

# **PENGENALAN INDIVIDU BERDASARKAN POLA *RUGAE PALATINA* MENGUNAKAN *HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENTS* DAN *MULTI LAYER PERCEPTRON* *Artificial Intelligent and Its Application***

Abdiyan Nila Rezka <sup>1)</sup>, Bambang Hidayat <sup>2)</sup>, Achmad Syawqie<sup>3)</sup>

<sup>1),2)</sup> Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Telkom University Jalan Telekomunikasi Terusan Buah Batu, Bandung, 40257, Indonesia<sup>3)</sup> Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran  
Email : abdiyannilarezka@students.telkomuniversity.ac.id

**Abstrak.** Metode biometrik merupakan metode handal yaitu dengan melakukan identifikasi setiap pola atau ciri tertentu pada masing-masing individu. Metoda biometrik seperti sidik jari, wajah dan retina mata banyak digunakan, tetapi pada saat kondisi tertentu hal ini menjadi kendala, sehingga sulit diidentifikasi. Dalam penelitian ini dilaksanakan pengidentifikasian individu melalui pengenalan rugae palatina. Rugae palatina merupakan organ vital di dalam tengkorak kepala dan bagian tubuh yang paling tahan terhadap kecelakaan serta memiliki morfologi yang unik pada tiap individu. Untuk mendukung penelitian ini, sampel rugae palatina diperoleh melalui kerjasama dengan Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Padjajaran. Dalam penelitian ini untuk mendapatkan ciri citra rugae palatina dilakukan analisis dengan menggunakan metoda Histogram of Oriented Gradient (HOG), dan untuk klasifikasi menggunakan metode Multi Layer Perceptron (MLP). Hasil akhir dari penelitian ini yaitu terbentuk sistem yang mampu untuk melakukan identifikasi dan klasifikasi individu. Dengan performansi sistem 80 % dengan menggunakan 40 sampel citra latih dan 15 citra uji.

**Kata kunci** - Biometrik Rugae Palatina, Multi Layer Perceptron, Histogram of Oriented Gradient.

## **1. Pendahuluan**

Di Indonesia terdapat beberapa permasalahan salah satunya permasalahan pada identifikasi korban kecelakaan. Terutama korban yang mengalami kebakaran, dekomposisi, mutilasi dan sidik jari tidak ditemukan[1]. Ketika identifikasi korban sulit dilakukan karena situasi buruk, ordontologi forensik dapat digunakan sebagai sumber alternatif untuk identifikasi[2,3]. Karakteristik ini sangat individualistik termasuk dalam salah satu metode identifikasi selain sidik jari dan DNA[3]. Dalam identifikasi menggunakan kandungan DNA diperlukan keahlian dan teknologi yang canggih[4] dan dana yang besar dalam prosesnya. Selain itu sidik jari juga dapat membantu dalam proses identifikasi, hanya saja metode ini memiliki keterbatasan seperti kesulitan dalam pengumpulan data dan perubahan yang lebih cepat[3,5]. Keterbatasan ini menyebabkan metode ini populer untuk kasus-kasus tertentu, maka diperlukan alternatif untuk membantu proses identifikasi korban, yaitu dengan analisis terhadap rugae palatina[6].

Pemanfaatan rugae palatina sebagai salah satu identifikasi menunjukkan prospek yang menjanjikan karena morfologi yang unik pada tiap individu[3,7]. Posisi rugae palatina berada di dalam rongga mulut yang dilindungi oleh bibir, pipi, lidah, gigi dan tulang tengkorak kepala[8]. Disamping itu bentuk, tata letak, dan karakteristik dari rugae palatina tetap stabil dan tidak mengalami dekomposisi hingga 7 hari kematian[9].

Berdasarkan latar belakang tersebut untuk membantu proses identifikasi korban dapat dilakukan alternatif lain yaitu dengan menggunakan image processing. Dengan cara mendeteksi foto cetakan rahang atas, kemudian dilakukan pengolahan citra sehingga di dapatkan ciri dari citra rugae palatina. Nilai ekstraksi ciri dari citra selanjutnya digunakan untuk proses identifikasi individu. Dalam proses ekstraksi ciri, salah satu metode yang digunakan adalah Histogram of Oriented Gradients (HOG). Histogram of Oriented Gradients (HOG) adalah sebuah metode yang digunakan dalam image processing untuk tujuan deteksi objek yaitu dengan menghitung nilai gradien dalam daerah tertentu pada suatu image. Dan Multi Layer Perceptron (MLP) adalah sebuah metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan suatu objek tertentu dengan melakukan proses training (pelatihan) jaringan pada sistem.

