

IDENTIFIKASI POLA RUGAE PALATINA UNTUK KLASIFIKASI JENIS KELAMIN MANUSIA DENGAN CITRA DIGITAL MENGGUNAKAN METODE GABOR WAVELET DAN FUZZY K-NN

IDENTIFICATION PATTERN RUGAE PALATINE FOR GENDER CLASSIFICATION WITH DIGITAL IMAGE PROCESSING USING GABOR WAVELET AND FUZZY K-NN

Mentari Pangestu¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA.², drg H. Fahmi Oscandar, M.Kes., Sp.RKG³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik, Universitas Telkom
³Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjadjaran

mentaripangestu@gmail.com,¹ bbhtelkom@gmail.com,² fahmi.oscandar@fkg.unpad.ac.id³

Abstrak

Kerap terjadinya bencana yang disebabkan oleh manusia ataupun yang disebabkan oleh alam menimbulkan korban jiwa. Korban tersebut akan diidentifikasi guna mengetahui identitas diri. Proses mengidentifikasi terkadang mengalami beberapa kendala, yaitu kurangnya sumber daya manusia, keterbatasan alat, dan juga keterbatasan pada korban. Para peneliti menemukan bahwa *rugae palatina* dapat mengidentifikasi identitas seseorang seperti sidik jari dilihat dari pola *rugae palatina*. Proses identifikasi *rugae palatina* sekarang ini masih secara manual dan belum dapat membedakan jenis kelamin manusia dari pola *rugae palatina*. Sehingga penulis mengusulkan sistem untuk mengidentifikasi pola *rugae palatina* menggunakan citra digital dengan metode *Gabor wavelet* dan *Fuzzy K-NN*. Pada tugas akhir ini menggunakan ekstraksi ciri metode *Gabor wavelet* dan *Fuzzy K-NN* sebagai klasifikasinya. Adapun tahapan yang dilakukan adalah *pre-processing*, kemudian ekstraksi ciri, dan tahap terakhir merupakan tahap klasifikasi. Pengujian dan pengambilan data dilakukan di dalam ruangan oleh data sample cetakan rahang atas beserta *rugae palatina* berjumlah 44 *sample*. Dari hasil pengujian penelitian Tugas Akhir ini didapat akurasi dengan *pixel* 50x50 saat K=1 54,545%, saat K=3 45,45%, saat K=5 36,364%, dengan *pixel* 100x100 saat K=1 54,545%, saat dan K=3 42,857%, saat K=5 54,545%, dan dengan *pixel* 256x256 saat K=1 63,636%, saat K=3 45,455%, dan K=5 45,455%.

Kata Kunci : Rugae Palatina, Gabor Wavelet, Fuzzy K-NN

Abstract

Frequent occurrence of disasters caused by humans or caused by natural, cause casualties. The victim will be identified in order to determine their identity. The process of identifying occasionally having some problem, a lack of human resources, limited tools, and also limitations on the victim. The researchers found that the palatine rugae can identify a person's identity such as fingerprints seen from palatine rugae pattern. The identification process palatine rugae have still manually and not be able to distinguish the gender of the human palatine rugae pattern. So the authors propose a system to identify the palatine rugae pattern using digital image with Gabor wavelet and Fuzzy K-NN method. In this thesis using Gabor wavelet feature extraction methods and Fuzzy K-NN as classification. The steps being taken are pre-processing, feature extraction and then, and the last stage is classification. Testing and data collection was done by the sample data of the upper jaw mold along the palatine rugae totaling 44 samples. From the results of research testing this Final accuracy obtained with 50x50 pixels when K=1 54.545%, when K=3 45.45%, and when K=5 36.364%, with a 100x100 pixel when K=1 54.545%, when K=3 42.857%, and when K=5 54.545%, and with a 256x256 pixel when K=1 63.636%, when K=3 45.455%, and when K=5 45.455%.

Keyword : Rugae Palatine, Gabor Wavelet, Fuzzy K-NN

1. Pendahuluan

Semakin berkembangnya ilmu kedokteran terutama dalam bidang forensik membuat banyak peneliti yang menginginkan sebuah teknologi pendukung agar dapat lebih efisien dalam menjalankan proses penelitian. Salah satu penelitian di bidang forensik yang membutuhkan teknologi pendukung yaitu, penelitian identifikasi *rugae palatina*.

Rugae palatina adalah tonjolan pada anterior langit-langit mulut yang bersifat unik serta individual. Semakin spesifik keunikannya tersebut maka dalam proses identifikasi akan menjadi lebih mudah karena semakin kecil peluang bertemunya *rugae palatina* yang sama pada beberapa orang.

