan waktu komputasi.

3.1 Hasil Pengujian Skenario 1

Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter orde dua pada GLCM, $d=7$, level kuantisasi 8 dan parameter LVQ yaitu epoch 1000 dan hidden layer 100. Tabel 3.1 merupakan hasil dari pengujian parameter orde 2 (Kontras, Korelasi, Energi, dan Homogeneitas) pada GLCM dan Gambar 3.1 merupakan grafik pengaruh parameter orde dua (Kontras, Korelasi, Energi, dan Homogeneitas) terhadap akurasi dan waktu komputasi.

Tabel 3.1 Akurasi dan Waktu Komputasi Parameter Orde Dua (Kontras, Korelasi, Energi, dan Homogenitas)

Arah	Akurasi (%)	Waktu komputasi (s)
0	61%	30.3098
45	58	29.0012
90	55.5	29.2325
135	60	29.6438



Gambar 3.1 Akurasi dan Waktu Komputasi Parameter Orde Dua (Kontras, Korelasi, Energi, dan Homogenitas)

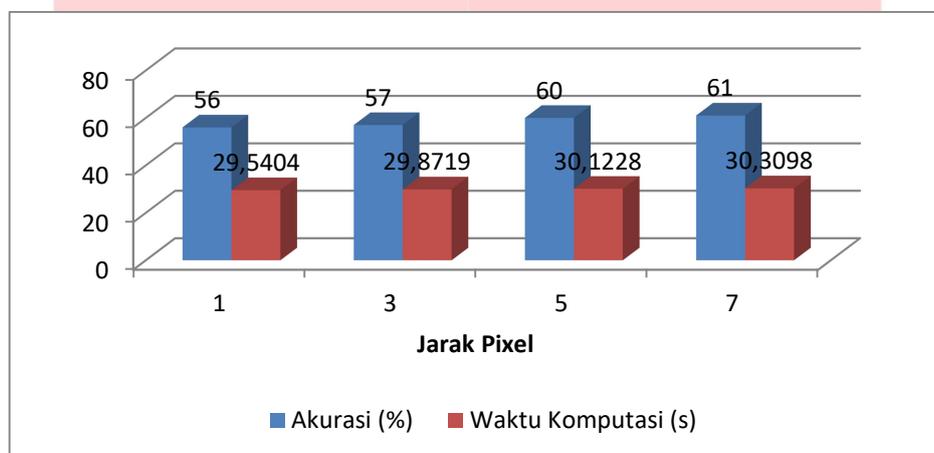
Berdasarkan Tabel 3.1 akurasi terbesar didapatkan pada saat derajat keabuan 0° serta menggunakan parameter orde dua yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas dengan akurasi sebesar 61 % dan akurasi terkecil pada saat derajat keabuan 90° yaitu 55.5 % dan waktu komputasi terbesar pada saat derajat keabuan 0° yaitu 30.3098 s dan waktu komputasi terkecil pada saat derajat keabuan 45° yaitu sebesar 29.0012 hasil ini didapat karena semakin beragam parameter orde dua yang digunakan maka akan semakin banyak ciri yang didapatkan, dan semakin tinggi akurasi yang diperoleh.

3.2 Pengujian Pengaruh Jarak Pixel GLCM

Tabel 3.2 merupakan hasil pengujian parameter jarak piksel pada citra yang di uji dalam metode GLCM dan Gambar 3.2 merupakan akurasi dan waktu komputasi pengujian dalam bentuk grafik. Dimana parameter Level Kuantisasi= 8, derajat keabuan 0° , parameter orde dua yang digunakan kontras, korelasi, energi dan homogenitas, parameter LVQ yang digunakan hidden layer 100, dan epoch 100.

Tabel 3.2 Hasil pengujian Parameter Jarak Pixel pada Citra

Jarak (D)	Akurasi (%)	Waktu komputasi (s)
1	56 %	29.5404
3	57 %	29.8719
5	60 %	30.1228
7	61 %	30.3098