Dalam penelitian ini membahas dan membuat suatu rancangan sistem pada aplikasi matlab untuk memproses foto dari cetakan rahang atas sehingga dapat dilakukan proses identifikasi.

## 2. Dasar Teori

### 2.1 Persamaan Untuk HOG

*Histogram Of Oriented Gradients* adalah sebuah fitur atau metode yang dipakai untuk menangkap tepian atau informasi bentuk lokal dari sebuah citra yang memungkinkan perubahan cahaya di dalamnya. Adapun tahapan-tahapan dari HOG yaitu[10]:

1. Mengkonversikan sebuah *image* menjadi bentuk *grayscale*.
2. Menghitung *edge degree* dan *strenght per pixel*
3. Memecah *image* ke dalam *cell area*
4. Membuat histogram dari *edge degree* dan *strength per pixel* yang telah dilakukan pada tahapan nomor 2.
5. Melakukan proses normalisasi ke histogram dengan *neighbour cells*.

### 2.2 Persamaan Untuk MLP

Arsitektur pada *Multi Layer JST* mempunyai *layer* yang disebut *hidden layer*, jumlah *hidden layer* tidak dibatasi artinya disesuaikan dengan permasalahan yang dihadapi[11]. Diperkenalkan oleh M. Minsky dan S. Papert pada tahun 1969, merupakan pengembangan dari *perceptron* dan mempunyai satu atau lebih *hidden layer* yang terletak antara *input* dan *output layer*.

*Multi Layer Perceptron* adalah jaringan syaraf tiruan *feed forward* yang terdiri dari sejumlah *neuron* yang dihubungkan oleh bobot-bobot penghubung. *Neuron* tersebut disusun dalam lapisan-lapisan yang terdiri dari satu lapisan *input layer*, satu atau lebih lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan satu lapisan *output layer*[12]. Lapisan *input* menerima sinyal dari luar, kemudian melewatkannya kelapisan tersembunyi pertama, yang diteruskan sehingga akhirnya mencapai lapisan *output*[11].

## 3. Pembahasan Pengujian Sistem

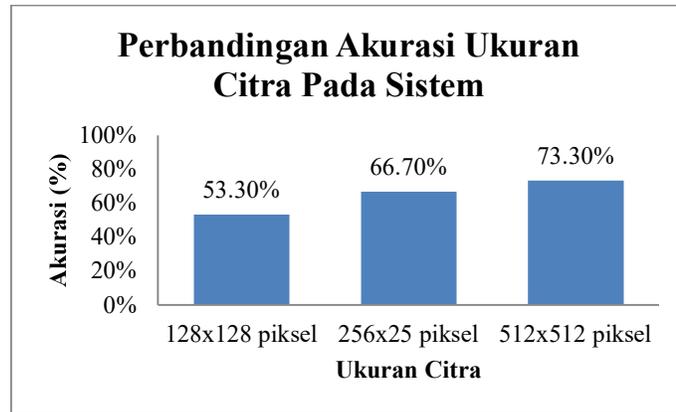
Pengujian sistem dilakukan dengan mengubah parameter ekstraksi ciri dan parameter klasifikasi untuk mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik. Pada bagian ini akan dilihat pengaruh perubahan parameter ekstraksi ciri dan klasifikasi terhadap akurasi dan waktu komputasi yang di peroleh.

### 3.1 Hasil Pengujian Skenario 1

Pengujian skenario pertama merupakan pengujian yang dilakukan dengan membandingkan ukuran piksel pada citra *rugae palatina*. Pada skenario ini digunakan kombinasi antara parameter *mean*, *variance*, dan standar deviasi untuk memproses sistem. Pada skenario ini dilakukan perubahan piksel sehingga mempengaruhi akurasi dan waktu komputasi sistem. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan pada citra berukuran 128x128, 256x256 dan 512x512 piksel dengan parameter *hidden layer* MLP [4] *neuron*, dan kemudian dilakukan pengambilan data hingga 100 kali untuk memperoleh nilai yang optimal. Sehingga diperoleh hasil pengujian sistem yang terdapat pada tabel 3.1:

