

IDENTIFIKASI POLA RUGAE PALATINA MENGGUNAKAN METODE *ACTIVE CONTOUR* DAN *HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENT* DENGAN KLASIFIKASI *CONJUGATE GRADIENT BACKPROPAGATION* UNTUK APLIKASI FORENSIK ODONTOLOGI

IDENTIFICATION OF RUGAE PALATINE PATTERN USING ACTIVE CONTOUR AND HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENT METHOD WITH CLASSIFICATION OF CONJUGATE GRADIENT BACKPROPAGATION FOR ODONTOLOGY FORENSIC APPLICATION

Daniel Ade Aryono¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², drg. Fahmi Oscandar, Mkes., Sp.RKG³

¹Electrical Engineering Faculty of Telkom University, Bandung, Jawa Barat 40257

³Dentistry Faculty of Padjadjaran University, Jatinangor, Jawa Barat 45363

¹danieladearyono@icloud.com, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id, ³fahmi.oscandar@fkg.unpad.ac.id

ABSTRAK

Indonesia merupakan negara yang memiliki kontur tanah yang unik karena banyak terdapat dataran tinggi dan dataran rendah, selain itu Indonesia juga dikelilingi oleh jalur vulkanik sehingga Indonesia memiliki potensi bencana alam yang dapat menimbulkan banyak korban. Oleh karena itu, untuk membantu proses identifikasi korban bencana digunakan ilmu forensik kedokteran khususnya forensik odontologi. Namun, proses identifikasi korban bencana kebanyakan memiliki kendala, yaitu dikarenakan kondisi fisik korban yang sudah rusak. Salah satu alternatif untuk mempermudah proses identifikasi korban bencana adalah menggunakan pola *rugae palatina*. *Rugae palatina* adalah komponen pada rongga mulut yang memiliki pola unik pada setiap individu. Selain itu, *rugae palatina* terlindung oleh trauma dan dari suhu yang tinggi karena posisi dari *rugae palatina* berada di dalam kepala, terlindungi gigi, bibir, lidah, dan bantalan lemak. Sehingga, proses identifikasi dengan menggunakan pola *rugae palatina* memiliki prospek yang baik.

Pada penelitian ini, dilakukan identifikasi individu menggunakan pola *rugae palatina* dengan metode segmentasi *Active Contour* dan *Histogram of Oriented Gradient*, serta menggunakan metode klasifikasi *Conjugate Gradient Backpropagation*.

Dari penelitian tersebut, dengan menggunakan beberapa parameter diperoleh hasil dengan tingkat akurasi sebesar 76% dan waktu komputasi selama 205 detik untuk metode *Active Contour*, dan akurasi sebesar 98,25% serta waktu komputasi selama 48 detik untuk metode *Histogram of Oriented Gradient*.

Hasil dari penelitian ini dapat dikatakan bahwa sistem yang dirancang mampu untuk mengidentifikasi pola *rugae palatina* pada setiap individu dengan menggunakan metode *Active Contour* dan *Histogram of Oriented Gradient* serta metode klasifikasi *Conjugate Gradient Backpropagation*.

Kata Kunci : *Rugae Palatina, Active Contour, Histogram of Oriented Gradient, Conjugate Gradient Backpropagation.*

ABSTRACT

Indonesia is a country that has a unique soil contour because there are many highlands and lowlands, in addition Indonesia is also surrounded by volcanic paths so that Indonesia has the potential of natural disasters that can cause many victims. Therefore, to assist the process of identifying disaster victims, medical forensics is used, especially forensic odontology. However, the process of identifying disaster victims mostly has constraints, namely due to the physical condition of the victim who has been damaged. One alternative to facilitate the identification process of disaster victims is to use rugae palatina pattern. Rugae palatina is a component in the oral cavity that has a unique pattern on each individual. In addition, the rugae palatina is protected by trauma and from high temperatures because the position of the rugae palatine is inside the head, protected by teeth, lips, tongue, and fat pads. Thus, the identification process using the rugae palatina pattern has good prospects.

