

IMPLEMENTASI ANDROID UNTUK IDENTIFIKASI POLA *RUGAE PALATINA* PADA INDIVIDU MENGGUNAKAN METODE *DISCRETE WAVELET TRANSFORM (DWT)* DAN *LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ)*

ANDROID IMPLEMENTATION FOR IDENTIFICATION PATTERNS *RUGAE PALATINE* IN INDIVIDUALS USING METHODS *DISCRETE WAVELET TRANSFORM (DWT)* AND *LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ)*

Devi Naafiyandika Sutopo¹, Dr.Ir.Bambang Hidayat, IPM², Dr.drg. Dudi Aripin, Sp.KG³

^{1,2,3} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
Jln. Telekomunikasi No. 1 Terusan Buah Batu Bandung 40257 Indonesia

¹devi.naafiyandika@yahoo.com, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id

ABSTRAK

Rugae palatina merupakan salah satu bagian dari tubuh manusia yang terletak di dalam rongga mulut. Pada setiap individu memiliki karakteristik pola *Rugae palatina* yang berbeda-beda, perbedaan pola tersebut dapat dijadikan sarana identifikasi individu, misal untuk identifikasi korban kebakaran yang kondisi fisiknya sudah tidak memungkinkan lagi atau hancur. *Rugae palatina* memiliki sifat konsisten, stabil sepanjang hidup dan tidak akan berubah baik pola ataupun karakteristiknya serta akan lebih terjaga karena berada di dalam rongga mulut.

Sample pola *Rugae palatina* atau cetakan *rugae* tersebut diperoleh melalui kerjasama dengan Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Padjajaran dan mahasiswa Universitas Telkom. Metode identifikasi pola yang digunakan adalah Metode *Wavelet Transform (DWT)* dan *Learning Vector Quantization (LVQ)*. Hasil yang diperoleh dalam tugas akhir ini yaitu sebuah sistem yang diimplementasikan kedalam aplikasi berbasis android yang dapat digunakan dalam mengidentifikasi pola *rugae palatina* pada individu. Latar belakang implementasi ke dalam aplikasi android yaitu untuk menunjang fleksibilitas dalam perangkat atau sistem.

Sistem tersebut mempunyai performansi dengan tingkat akurasi sebesar 85.9682% dan waktu komputasi 3.5720 detik dengan menggunakan 37 sampel citra latih dan 15 citra uji. Dengan adanya sistem ini dapat menjadi pembandingan dalam identifikasi *rugae palatina* dengan menggunakan metode yang berbeda dan dapat bermanfaat untuk dunia odontologi forensik dalam melakukan identifikasi pola *rugae palatina*.

Kata kunci: *Discrete Wavelet Transform, Rugae Palatina, Learning Vector Quantization*

ABSTRACT

Rugae Palatine is one part of the human body is located in the oral cavity. Each person has a different characteristic pattern of *Rugae Palatine*, different patterns can be individual identification, eg to identify of victims of fire that destroyed. *Rugae Palatine* have the consistent characteristic, is stable throughout life and will not change either the pattern or their characteristics and will be maintained because it is located in the oral cavity.

The *rugae* mold obtained of Padjajaran University School of Medicine and Telkom University students. The metode was used in Pattern identification is the *Wavelet Transform (DWT)* methode and *Learning Vector Quantization (LVQ)*. The results in this final assignment is a system implemented into Android-based applications that can be used in identifying *Rugae Palatina* pattern on individuals. Background implementation into the android applications is to support flexibility in the devices or systems.

The system has a performance with an accuracy of 85.9682% and computation time of 3.5720 seconds using 37 samples of training image and 15 test images. Because of this system, it can be a comparison in *rugae palatina* identification using different methods and may be useful for the forensic odontology to identifying the *Rugae Palatina* pattern.