**Gambar 3.2** Akurasi dan Waktu Komputasi Pengujian Parameter Jarak pada Citra

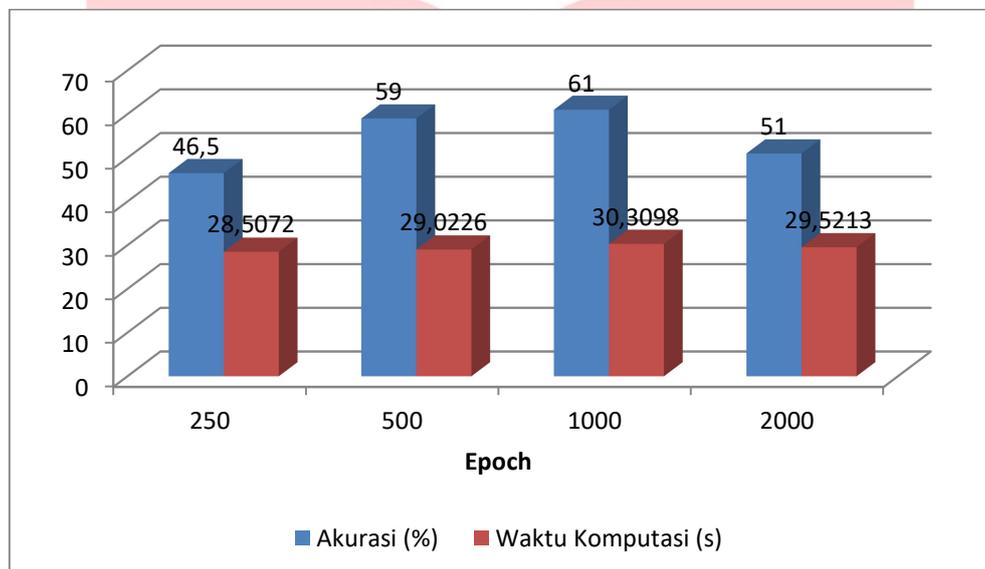
Berdasarkan Tabel 3.2 akurasi terbesar didapatkan pada saat jarak pixel 7 yaitu sebesar 61 % dan akurasi terkecil pada saat jarak 1 yaitu sebesar 56 %. Sedangkan Waktu Komputasi terbesar didapatkan saat jarak pixel 7 yaitu 30.3098 s dan waktu komputasi terkecil disaat jarak pixel 1, yaitu 29.5404 s. Hal ini dikarenakan semakin besar jarak pixel antara citra maka akurasi yang di dapatkan akan tinggi dan semakin besar jarak yang digunakan maka waktu komputasi yang diperlukan sistem juga semakin besar.

3.3 Pengujian Pengaruh Epoch pada LVQ

Tabel 3.3 merupakan hasil pengujian parameter epoch pada LVQ dan Gambar 3.5 merupakan akurasi dan waktu komputasi pengujian parameter epoch pada LVQ dalam bentuk grafik. Parameter yang digunakan $d=7$ pixel, derajat keabuan 0, level kuantisasi 8, parameter orde dua yang digunakan kontras, energi, korelasi, dan homogenitas. Kemudian parameter LVQ yang digunakan adalah hidden layer 100.

Tabel 3.3 Hasil Pengujian Parameter epoch pada LVQ

Epoch	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
250	46.5	28.5072
500	59	29.0226
1000	61	30.3098
2000	51	29.5213

**Gambar 3.3** Akurasi dan Waktu Komputasi Pengujian Parameter Epoch pada LVQ

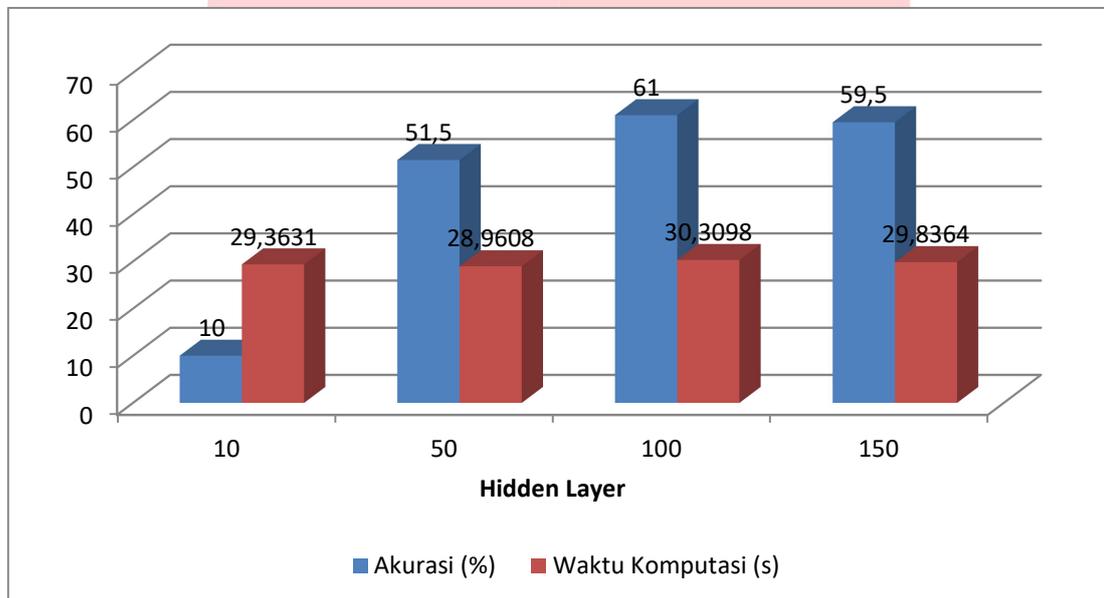
Berdasarkan Tabel.3.3 akurasi tertinggi didapatkan pada saat nilai epoch 1000, yaitu sebesar 61 % dan akurasi terendah pada saat epoch 250 yaitu sebesar 46.5 % . sedangkan waktu komputasi terendah pada saat epoch 250 yaitu sebesar 28.5072 s dan waktu komputasi tertinggi pada saat epoch 1000 yaitu sebesar 30.3098 s. Hal ini disebabkan karena semakin tinggi epoch, maka semakin banyak pengulangan yang dilakukan sehingga data mampu diklasifikasikan dengan tepat.