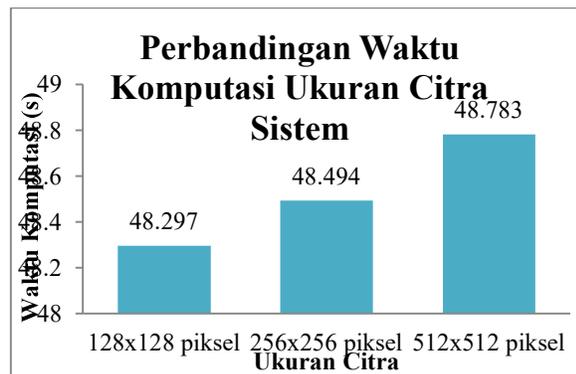
Tabel 3.1 Perbandingan akurasi dan waktu komputasi berdasarkan parameter ukuran citra

No	Ukuran Citra	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
1	128x128 piksel	53,3 %	48,297 s
2	256x256 piksel	66,7 %	48,494 s
3	512x512 piksel	73,3 %	48,783 s



Gambar 3.1 Perbandingan Nilai Akurasi Pada Skenario Pertama

Dari hasil pengujian yang diperoleh pada gambar 3.1 akurasi maksimal diperoleh ketika ukuran cita *rugae palatina* 512x512 piksel dengan akurasi sistem sekitar 73,3 %. Dan akurasi minimal diperoleh ketika ukuran cita *rugae palatina* 128x128 piksel dengan akurasi sistem sekitar 53,3 %. Hal ini disebabkan karena apabila ukuran piksel pada suatu citra mendekati ukuran citra asli maka nilai akurasi sistem akan lebih optimal. Disamping itu ukuran dan jumlah piksel pada citra 512x512 memiliki resolusi dan kualitas citra lebih baik dibanding pada ukuran 128x128, dan 256x256 piksel. Hal ini disebabkan karena jumlah piksel suatu citra yang banyak, sehingga mempengaruhi kualitas dari sistem. Semakin tinggi jumlah piksel suatu citra, semakin baik kualitas yang dihasilkan.



Gambar 3.2 Perbandingan Waktu Komputasi Pada Skenario Pertama

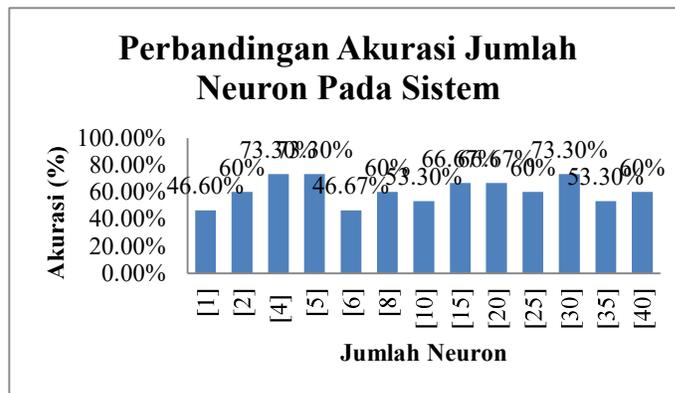
Dari hasil pengujian yang diperoleh pada gambar 3.2 waktu komputasi terlama diperoleh ketika ukuran cita *rugae palatina* berukuran 512x512 piksel dengan kisaran waktu komputasi 48,783 detik dan waktu komputasi tercepat diperoleh ketika cita *rugae palatina* berukuran 128x128 piksel dengan kisaran waktu komputasi 48,297 detik. Dari pengujian pada skenario ini, hal ini disebabkan semakin kecil ukuran citra maka jumlah data yang akan diproses oleh sistem lebih sedikit sehingga waktu yang di butuhkan lebih sedikit.