Para peneliti meyakini bahwa *rugae palatina* dapat menjadi tambahan metode dalam proses identifikasi forensik. Untuk saat ini dokter spesialis forensik biasa menggunakan metode identifikasi sidik jari, metode identifikasi gigi, dan metode identifikasi DNA. *Rugae Palatina* terpilih karena memiliki posisi yang sangat aman yaitu, berada di dalam mulut yang dilindungi oleh rahang, bantalan lemak, dan juga tengkorak. Dalam pengambilan data untuk *rugae palatina* ini didapat dari hasil foto cetakan rahang atas beserta *rugae palatina* dengan teknik foto yang mencakup seluruh bentuk. Dalam identifikasi *rugae palatina* saat ini masih dikembangkan, cara paling sederhana yaitu dengan mengukur cetakan rahang atas beserta *rugae* menggunakan jangka dan dalam perhitungannya masih secara manual.

Dengan menggunakan pengolahan citra digital dari hasil identifikasi *rugae palatina* klasifikasi jenis kelamin diharapkan dapat membantu dalam proses identifikasi forensik yang menjadikan proses identifikasi tersebut menjadi lebih efisien dan hasil dari identifikasi forensik *valid*. Oleh karena itu, demi menghasilkan tingkat akurasi yang baik, identifikasi *rugae palatine* klasifikasi jenis kelamin didasarkan pada metode Gabor wavelet. Selain itu digunakan metode klasifikasi Fuzzy K-NN. Dengan identifikasi dan klasifikasi tersebut, dapat dilakukan dan menghasilkan suatu keluaran dengan membedakan *rugae palatine* milik laki-laki dan perempuan berdasarkan pada pola *rugae*.

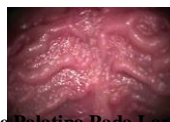
2. Dasar Teori

2.1 Odontologi Forensik

Odontologi forensik merupakan salah satu bagian dari ilmu forensik yang dapat dikatakan sebagai suatu bentuk aplikasi ilmu kedokteran gigi dalam kepentingan peradilan. Contoh dari aplikasi tersebut diantaranya adalah membantu proses identifikasi dalam kasus bencana masal atau kriminal [1]. Ilmu forensik kedokteran gigi memiliki nama lain yaitu forensic dentistry dan forensic odontology. Istilah odontologi forensik berasal dari kata Yunani yaitu “odons” yang berarti gigi, “logos” yang berarti pengetahuan, serta “forensis” atau “forum” yang artinya pengadilan, jadi odontologi forensik dapat diartikan sebagai ilmu pengetahuan yang membahas tentang gigi dalam keperluan atau kepentingan pengadilan [2]. Ilmu forensik kedokteran gigi berkembang berdasarkan pada kenyataannya bahwa: gigi, struktur rongga rahang atas, rahang, pola penumpukan karang gigi, bentuk *rugae palatina*, sidik bibir, bentuk anatomi dari keseluruhan mulut dan penampilan morfologi wajah merupakan karakteristik yang dapat dijadikan sebagai acuan dalam proses identifikasi individu yang dapat dijadikan sebagai bukti dalam penyidikan [3].

2.2 Rugae Palatina

Palatal rugae bisa disebut juga dengan *rugae palatina*. *Rugae palatina* merupakan tonjolan-tonjolan pada bagian anterior dari langit-langit mulut. *Rugae palatina* terletak pada bagian anterior langit-langit mulut keras dimana rugae di bagian anterior umumnya lebih menonjol daripada bagian posterior dan tidak pernah melintasi median raphe [4]. Seperti terlihat pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Rugae Palatina Pada Langit-langit Mulut [5]

Rugae palatina berfungsi memfasilitasi transportasi makanan serta membantu proses pengunyahan makanan [6]. Dalam persepsi rasa, persepsi posisi lidah dan juga tekstur makanan *rugae palatina* ikut berkontribusi. Pertumbuhan dan perkembangan dari *rugae palatina* berada dibawah kontrol genetik dimana pola pada setiap keturunan mungkin akan sama namun tidak identik pada setiap individu. Sejalan dengan pertumbuhan dan perkembangan langit-langit mulut, *rugae palatina* akan mengalami perubahan jumlah dan ukuran yang bervariasi pada setiap individu, namun bentuk dan pola yang khas dari *rugae palatina* sejak saat lahir akan tetap dipertahankan [7].

2.3 Klasifikasi Rugae Palatina

Sejumlah klasifikasi untuk menilai *rugae palatina* telah dikembangkan, mulai dari yang sederhana hingga kompleks [6]. Pengembangan klasifikasi didasari untuk mempermudah proses identifikasi individu. Penelitian menunjukan *rugae palatina* dapat diklasifikasikan berdasarkan ukuran, arah dan bentuk, beberapa diantaranya yaitu klasifikasi Lysell, klasifikasi Martin dos Santos, dan klasifikasi Carrea.

2.3.1 Klasifikasi Martin dos Santos

Pada *rugae palatina* di sisi kanan, *rugae palatina* yang terletak pada posisi paling anterior diberi simbol dengan huruf kapital, sedangkan rugae dengan posisi lainnya diberikan simbol angka, begitu juga dengan *rugae palatina* di sisi kiri, pada *rugae palatina* yang posisinya terletak paling anterior diberi simbol huruf kapital sedangkan lainnya dengan angka [8].