3.4 Hasil Pengujian Pengaruh Hidden Layer pada LVQ

Tabel 3.4 merupakan hasil pengujian parameter epoch pada LVQ dan Gambar 3.6 merupakan akurasi dan waktu komputasi pengujian parameter hidden layer pada LVQ dalam bentuk grafik. Dimana parameter jarak yang digunakan $d=7$ pixel, derajat keabuan 0, level uantisasi 8, parameter orde dua yang digubakan adalah kontras, korelasi, energi dan homegenitas, kemudian parameter LVQ yang digunakan adalah Epoch 1000.

Tabel 3.4 Hasil Pengujian Parameter Hidden Layer LVQ

Hidden Layer	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
10	10	29.3631
50	51.5	28.9608
100	61	30.3098
150	59.5	29.8364

**Gambar 3.4** Akurasi dan Waktu Komputasi Pengujian Parameter Hidden layer pada LVQ

Berdasarkan Tabel 3.4 akurasi terbesar di dapatkan pada saat nilai hidden layer 100, yaitu sebesar 61 % dan akurasi terkecil pada saat nilai hidden layer 10, yaitu sebesar 10 %. Sedangkan waktu Komputasi terbesar didapatkan saat nilai Hidden layer 100, yaitu sebesar 30.3098 s, dan waktu komputasi terkecil disaat nilai hidden layer 50, yaitu sebesar 28.9608 s. Hal ini disebabkan karena pada hidden layer 100 sudah mencapai titik stabil sehingga banyak kesamaan yang di dapat oleh data uji dibandingkan dengan data latih. Oleh karena itu, dapat diklasifikasikan ke dalam kelasnya.

4. Kesimpulan dan Saran

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian pada sistem identifikasi pola sidik enamel gigi melalui pengolahan citra digital, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil akurasi sistem yang optimal didapatkan pada parameter orde dua (kontras,korelasi,energi,homogenitas), arah 0, level kuantisasi 8, dan jarak piksel 7 pada metode Gray level Co-occurrence Matrix dan parameter Learning Vector Quantization yang dipakai yaitu Hidden layer 100 dan epoch 1000.
2. Performansi sistem yang didapatkan dari parameter terbaik yaitu akurasi tertinggi 61 % dengan waktu komputasi 30.3098 s.

4.2 Saran

Sistem klasifikasi pola enamel gigi ini masih dapat dikembangkan, sehingga tingkat akurasi yang diperoleh lebih besar dan akurat tanpa butuh waktu komputasi yang lama. Oleh karena itu, adapun saran untuk pengembangan tugas akhir ini selanjutnya yaitu :

1. Menggunakan tahap *pre-processing* lain yang lebih baik agar menghasilkan ciri yang lebih baik juga pada tahap ekstraksi cirinya.
2. Pilih gigi yang tekstur permukaannya tidak licin dan tidak rusak agar pada saat proses *pre-processing* pola dari enamel gigi terlihat dengan jelas
3. Menggunakan metode yang berbeda untuk mendeteksi pola enamel gigi agar dapat dibandingkan metode mana yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ryodental. Struktur Tepi. <http://ryodental.blogspot.co.id/2011/08/struktur-gigi.html> [Akses tanggal 17 Februari 2017].
- [2] Ryodental. Struktur Tepi. <http://ryodental.blogspot.co.id/2011/08/struktur-gigi.html> [Akses tanggal 17 Februari 2017].
- [3] Analisis Tekstur dengan Metode GLCM. <https://utekqu.wordpress.com/2011/01/23/analisis-tekstur-> [Akses tanggal 24 Februari 2017]
- [4] <https://ikhs.wordpress.com/2011/07/03/konsep-learning-vector-quantization-lvq/> (diakses tanggal 24 Februari 2017)
- [5] digital_126387-R20-OB-453 Pengaruh xylitol-Literatur (diakses tanggal 15 Maret 2017)
- [7] Agus Priyono & Marvin Ch. Wijaya, 2007. Pengolahan Citra Digital Menggunakan MatLAB Image Processing Toolbox. Bandung : Informatika