### 3.2 Hasil Pengujian Skenario 2

Pengujian skenario kedua merupakan pengujian yang dilakukan dengan membandingkan jumlah *neuron* pada *layer* pertama MLP. Pada skenario ini, hasil skenario pertama digunakan kembali yaitu dengan ukuran citra *rugae palatina* 512x512 piksel. Pada skenario ini perubahan jumlah *neuron* pada *layer* pertama MLP mempengaruhi proses identifikasi dan klasifikasi serta akurasi dan waktu komputasi sistem. Pada skenario ini dilakukan pengambilan data hingga 100 kali untuk memperoleh nilai yang optimal. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan dengan perbandingan jumlah *neuron* pada *layer* pertama MLP diperoleh hasil pada tabel 3.2:

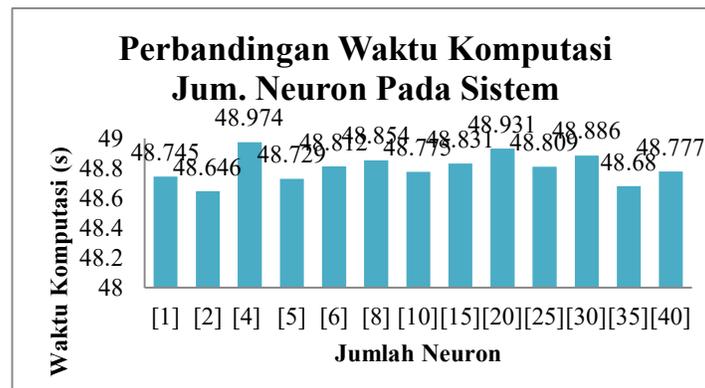
Tabel 3.2 Perbandingan Akurasi Dan Waktu Komputasi Berdasarkan Parameter Jumlah *Neuron*

No	Jumlah <i>Layer</i>	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
1	[1]	46,6 %	48,745 s
2	[2]	60 %	48,646 s
3	[4]	73,3 %	48,974 s
4	[5]	73,3 %	48,729 s
5	[6]	46,67 %	48,812 s
6	[8]	60 %	48,854 s
7	[10]	53,3 %	48,775 s
8	[15]	66,67 %	48,831 s
9	[20]	66,67 %	48,931 s
10	[25]	60 %	48,809 s
11	[30]	73,3 %	48,886 s
12	[35]	53,3 %	48,68 s
13	[40]	60 %	48,777 s



Gambar 3.3 Perbandingan Nilai Akurasi Pada Skenario Kedua

Dari hasil pengujian yang diperoleh pada gambar 3.3 akurasi maksimal diperoleh ketika jumlah *neuron* pada *layer* pertama MLP adalah [4],[5], dan [30] dengan nilai akurasi 73,3 %. Dari pengujian data diatas jumlah *neuron* pada *layer* pertama dilakukan *trial-and-error* atau dengan menggunakan rumus perkiraan yang sudah dibahas dibab sebelumnya, yaitu dengan rumus jumlah  $N_H = 4$  *neuron* pada satu *hidden layer*. Pada pengujian ini performansi yang lebih optimal tidak hanya diperoleh ketika jumlah *neuron* 4 tetapi dengan jumlah *neuron* 5 dan 30 juga diperoleh performansi yang lebih optimal. Selain itu akurasi yang diperoleh yaitu dengan distribusi yang tidak beraturan, hal ini dipengaruhi oleh fungsi aktivasi yang *non-linier (sigmoid)*. Fungsi aktivasi yang *non-linier (sigmoid)* bisa menghasilkan nilai yang kompleks dan bervariasi sehingga mempengaruhi performansi dari sistem.