Keywords: *Discrete Wavelet Transform, Rugae Palatine, Learning Vector Quantization*

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Tidak dapat dipungkiri bahwa Negara Indonesia merupakan negara yang rawan terhadap bencana menurut data yang dikeluarkan oleh *United Nation International Strategy of Disaster Reduction (UNI-SDR)* [1]. Indonesia sebagai negara yang rawan bencana perlu melakukan pengembangan terhadap ilmu forensik [2]. Di Indonesia telah berkembang beberapa metode identifikasi yang sering digunakan yaitu menggunakan DNA, gigi geligi dan sidik jari, namun metode identifikasi tersebut kurang efektif, terutama pada metode identifikasi menggunakan sidik jari [3].

Dengan adanya kendala-kendala pada metode sebelumnya, maka diperlukan metode lain yang dapat menunjang proses identifikasi, yaitu metode identifikasi dengan menggunakan pola *Rugae Palatina*. *Rugae Palatina* bersifat unik, setiap individu memiliki pola masing-masing. Penelitian menunjukkan bahwa pada individu kembar sekalipun juga memiliki pola *Rugae Palatina* yang tidak identic [4]. Berdasarkan uraian latar belakang di atas, penulis tertarik untuk menuangkan dalam tugas akhir yang berjudul Implementasi Android untuk Identifikasi Pola *Rugae Palatina* pada Individu Menggunakan Metode *Discrete Wavelet Transform (DWT)* dan *Learning Vector Quantization (LVQ)*. Hasil dari identifikasi tersebut direalisasikan dengan membuat sebuah aplikasi berbasis android yang akan digunakan untuk membantu dalam proses identifikasi pola *Rugae Palatina*.

1. Dasar Teori

2.1 Rugae Palatina

Rugae Palatina atau sering disebut juga *Palatal Rugae* merupakan *ridge* dari membran mukosa yang terdapat di rongga mulut terletak meluas kelateral dari bagian *papilla insisivus* dan bagian anterior dari median palatal raphe. *Rugae Palatina* memiliki sifat stabil [4]. *Rugae Palatina* dapat diklasifikasikan menurut bentuk, ukuran, arah ataupun panjangnya. Dalam penelitian ini berpatokan pada klasifikasi rugae palatina berdasarkan bentuk yaitu klasifikasi Martin dos Santos.



Gambar 2. 1 Rugae Palatina [5]

Tipe <i>Rugae Palatina</i>	Posisi <i>Rugae Palatina Anterior</i>	Posisi lain	Bentuk <i>Rugae Palatina</i>
<i>Point</i>	P	0	•
<i>Line</i>	L	1	—
<i>Curve</i>	C	2	~
<i>Angle</i>	A	3	∧
<i>Circle</i>	O	4	○
<i>Sinous</i>	S	5	~
<i>Bifurcated</i>	B	6	~
<i>Trifurcated</i>	T	7	~
<i>Interrupt</i>	I	8	~
<i>Anomaly</i>	An	9	~

Tabel 2. 1 Klasifikasi Rugae Palatina menurut Martin dos Santos [6]

2.2 Discrete Wavelet Transform (DWT)

Discrete Wavelet Transform merupakan dekomposisi citra pada frekuensi *subband*, dimana komponennya dihasilkan dengan cara penurunan level dekomposisi. *Discrete Wavelet Transform (DWT)* sering digunakan karena lebih mudah diimplemenasikan dan mempunyai waktu komputasi yang lebih sederhana [7].

$$L(n) = \frac{x(2n-1)+(2n)}{2} \tag{2.1}$$

$$H(n) = \frac{x(2n-1)-(2n)}{2} \tag{2.2}$$

Keterangan:

L (n) = dekomposisi pada frekuensi Low

H (n) = dekomposisi pada frekuensi High

n = urutan nilai pada ciri data

2.3 Learning Vector Quantization (LVQ)

LVQ atau *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah sebuah metode klasifikasi dimana setiap unit keluaran mempresentasikan sebuah kelas pengelompokan dimana jumlah kelompok sudah ditentukan arsitekturnya. LVQ merupakan salah satu jaringan syaraf tiruan [8].