Tabel 2.1 Klasifikasi rugae palatina berdasarkan bentuk menurut Martin dos Santos

Tipe Rugae Palatina	Posisi Rugae Palatina Anterior	Posisi Lainnya	Bentuk Rugae Palatina
Point	P	0	
Line	L	1	
Curve	C	2	
Angle	A	3	
Circle	O	4	
Sinous	S	5	
Bifurcated	B	6	
Trifurcated	T	7	
Interrupt	I	8	
Anomaly	An	9	

2.3.2 Klasifikasi Lysell

Klasifikasi Lysell merupakan salah satu klasifikasi yang digolongkan berdasarkan ukuran. Ukuran *rugae palatina* dapat diukur dengan menghitung panjang *rugae palatina* dari origin atau ujung terdalam (terdekat dengan median raphe) *rugae palatina* ke terminal atau ujung terluar *rugae palatina* [9].

Tabel 2.2 Klasifikasi *rugae palatina* berdasarkan ukuran menurut Lysell

<i>Rugae palatina</i>	Ukuran	Simbol
<i>Primary</i>	≥ 5 mm	Pr
<i>Secondary</i>	3-5 mm	Sc
<i>Fragmented</i>	2-3 mm	Fg

2.3.3 Klasifikasi Carrea

Klasifikasi Carrea merupakan salah satu klasifikasi yang digolongkan berdasarkan arah. Arah *rugae palatina* ditentukan dengan mengukur sudut yang dibentuk oleh garis yang menghubungkan asal dan akhir terhadap garis tegak lurus ke median raphe [9].

Tabel 2.3 Klasifikasi *rugae palatina* berdasarkan arah menurut Carrea dengan modifikasi [5][14]

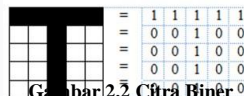
Klasifikasi	Karakteristik	Simbol	Keterangan
Tipe I	Postero-anterior	PA	Sudut positif
Tipe II	Perpendikular	P	Sudut nol
Tipe III	Antero-posterior	AP	Sudut negatif
Tipe IV	Berbagai arah	R	-

2.4 Konsep Dasar Citra Digital

Citra digital adalah sebuah fungsi $f(x,y)$, yang merupakan fungsi intensitas cahaya, dimana nilai x dan y merupakan koordinat spasial dan nilai fungsi di setiap titik (x,y) merupakan tingkat keabuan citra pada titik tersebut. Citra digital dinyatakan dengan matriks dimana baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya (yang disebut sebagai elemen gambar atau pixel) menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut.

2.4.1 Citra Biner (*Monochrome*)

Citra biner merupakan citra digital dimana setiap pixelnya berupa informasi intensitas tunggal. Citra biner memiliki 2 buah warna, yaitu hitam dan putih. Warna hitam bernilai 1, sedangkan warna putih bernilai 0. Contoh dari susunan pixel pada citra monokrom adalah sebagai berikut:



1	1	1	1
0	0	1	0
0	0	1	0
0	0	1	0

Gambar 2.2 Citra Biner

2.4.2 Citra Keabuan (*Grayscale*)

Grayscale adalah representasi citra biner yang hanya memiliki satu layer. Jumlah warna pada grayscale adalah 256 karena jumlah bitnya adalah 8, nilainya berada pada jangkauan 0-255.



Gambar 2.3 Citra Grayscale

2.4.3 Citra Warna (*True Color*)

Setiap pixel pada citra warna mewakili warna yang merupakan kombinasi tiga warna dasar, yaitu merah, hijau, dan biru (RGB = Red, Green, Blue). Setiap pixel dari citra grayscale, 256 gradasi warna diwakili oleh 1 byte [10]. Sedangkan tiap pixel citra warna diwakili oleh 3 byte yang merepresentasikan tiap warna. Model warna RGB berdasarkan pada sistem koordinat Castesian.

2.5 Gabor Wavelet

Pada tugas akhir ini digunakan pendekatan algoritma Gabor Wavelet. Penggunaan metode gabor memiliki relevansi biologis karena sebuah ciri biologi dapat memberikan informasi yang unik berkaitan dengan identifikasi masing-masing individu [11]. Daugman memelopori penggunaan representasi 2D Gabor wavelet dalam computer vision pada tahun 1980an [11].

Tujuan utama dari Gabor Wavelet adalah untuk memunculkan ciri-ciri dari citra yang telah dikonvolusi terhadap kernel. Digunakan Gabor Wavelet kernel 2D sebagai filter yang diperoleh dengan memodulasi gelombang sinus 2D pada

frekuensi dan orientasi tertentu dengan Gaussian envelope. Kumpulan koefisien untuk kernel dari beberapa sudut frekuensi di satu pixel dalam gambar disebut Jet.