Gambar 3.4 Perbandingan Waktu Komputasi Pada Skenario Kedua

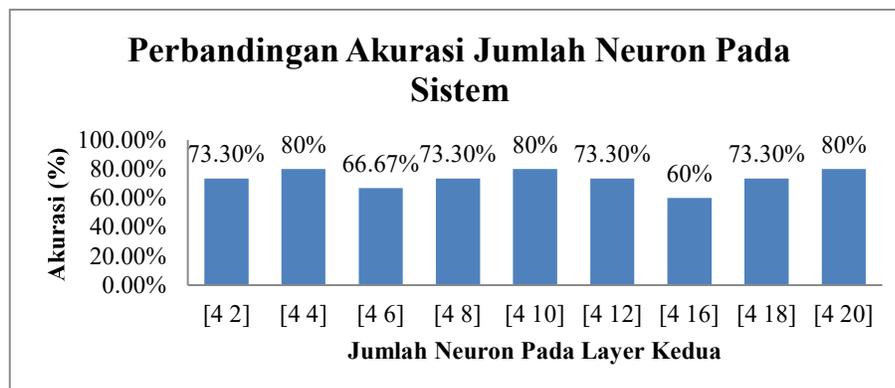
Dari hasil pengujian yang diperoleh pada gambar 3.4 waktu komputasi terlama diperoleh ketika jumlah *neuron* pada *layer* pertama MLP adalah [4] dengan kisaran 48,974 detik dan waktu komputasi tercepat diperoleh ketika jumlah *neuron* pada *layer* pertama MLP adalah [2] dengan kisaran 48,646 detik. Dari hasil pengujian yang diperoleh dengan melakukan *trial-and-error* hal ini dipengaruhi jumlah *neuron* , apabila jumlah *neuron* mendekati jumlah *neuron* yang dirancang dengan rumus perkiraan maka diperoleh waktu komputasi yang lebih lama. Selain itu waktu komputasi yang diperoleh yaitu dengan distribusi yang tidak beraturan, hal ini dipengaruhi oleh fungsi aktivasi yang *non-linier (sigmoid)*. Fungsi aktivasi yang *non-linier (sigmoid)* bisa menghasilkan nilai yang kompleks.

### 3.3 Hasil Pengujian Skenario 3

Pengujian skenario ketiga merupakan pengujian yang dilakukan dengan membandingkan jumlah *neuron* pada *layer* kedua. Pada skenario ini, parameter hasil skenario pertama, dan kedua digunakan kembali pada proses ini yaitu dengan ukuran citra *rugae palatina* 512x512 piksel dan jumlah *neuron* pada *layer* pertama MLP [4]. Pada skenario ini perubahan jumlah *neuron* pada *layer* kedua mempengaruhi proses identifikasi dan klasifikasi serta akurasi dan waktu komputasi pada sistem. Pada skenario ini dilakukan pengambilan data hingga 100 kali untuk memperoleh nilai yang optimal. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan dengan perbandingan jumlah *neuron* pada *layer* kedua diperoleh hasil pada tabel 3.3:

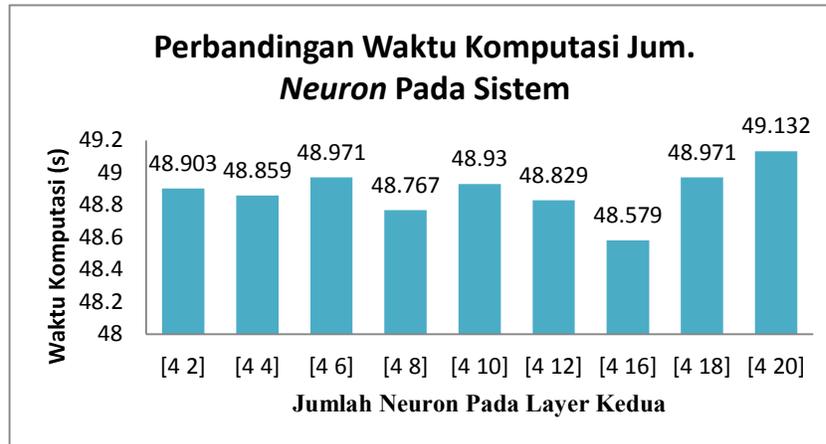
Tabel 3.3 Perbandingan Akurasi Dan Waktu Komputasi Berdasarkan Parameter Jumlah *Neuron* Pada *Layer* Kedua

No	Jumlah <i>Layer</i>	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
1	[4 2]	73,3 %	48,903 s
2	[4 4]	80 %	48,859 s
3	[4 6]	66,67 %	48,971 s
4	[4 8]	73,3 %	48,767 s
5	[4 10]	80 %	48,93 s
6	[4 12]	73,3 %	48,829 s
7	[4 16]	60 %	48,579 s
8	[4 18]	73,3 %	48,971 s
9	[4 20]	80 %	49,132 s



Gambar 3.5 Perbandingan Nilai Akurasi Pada Skenario Ketiga

Dari hasil pengujian pada gambar 3.5 akurasi maksimal diperoleh ketika jumlah *neuron* pada *layer* kedua *hidden layer* pada MLP adalah [4 4], [4 10] dan [4 20] dengan nilai akurasi 80 %. Dari hasil pengujian pada skenario ini akurasi yang diperoleh yaitu dengan distribusi yang tidak beraturan, hal ini dipengaruhi oleh fungsi aktivasi yang *non-linier (sigmoid)*. Fungsi aktivasi yang *non-linier (sigmoid)* bisa menghasilkan nilai yang kompleks dan bervariasi sehingga mempengaruhi performansi dari sistem. Selain itu apabila jumlah *hidden layer* 2 *layer* maka nilai akurasi sistem lebih optimal dibandingkan dengan menggunakan 1 *hidden layer*.