$$D = \sum(x_n - W)^2 \tag{2.3}$$

$$W_b = W_a \pm LR (x_n - W_a) \tag{2.4}$$

Keterangan:

D = jarak vektor *input* ke bobot

x_n = nilai vektor *input*

W_a = nilai bobot awal

W_b = nilai bobot terbaru

2.4 Android Client-Server

Android *Client-Server* adalah bentuk penerapan teknologi komunikasi jarak jauh, dimana terdapat dua komponen yaitu *client* dan *server* yang masing-masing saling terhubung. *Client* merupakan perangkat yang menerima dan menjalankan aplikasi. Sedangkan *server* merupakan perangkat yang menyediakan dan bertindak sebagai pengelola aplikasi dan data. Dalam penelitian ini android berperan sebagai *interface* untuk *client* yang mengirimkan *request* atau *send* ke *server*, kemudian dari *server* memberikan respon terhadap *request* dari *client* tersebut.

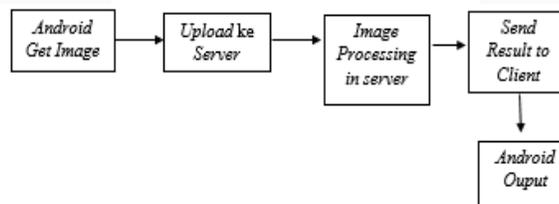
3. Pembahasan

3.1 Perancangan Sistem

Dalam penelitian ini dirancang sebuah sistem yang bertujuan untuk mengidentifikasi pola rugae palatina pada individu. Citra yang digunakan dalam proses identifikasi merupakan citra hasil cetakan rahang atas manusia yang diperoleh atas kerja sama dengan mahasiswa Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran, Bandung. Berikut gambar 3.1 merupakan diagram blok rancangan model sistem yang dibuat.