Jet merupakan potongan kecil dari grey values dalam sebuah gambar mengelilingi pixel yang diberikan $X=(x, y)$. Dengan persamaan Gabor Filter yang biasa digunakan adalah seperti berikut

$$\Psi_{\mu,v}(z) = \frac{\|k_{\mu,v}\|}{\sigma^2} e^{(-\|k_{\mu,v}\|^2 \|z\|^2 / 2\sigma^2)} \left[e^{ik_{\mu,v}z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right] \tag{2-4}$$

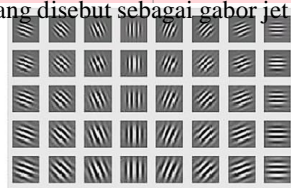
Dimana μ dan v adalah orientasi dan skala dari Gabor Filter, $z=(x,y)$ dan $k_{\mu,v}$.

$$k_{\mu,v} = k_v e^{i\varphi_u} \tag{2-5}$$

$$k_v = \frac{k_{max}}{f^v} \tag{2-6}$$

$$\varphi_u = \frac{\pi\mu}{8} \tag{2-7}$$

k_{max} adalah frekuensi maksimum dan f adalah spacing factor diantara kernel dalam domain frekuensi. Dengan nilai umum $\sigma=2\pi$, $k_{max}=\pi/2$ dan $f=\sqrt{2}$. Dalam tugas akhir ini akan digunakan $\mu \in \{0,1,\dots,7\}$ dan $v \in \{0,1,2,3,4\}$. Jika semua Gabor filter dengan variasi frekuensi (f) dan orientasi (θ) diterapkan pada satu titik tertentu (x,y) , maka didapatkan banyak respon filter untuk titik tersebut, misal: digunakan lima frekuensi ($f = 0, 1, 2, 3, 4$) dan delapan orientasi (θ), maka akan dihasilkan 40 respon filter untuk tiap titik citra yang dikonvolusikan dengan filter tersebut. Citra database dan citra yang akan dikenali dikonvolusi lebih dahulu dengan Gabor Filter. Konvolusi tersebut akan menghasilkan titik titik dengan nilai tertentu yang disebut sebagai gabor jet response.



Gambar 2.4 Representasi Nilai Real Gabor Kernel

2.6 Fuzzy K-Nearest Neighbor

Fuzzy k-NN classifier (FKNN), sebuah kombinasi dari fuzzy logic dan k-NN classifier [12]. FKNN adalah sebuah metode yang digunakan untuk pengklasi-fikasian ketepatan suatu data uji dengan mencari perbedaan jarak terdekat antara satu objek dengan objek lainnya. Pencarian jarak dalam kasus ini menggunakan persamaan Euclidian Distance:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^N |x_{il} - x_{jl}|^2} \tag{2-8}$$

Metode ini adalah penggabungan algoritma k-Nearest Neighbor klasik dengan konsep fuzzy [13]. FKNN terdiri dari dua langkah: fuzzy labeling yang menghitung vektor fuzzy dari sampel training dan fuzzy classification yang menghitung vektor fuzzy dari sampel masukan [12]. Pada klasifikasi dengan fuzzy, akan ditentukan sebuah nilai keanggotaan atau membership fuzzy $\mu(x,c_i)$, persamaannya sebagai berikut:

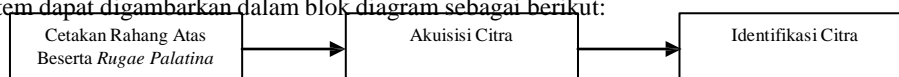
$$u(x, c_i) = \frac{\sum_{k=1}^K (u(x_k, c_i)) (d(x, x_k))^{-\frac{2}{m-1}}}{\sum_{k=1}^K (d(x, x_k))^{-\frac{2}{m-1}}} \tag{2-9}$$

Dimana $\mu(x,c_i)$ adalah nilai keanggotaan data tetangga, dalam K tetangga pada kelas c_i , nilainya 1 jika data latih x_k milik kelas c_i atau 0 jika bukan milik kelas c_i . $d(x, x_k)$ adalah jarak dari data x ke data x_k dalam K tetangga terdekat. m adalah bobot pangkat (weight exponent) yang besarnya $m > 1$. M yang digunakan pada penelitian ini adalah $m=2$. Nilai keanggotaan suatu data pada kelas sangat dipengaruhi oleh jarak data itu ke tetangga terdekatnya, semakin dekat ke tetangganya maka semakin besar nilai keanggotaan data tersebut pada kelas tetangganya, begitu pula sebaliknya. Jarak tersebut diukur dengan N dimensi (fitur) data [20].