Gambar 3.6 Perbandingan Waktu Komputasi Pada Skenario Ketiga

Dari hasil pengujian pada gambar 3.6 waktu komputasi terlama diperoleh ketika jumlah *neuron* pada *layer* kedua *hidden layer* adalah [4 20] dengan kisaran 49,132 detik dan waktu komputasi minimal diperoleh ketika jumlah *neuron layer* pada MLP adalah [4 16] dengan kisaran 48,579 detik. Dari hasil pengujian sistem diatas waktu komputasi yang diperoleh yaitu dengan distribusi tidak beraturan, hal ini dipengaruhi oleh fungsi aktivasi yang *non-linier (sigmoid)*. Fungsi aktivasi yang *non-linier (sigmoid)* bisa menghasilkan nilai yang kompleks sehingga mempengaruhi waktu komputasi pada sistem.

#### 4. Simpulan

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

1. Dalam merancang dan merealisasikan sistem terdapat beberapa parameter yang mempengaruhi sistem yaitu pada proses *preprocessing*, ekstraksi ciri, proses *training* dan proses *testing*. Sistem ini secara umum dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasi bentuk *rugae palatina* melalui pengolahan citra digital dengan metode HOG (*Histogram of Oriented Gradient*) dan MLP (*Multi Layer Perceptron*).
2. Akurasi sistem yang lebih optimal di dapatkan pada saat ekstraksi ciri *mean*, *variance* dan standar deviasi dikombinasikan, ukuran citra 512x512 piksel, dan jumlah *neuron* pada *layer* pertama [4] *neuron*, dan jumlah *neuron* pada *layer* kedua [4 10] dengan akurasi 80 % dan waktu komputasi tercepat yaitu 48,93 detik.

#### Daftar Pustaka

- [1]. Byatnal A, By atnal A, Kiran AR, Samata Y, Guruprasad Y, Telagi N. Palatoscopy: an adjunct to forensic odontology: a comparative study among five different populations of India. *J Nat Sci Biol Med* 2014;5(1):52–5.
- [2]. Pretty IA and Sweet D. A Look at Forensic Dentistry — Part 1: The Role of Teeth in The Determination of Human Identity. *British Dental Journal*, Vol. 190 (7) : 359-66. 2001.
- [3]. Shamim T, Ipe Varughese.V, Shameena PM, Sudha S. Forensic Odontology-A New Perspective. *Medico-legal Update.*,Vol.6(1):1-4.2006.
- [4]. Elza Auekari. Recent Trends in Dental Forensics. *Indonesian J of Legal & Forensic Sciences* 2008; 1 (1):5-12
- [5]. Caldas IM, Magalhaes T, Afonso A. Establishing Identity Using Cheiloscopy and Palatoscopy. *Forensic Sci Int* Vol 165 (1) : 1-9. 2007.
- [6]. Patil MS, Patil SB, Acharya AB. Palatine rugae and their significance in clinical dentistry: a review of the literature. *Jam Dent Assoc* 2008;139:1471–8.
- [7]. Liebgott B. The Anatomy Basis of Dentistry. 2<sup>nd</sup> Ed. Mosby. St. Louis. Pp 340 2001.

- [8]. Limson KS, Julian R. Computerized recording of the palatal rugae pattern and an evaluation of its application in forensic identification. *J Forensic Odontostomatol* 2004;22:1–4.
- [9]. Indira AP, Gupta M, David MP. Rugoscopy for establishing individuality. *Indian J Dent Adv* 3, 2011, 427-32.
- [10]. N.Dalal and B.Triggs. 2005 *Histogram of Oriented Gradients for Human Detection*. In *CVPR*,pagws 886-893.
- [11]. Suyanto.2008. *Soft Computing Membangun Mesin Ber-IQ Tinggi*. Bandung : Informatika Bandung.
- [12]. Riedmiller, Prof.Dr.Martin. 2015.*Mechine Learning Multi Layer Perceptrons*. Handout.