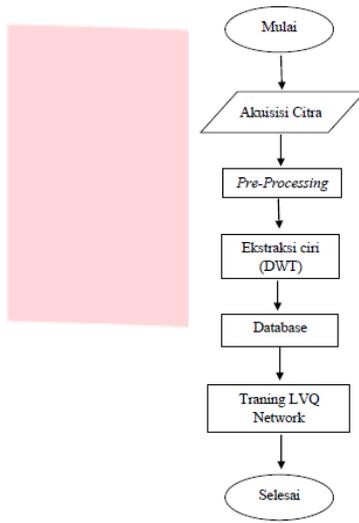


Gambar 3. 1 Model Sistem

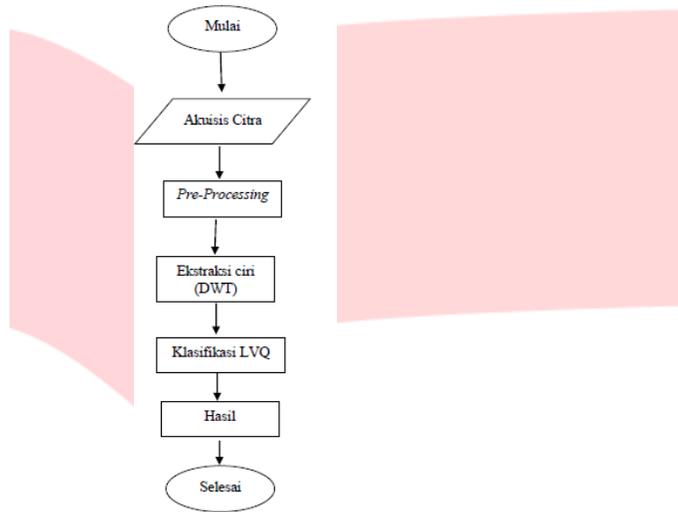


Gambar 3. 2 Diagram Blok Model Sistem Implementasi Android

Tahap pertama dalam proses ini yaitu *Android get image*, *image* dapat kita peroleh dengan mengambil dari galeri. *Image* tersebut yang akan digunakan sebagai masukan pada sistem. Setelah sistem mendapat masukan berupa *image*, maka tahap selanjut *image upload to server* sebelum masuk ke tahap pengolahan file. Setelah tahap *upload to server*, tahap selanjutnya yaitu *image processing*. Yaitu proses identifikasi terhadap *image* yang telah dimasukan pada tahap sebelumnya. Mulai dari proses identifikasi citra hingga proses klasifikasi citra. Setelah proses identifikasi selesai, maka tahap selanjutnya yaitu *Send Result to Client*, yaitu mengirim citra *rugae palatina* hasil *processing* ke client untuk selanjutnya ditampilkan pada interface android. Setelah semua tahapan terpenuhi, maka sistem akan menampilkan sebuah keluaran sesuai hasil pemrosesan berdasarkan masukan pada tahap sebelumnya.



Gambar 3. 3 Blok Diagram Citra Latih



Gambar 3. 4 Blok Diagram Citra Uji

Gambar 3.3 dan 3.4 diatas merupakan blok diagram image processing yang dimulai dari proses akuisisi citra. Kemudian lanjut pada proses preprocessing. Pada tahapan preprocessing, citra di-crop, lalu dilakukan transformasi citra RGB to grayscale, binary Image, penajaman tepi dan morfologi citra. Kemudian yang terakhir yaitu proses segmentasi untuk memisahkan setiap pola pada rugae palatina. Hasil dari segmentasi tiap pola diekstraksi cirinya berdasarkan tiap jenis pola, yang kemudian ciri tiap jenis pola tersebut sebagai database untuk pembandingan pada citra uji.

4.1 Hasil Analisis Pengujian Sistem

4.1.1 Hasil Pengujian Skenario 1

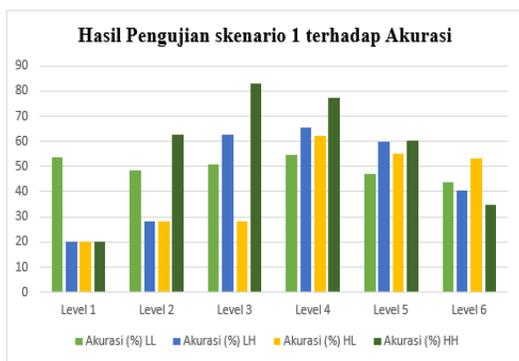
Pengujian skenario satu bertujuan untuk mengetahui parameter level dekomposisi dan parameter subband DWT yang paling stabil untuk digunakan pada pengujian skenario selanjutnya. Skenario ini dilakukan dengan membandingkan pengaruh parameter level dekomposisi dan parameter subband DWT terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi. Level dekomposisi yang digunakan dalam pengujian ini yaitu level 1, level 2, level 3, level 4, level 5 dan level 6. Sedangkan parameter subband DWT terdiri dari subband LL, LH, HL dan HH. Pengujian dilakukan dengan menggunakan parameter tetap yaitu nilai Epoch = 50 dan nilai Hidden layers = 10. Tabel 4. 1 merupakan hasil pengujian skenario satu terhadap tingkat akurasi yang dihasilkan.

Tabel 4. 1 Hasil Pengujian skenario 1 terhadap akurasi

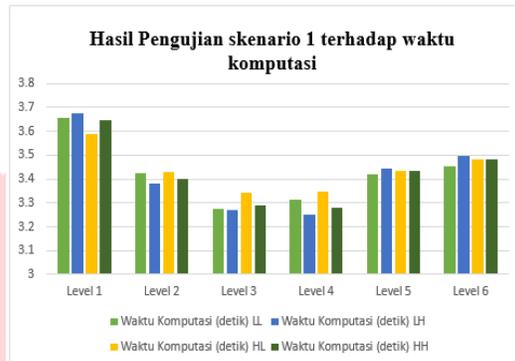
Subband Level	Akurasi (%)			
	LL	LH	HL	HH
Level 1	53.5555	20.0396	20.0396	20.0396
Level 2	48.6749	28.0158	28.0158	62.4285
Level 3	50.7380	62.6269	28.0158	82.9523
Level 4	54.8253	65.3095	62.1349	77.1746
Level 5	47.1666	59.7857	54.8809	60.3174
Level 6	43.8571	40.3730	53.0873	34.8650