3. Pembahasan

3.1. Deskripsi Sistem

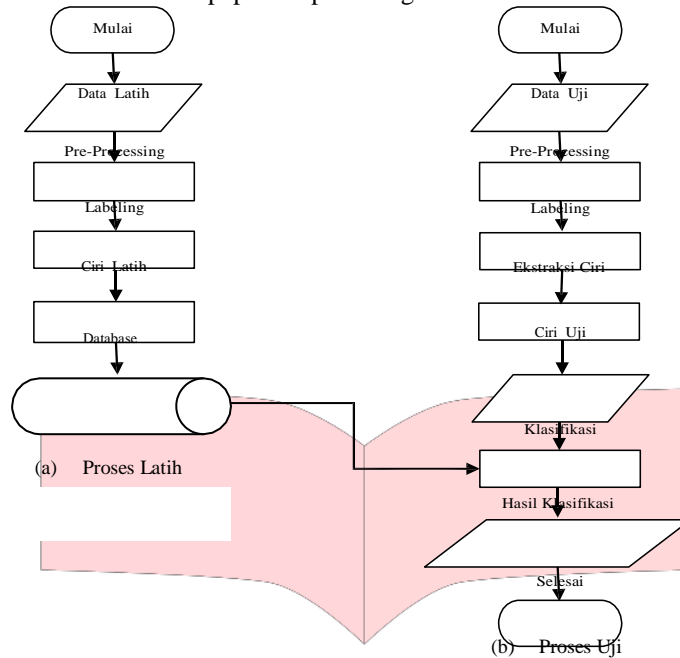
Deskripsi sistem ini menjelaskan alur pembuatan program dan menjelaskan detail pada setiap tahapan. Pada perancangan sistem dapat digambarkan dalam blok diagram sebagai berikut:



Gambar 3.1 Diagram Blok Model Sistem

3.2. Perancangan Sistem

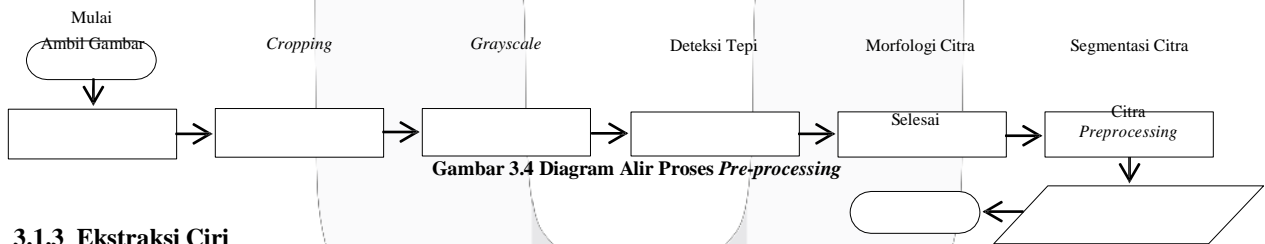
Sistem yang dirancang terdiri dari dua bagian yaitu: proses pengambilan ciri acuan dan pengujian. Penjelasan proses pengambilan ciri acuan dipaparkan pada diagram alir berikut.



Gambar 3.3 Diagram Alir Proses

3.1.2.1 Pre-processing

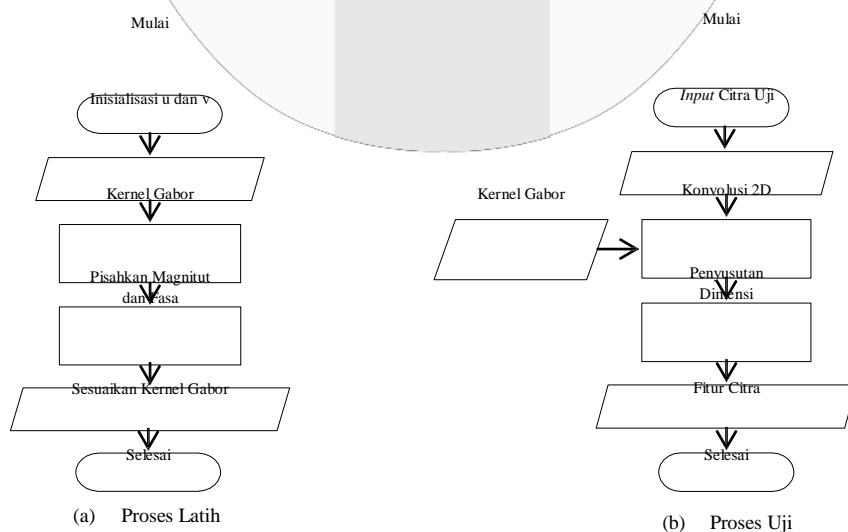
Preprocessing merupakan tahap selanjutnya dalam mengolah data mempersiapkan citra agar dapat diolah pada ekstraksi ciri. Tujuan dari pre-processing ini untuk meningkatkan kualitas dari citra masukan yang diperoleh



Gambar 3.4 Diagram Alir Proses Pre-processing

3.1.3 Ekstraksi Ciri

Proses ini merupakan cara untuk mendapatkan nilai ciri pada citra dan proses ekstraksi ciri ini merupakan tahap yang penting dalam mendeteksi pola *rugae palatina*. Oleh karena itu, pada proses ekstraksi ciri dengan menggunakan metode gabor wavelet. Dengan mengkonvolusi hasil gabor kernel dengan citra *rugae*.