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian skenario 1 terhadap waktu komputasi

Subband Level	Waktu Komputasi (detik)			
	LL	LH	HL	HH
Level 1	3.6555	3.6758	3.5875	3.6452
Level 2	3.4250	3.3827	3.4298	3.3993
Level 3	3.2769	3.2716	3.3423	3.2911
Level 4	3.3138	3.2503	3.3469	3.2803
Level 5	3.4196	3.4421	3.4316	3.4316
Level 6	3.4548	3.4980	3.4813	3.4815



Gambar 4. 1 Hasil Pengujian skenario 1 terhadap akurasi



Gambar 4. 2 Hasil Pengujian skenario 1 terhadap waktu komputasi

Dari hasil pengujian skenario satu dengan parameter level dekomposisi level 1, level 2, level 3, level 4, level 5 dan level 6 serta parameter filter DWT *subband* LL, LH, HL dan HH telah diperoleh nilai akurasi dan waktu komputasi untuk masing-masing parameter. Dan nilai akurasi yang optimal pada pengujian ini didapat ketika menggunakan parameter dekomposisi level 3 dengan jenis *subband* HH yaitu sebesar 82.9523%. Hal ini disebabkan karena semakin bagus ciri pada parameter level dekomposisi, maka semakin tinggi pula nilai akurasi yang dihasilkan. Dalam hal ini parameter dekomposisi level 3 dengan *subband* HH menghasilkan ciri yang identik dengan ciri citra aslinya, sehingga akan memudahkan sistem dalam menentukan klasifikasi ciri terhadap masing-masing pola *rugae palatina*.

Waktu komputasi pada masing-masing parameter tidak jauh berbeda. Waktu komputasi tercepat diperoleh ketika menggunakan parameter dekomposisi level 4 dengan jenis *subband* LH yaitu 3.2503 detik. Sedangkan waktu komputasi terlama diperoleh ketika menggunakan parameter dekomposisi level 1 dengan jenis *subband* LH yaitu 3.6758 detik. Dari hasil skenario pengujian satu diperoleh parameter terbaik untuk diterapkan dalam skenario pengujian selanjutnya yaitu parameter dekomposisi level 3, jenis *subband* HH dengan akurasi 82.9523% dan waktu komputasi 3.2911 detik.

4.1.2 Hasil Pengujian Skenario 2

Pengujian skenario dua ini bertujuan untuk mengetahui jumlah nilai *Epochs* yang baik pada proses *training* menggunakan *Learning Vector Quantization*. Dengan parameter tetap yaitu level 3, *subband* HH dan jumlah *hidden layers* = 10.

Tabel 4. 3 Hasil Pengujian Pengaruh Nilai *Epochs*

Level 3, Subband HH, Hidden layers = 10				
Epochs	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)	Jumlah Pola Benar	Jumlah Pola Seharusnya
50	82.9523	3.2911	82	100
100	85.1745	3.3171	85	100
150	84.2222	3.3410	84	100
200	82.3968	3.2695	82	100
250	80.8253	3.2481	81	100
300	81.3253	3.2911	81	100
350	83.0714	3.2891	83	100
400	81.3254	3.2781	81	100