Gambar 3.6 Diagram Alir Ekstraksi Ciri

3.1.4 Klasifikasi

Seluruh parameter dari hasil ekstraksi ciri yang telah dilakukan digunakan untuk melakukan deteksi pola pada *rugae* menggunakan FKNN. Dalam mendeteksi pola *rugae* dikelompokkan menjadi 10 kelas, yaitu pola *point*, pola *line*, pola *curve*, pola *angle*, pola *circle*, pola *sinous*, pola *bifurcated*, pola *trifurcated*, pola *interrupt*, dan pola *anomaly*. Hasil dari ekstraksi ciri disimpan dalam *database array* pada saat tahap latih. Ciri hasil dari ekstraksi ciri pada tahap latih yang telah disimpan dalam *database array* dibandingkan dengan hasil dari ciri uji kemudian diklasifikasikan dengan menggunakan FKNN. Pada proses klasifikasi FKNN menggunakan *toolbox* FKNN yang telah tersedia pada Matlab. Parameter FKNN pada Matlab ada yang perlu diatur demi mencapai hasil yang kualitatif dan akurat. Parameter yang diatur adalah nilai K. Parameter tersebut diatur secara manual melalui perintah pada matlab. Pada tahap klasifikasi, hasil dari ciri ekstraksi ciri uji akan dihitung jaraknya berdasarkan jarak terdekat dengan hasil dari ciri latih. Jika hasil dari ciri uji mendekati nilai dari ciri latih pada *database array* yang tersedia, maka akan masuk kedalam kelas yang sesuai dari nilai ciri latih tersebut baik masuk kedalam pola *point*, pola *line*, pola *curve*, pola *angle*, pola *circle*, pola *sinous*, pola *bifurcated*, pola *trifurcated*, pola *interrupt*, dan pola *anomaly*.

3.2 Performansi Sistem

Dilakukan pengujian terhadap data latih dan data uji menggunakan software Matlab berdasarkan metode *Gabor wavelet* dan FKNN untuk mengevaluasi performansi system yang dibahas. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui kelebihan dan kekurangan sistem. Performansi sistem diukur berdasarkan parameter sebagai berikut :

1. Akurasi Sistem

Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Data\ Benar}{Jumlah\ Data\ Keseluruhan} \times 100\% \tag{3 - 1}$$

2. Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem melakukan suatu proses. Pada sistem ini, waktu komputasi dihitung dengan menggunakan waktu selesai dikurangi waktu mulai, sehingga akan didapatkan waktu komputasi sistem.

$$Waktu\ komputasi = Waktu\ Selesai - Waktu\ Mulai \tag{3 - 2}$$

4. Implementasi dan Analisis

4.1 Lingkup Pengujian

Pengujian pada tugas akhir ini menggunakan 8 buah citra *rugae* dengan kombinasi 4 citra *rugae* laki-laki dan 4 citra *rugae* perempuan.

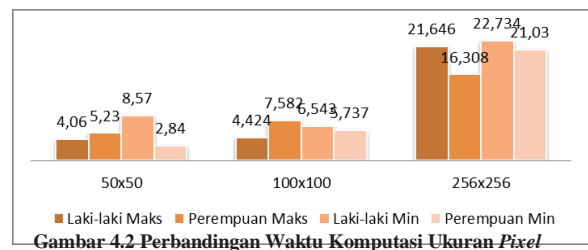
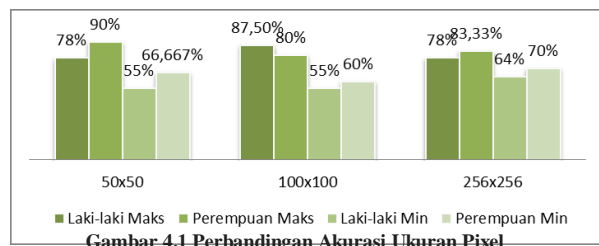
4.2 Skenario Pengujian Sistem