Gambar 4. 3 Hasil Pengujian Pengaruh Nilai Epochs Terhadap Akurasi

Gambar 4. 4 Hasil Pengaruh Nilai Epochs Terhadap waktu Komputasi

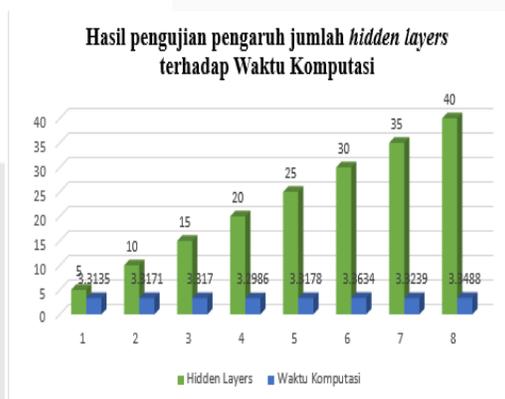
Dari analisa epoch dapat disimpulkan bahwa nilai epoch yang optimal adalah 100 dengan akurasi 85.1745% dan waktu komputasi 3.3171detik. Parameter tersebut yang digunakan pada pengujian skenario selanjutnya.

4.1.3 Hasil Pengujian Skenario 3

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui jumlah hidden layers yang baik pada proses training menggunakan Learning Vector Quantization. Dengan parameter tetap yaitu level 3, subband HH dan nilai epochs = 100.

Tabel 4. 4 Tabel Hasil Pengujian Pengaruh Nilai Hidden Layers

Level 3, Subband HH, Epochs=100				
Hidden Layers	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)	Jumlah Pola Benar	Jumlah Pola Seharusnya
5	80.0952	3.3135	80	100
10	85.1745	3.3171	85	100
15	84.0634	3.3170	84	100
20	85.1745	3.2986	85	100
25	83.9047	3.3178	84	100
30	70.1666	3.3634	71	100
35	85.0158	3.3239	84	100
40	85.0158	3.3488	84	100



Gambar 4. 5 Pengaruh Nilai hidden layers Terhadap Akurasi

Gambar 4. 6 Pengaruh Nilai hidden layers Terhadap Waktu Komputasi

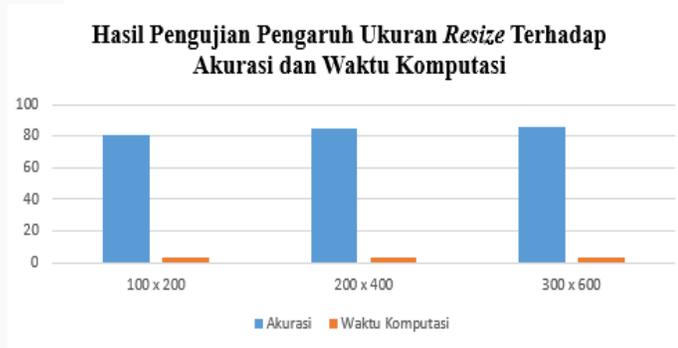
Hasil analisis yang dilakukan menunjukkan bahwa akurasi tertinggi diperoleh ketika penggunaan *hidden layers* sebesar 10 dan 20 yaitu dengan akurasi 85.1745%. hal itu disebabkan karena sistem terlihat stabil ketika berada pada nilai *hidden layers* 10 dan 20. Sehingga untuk pengujian skenario selanjutnya dapat menggunakan *hidden layers* sebesar 20 dengan waktu komputasi yang lebih cepat dibandingkan dengan *hidden layers* 10, yaitu dengan waktu komputasi sebesar 3.2986 detik. Dari analisa *hidden layers* dapat disimpulkan bahwa jumlah *hidden layers* yang optimal adalah 20 dengan akurasi 85.1745%. dan waktu komputasi 3.2986 detik. Parameter tersebut yang digunakan pada pengujian skenario selanjutnya.