Skenario yang dilakukan untuk melakukan pengujian sistem yang sudah dirancang

1. Ukuran Gambar.
2. Parameter K pada FKNN.
3. Ukuran Gambar dan Parameter K pada FKNN.

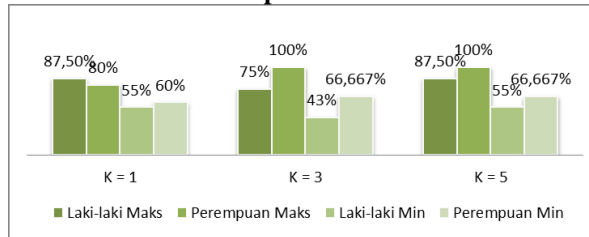
4.3 Hasil Pengujian

4.3.1 Analisis Pengaruh Ukuran Gambar Terhadap Akurasi dan Waktu Komputasi



Dari hasil pengujian *pixel* diperoleh hasil akurasi maksimal untuk *rugae* laki-laki didapat 87.5% dan untuk *rugae* perempuan didapat 90%. Pada *rugae* laki-laki didapat akurasi maksimal saat *pixel* citra berukuran 100x100 dengan waktu komputasi 4.424 detik. Pada *rugae* perempuan didapat akurasi maksimal saat *pixel* citra berukuran 50x50 dengan waktu komputasi 5.23 detik. Semakin tinggi resolusi suatu citra maka semakin banyak ciri yang didapat saat ekstraksi ciri oleh metode *gabor wavelet* sehingga proses kerja sistem memakan waktu dan berbanding lurus dengan waktu komputasi.

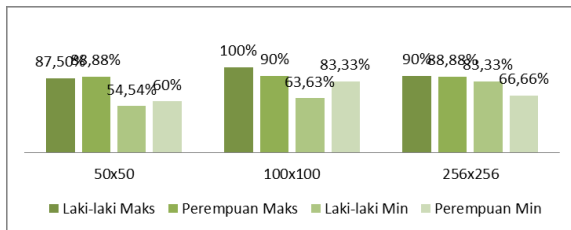
4.3.2 Analisis Pengaruh Parameter K Terhadap Akurasi



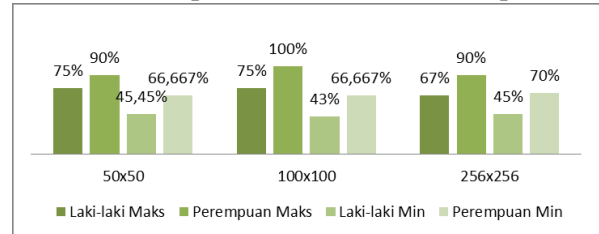
Gambar 4.3 Perbandingan Akurasi

Dari hasil pengujian pada table 4.3 dan table 4.4 diperoleh hasil akurasi maksimal untuk *rugae* milik laki-laki adalah 87.5% saat nilai K = 1 dan K=3 dengan waktu komputasi 4.424 detik saat K=1 dan saat K=3 dengan waktu komputasi 8.734 detik. Dan akurasi maksimal untuk *rugae* milik perempuan adalah 100% pada saat nilai K=3 dan K=5 dengan waktu komputasi saat K=3 7.557 detik dan waktu komputasi saat K=5 7.793 detik.

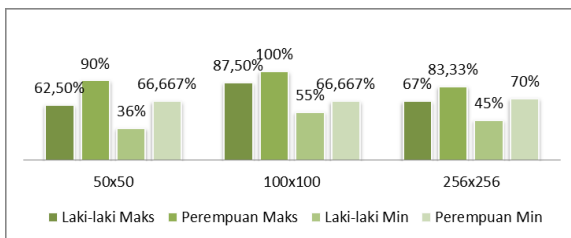
4.3.3 Analisis Pengaruh Ukuran Gambar dan Parameter K Terhadap Akurasi dan Waktu Komputasi



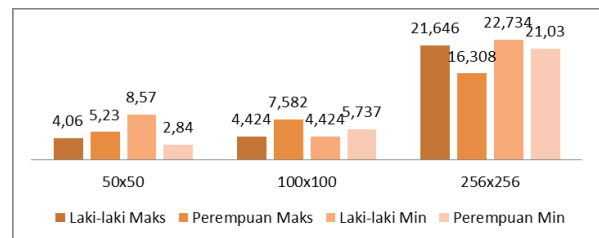
Gambar 4.4 Perbandingan Akurasi Pixel Citra Pada K = 1



Gambar 4.5 Perbandingan Akurasi Pixel Citra Pada K = 3



Gambar 4.6 Perbandingan Akurasi Pixel Citra Pada K = 5



Gambar 4.6 Perbandingan Waktu Komputasi Pixel Citra Pada K = 1

Dari hasil pengujian pada table 4.5 dan table 4.6 untuk *rugae* laki-laki diperoleh hasil akurasi maksimal adalah 87.5% saat pixel citra 100x100 dengan nilai K=1 dan K=3 dengan waktu komputasi 4.424 detik saat K=1 dan waktu komputasi saat K=3 8.734 detik. Untuk *rugae* perempuan didapat nilai akurasi tertinggi adalah 100% saat pixel citra 100x100 dengan nilai K=3 dan K=5 dengan waktu komputasi saat K=3 7.557 detik dan waktu komputasi saat K=5 7.793 detik.

5 Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Dari hasil pengujian yang dilakukan pada tugas akhir ini, dapat disimpulkan sebagai berikut.