4.1.4 Hasil Pengujian Skenario 4

Dalam pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh ukuran *resize* terhadap tingkat akurasi dan waktu komputasi yang dihasilkan oleh sistem. Pengujian dilakukan sebanyak tiga kali dengan ukuran *resize* 100 x 200, 200 x 400, dan 3000 x 60

Tabel 4. 5 Tabel Hasil Pengujian Pengaruh Ukuran Resize

Level 3, Subband HH, Epochs=100				
Resize	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)	Jumlah Pola Benar	Jumlah Pola Seharusnya
100 x 200	80.8888	3.3436	79	100
200 x 400	85.1745	3.3171	85	100
300 x 600	85.9682	3.5720	86	100



Gambar 4. 7 Hasil Pengujian Pengaruh Ukuran *Resize* Terhadap Akurasi dan Waktu Komputasi

Menurut hasil pengujian, dapat diketahui bahwa tingkat akurasi tertinggi diperoleh ketika ukuran *resize* 300 x 600 yaitu dengan akurasi sebesar 85.9682% dan dengan waktu komputasi 3.5720 detik. Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi ukuran *resize* maka tingkat akurasi juga semakin meningkat.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian pada sistem identifikasi dan klasifikasi rugae palatina melalui pengolahan citra digital, dalam penelitian ini didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Identifikasi dengan menggunakan *rugae palatina* lebih efisien dibandingkan dengan menggunakan sidik bibir. Hal itu dikarenakan posisi *rugae palatina* lebih terjaga dari pada sidik jari, karena terdapat di bagian rongga mulut, dan pastinya akan lebih terlindungi dari trauma. Dan dengan adanya sistem ini, dapat membantu dalam mempermudah proses identifikasi pola *rugae palatina* tanpa harus melakukan identifikasi secara manual.
2. Dari 52 cetakan *rugae palatina*, menurut klasifikasi Martin Dos Santos pola yang dominan yaitu pola Line, pola Curve dan pola Angle. Sedangkan pola yang jarang ditemukan yaitu pola Trifurcated. Tingkat kemiripan antara pola Line dan Curve atau antara pola Angel dan pola Interupt menyebabkan tingkat akurasi menjadi kurang baik.
3. Akurasi sistem yang optimal didapatkan pada saat ekstraksi ciri dengan menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform (DWT)* dan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)* pada parameter dekomposisi level 3, subband HH, nilai *epochs* = 100 dan jumlah *hidden layer* 20 yaitu dengan nilai akurasi sebesar 85.9682% dan waktu komputasi 3.5720 detik.

Daftar Pustaka

- [1] Direktorat Tata Ruang dan Pertanahan Kementerian Perencanaan Pembangunan Nasional/ Badan Perencanaan Pembangunan Nasional. 2014. *Materi Teknis Revisi Pedoman Penyusunan Rencana Tata Ruang Berdasarkan Perspektif Pengurangan Risiko Bencana*. Jakarta: BNPB.
- [2] Elza Auerkari. 2008. *Recent Trends in Dental Forensics*. Indonesian: J of Legal & Forensic Sciences; 1(1):5-12.
- [3] Wulandari, R. 2008. *Perbandingan Bentuk Rugae Palatina Berdasarkan Jenis Kelamin pada Mahasiswa Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Padjadjaran*. Skripsi. Bandung; FKG UNPAD.
- [4] Venegas, V.H; J.S, Valenzuela; M.C, Lopez; I.C, Galdames. 2009. *Palatal Rugae: Systemic Analysis of Its Shape Dimensions for Use in Human Identification*. Int J Morphol, 27: 819-25.
- [5] Wichnieski, C.et al. 2012. *Comparative Anaysis Between Dactiloscropy And Rugoscopy*. J.Morphol.Sci. Vol.:29 No.:3.
- [6] Krishnappa S, Srinath S, Bhardwaj P, CH Mallaya. 2013. *Palatal Rugoscopy: Implementation in Forensic Odontology- A Review*. J Adv Med Dent Scie; 1(2):53-59.
- [7] Sutarno. 2010. *Analisis Perbandingan Transformasi Wavelet pada Pengenalan Sinyal Wajah*. Vol.5 No.2 (Juli 2010).
- [8] Syawaluddin, Mochammad Taufik. 2010. *Pengenalan Plat Nomor Otomatis Menggunakan Principal Component Analysis (PCA) dan Learning Vector Quantization (LVQ)*. Bandung: Institut Teknologi Telkom.