1. Implementasi pengambilan gambar cetakan rahang atas beserta *rugae palatina* menggunakan metode *Gabor Wavelet* dan FKNN belum cukup mampu mendeteksi pola *rugae palatina* dengan akurasi minimum 54.545% dan akurasi maksimum 100% saat citra 100x100 *pixel* dengan K=5.
2. Proses pendeteksian dapat dipengaruhi oleh kualitas dari hasil gambar yang telah diambil, dapat berupa jarak maupun stabilitas dari pengambilan gambar. Selain itu besarnya resolusi juga mempengaruhi jumlah pola *rugae* yang terdeteksi. Namun penambahan resolusi selain dapat menambah jumlah pola yang dideteksi juga menambah jumlah bukan pola *rugae* yang menjadikannya salah dalam mendeteksi.
3. Banyaknya jumlah *pixel* pada citra mempengaruhi banyaknya ciri yang dihasilkan oleh ekstraksi ciri metode *Gabor Wavelet*. Semakin banyak ciri yang dihasilkan maka akan semakin mendekati ciri dari citra asli sehingga hasil dari proses klasifikasi dengan menggunakan metode FKNN akan semakin akurat. Namun banyaknya ciri juga mempengaruhi waktu komputasi, sehingga dalam memproses akan memakan waktu lebih lama.

4. Dari penelitian yang telah dilakukan dan didasari oleh data yang didapat sebanyak 44 *sample rugae* dengan 18 *sample rugae* laki-laki dan 26 *sample rugae* perempuan, bahwa pola *rugae* subras *deutromelayu* pada perempuan didominasi oleh pola *Line* atau *Bifurcated* dan pola *rugae* pada laki-laki didominasi oleh pola *Sinous*. Tanpa melihat kehadiran pola *Curve*.

5.2 Saran

Adapun saran untuk pengembangan tugas akhir selanjutnya adalah

1. Gunakan metode *pre-processing* lainnya untuk membuat citra dapat terdeteksi lebih baik sehingga pola *interrupt* dapat terdeteksi.
2. Diharapkan pola *rugae* tidak lagi harus digarisi dahulu pada cetakan rahang atas beserta *rugae*.
3. Gunakan metode klasifikasi lain dan memakai lebih banyak *sample rugae palatina* yang dijadikan sebagai data latih untuk mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik.
4. Agar lebih baik dalam mendeteksi *gender* pada *rugae palatina* sebaiknya dalam pengklasifikasiannya menggunakan sebuah metode.

Daftar Pustaka

- [1] Chairani, S; Auerkari, E.I. 2008. Pemanfaatan Rugae Palatal Untuk Identifikasi Forensik. Indonesian Journal of Densitry;15 (3); 261-269.
- [2] Pelawi, T. Y. 2010. Pola Sidik Bibir dalam Lingkup Satu Keluarga sebagai Salah Satu Data Odontogi Forensik. Skripsi. Bandung: FKG Universitas Padjadjaran. hal. 44.
- [3] Wirasuta, I.M.A.G. tt. *Pengantar Menuju Ilmu Forensik*. Bukit Jimbaran : Lembaga Forensik Sains dan Kriminologi, Universitas Udayana.
- [4] Manashvini, S; Patil; B, Sanjayagouda; A.B, Acharya. 2011. Palatal Rugae and Their Significance in Clinical Dentistry. J Am Dent Assoc; 139;1471-1478.
- [5] Wichnieski, C.et al. 2012. Comparative Anaysis Between Dactiloscropy And Rugoscopy. J.Morphol.Sci. Vol.:29 No.:3.
- [6] Caldas, I. M.; M. Teresa; A. Americo. 2006. Establishing Identitiy Using Cheiloscopy and Palatoscopy. Journal of Forensic Science International, 165(2007):1-9.
- [7] 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.
- [8] Krishnappa, S.,et al. 2013. Palatal Rugoscopy: Implementation in Forensic Odontology-A Riview. J. Adv. Med. Dent. Science. 1(2):53-59
- [9] Patmasari, R.dkk. 2009. Perancangan Perangkat Lunak Rumus Sidik Jari Pada Bentuk Sidik Jari Jenis Whorl. Fakultas Teknik Elektro dan Komunikasi, Institut Teknologi Telkom Bandung. Yogyakarta: Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi.
- [10] T. Sutoyo, Teori Pengolahan Citra Digital, Yogyakarta: Andi, 2009.
- [11] Daubechies,I.1990. *The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization And Signal Analysis*. IEEE Trans. Information Theory 36 (1990) 961–1005.
- [12] Amarulhaq. E. Analisis Pengenalan Emosi Pada Music dengan Sistem Berbasis Fuzzy. Jurnal Universitas Telkom.
- [13] Chaniago .R; Liong .T. H; Wardan .K. R. R. 2014. Prediksi Cuaca Menggunakan Metode Case Based Reasoning dan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System. Jurnal Informatika, Vol. 12, no 2, 90-95.