In this study, individual identification using rugae palatine pattern using Active Contour segmentation method and Histogram of Oriented Gradient, and using Conjugate Gradient Backpropagation classification method.

From this research, using some parameters obtained result with accuracy level of 76% and computation time for 205 seconds for Active Contour method, and accuracy of 98.25% and computation time for 48 seconds for Histogram of Oriented Gradient method.

The result of this research can be said that the designed system is able to identify the pattern of rugae palatina in each individual by using Active Contour and Histogram of Oriented Gradient method with Conjugate Gradient Backpropagation classification method..

Keywords: *Rugae Palatine, Active Contour, Histogram of Oriented Gradient, Conjugate Gradient Backpropagation.*

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara yang memiliki potensi bencana alam seperti gempa bumi, letusan gunung berapi, tsunami, tanah longsor, dan banjir. Akibat adanya berbagai jenis bencana alam yang mengancam Indonesia, maka tidak bisa dipungkiri oleh banyaknya jumlah korban luka maupun korban jiwa yang ditimbulkan oleh bencana alam tersebut dengan kondisi korban jiwa yang bervariasi, baik dalam keadaan baik maupun rusak[1]. Oleh karena itu, untuk membantu proses identifikasi korban bencana, digunakanlah ilmu forensik kedokteran khususnya forensik odontologi agar proses identifikasi menjadi lebih akurat dalam menentukan identitas seseorang. Salah satu teknik identifikasi adalah menggunakan pola *rugae palatina*. *Rugae palatina* memiliki sifat yang unik dan stabil, dimana pada setiap orang pola *rugae palatina* akan berbeda meskipun kembar sekalipun[2].

Berdasarkan permasalahan diatas, penulis akan merancang suatu program berbasis MATLAB untuk melakukan proses identifikasi citra pola *rugae palatina*. Metode yang digunakan penulis pada penelitian ini adalah *Active Contour* dan *Histogram of Oriented Gradient (HOG)* untuk ekstraksi cirinya, sedangkan untuk klasifikasi cirinya menggunakan metode *Conjugate Gradient Backpropagation (CGB)*. Perancangan sistem dimulai dari pengambilan citra pola *rugae palatina* dari 20 (dua puluh) sampel mahasiswa/i Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Padjajaran (FKG UNPAD) kemudian citra akan diproses pada aplikasi MATLAB.

2. DASAR TEORI

2.1. Odontologi Forensik

Ilmu kedokteran gigi forensik adalah cabang dari ilmu kedokteran forensik mengenai cara penanganan dan pemeriksaan bukti-bukti melalui gigi dan evaluasi serta penjabaran hasil-hasil penemuan yang berhubungan dengan rongga mulut untuk kepentingan peradilan [3]. Odontologi forensik memiliki definisi bahwa odontologi forensik merupakan cabang ilmu dari ilmu kedokteran gigi kehakiman yang memiliki tujuan untuk memecahkan masalah hukum dan kejahatan dengan menerapkan ilmu pengetahuan kedokteran gigi [4].

Odontologi forensik memiliki peran dalam proses identifikasi untuk membantu tugas pelayanan kedokteran forensik pada penanganan kasus-kasus yang memerlukan identifikasi. Pada keadaan korban masih utuh, proses identifikasi dapat dilaksanakan dengan metode konvensional seperti menggunakan ciri-ciri muka dan tubuh, benda/barang milik pribadi, kartu identitas, sidik jari, dan lain sebagainya. Namun, apabila keadaan korban tidak baik, metode identifikasi konvensional akan sulit untuk diterapkan pada proses identifikasi. Oleh karena itu, dalam kondisi yang seperti ini odontologi forensik dapat menjadi metode alternatif untuk melakukan pemeriksaan identifikasi[5].

2.2. Biometrik

Biometrik merupakan cara untuk identifikasi dan verifikasi individu berdasarkan karakteristik fisik atau tingkah lakunya. Matoni et al. (2003) menyatakan bahwa pengenalan biometrik atau identifikasi biometrik adalah pengenalan seseorang secara otomatis berdasarkan karakteristik unik dari fisiologis, seperti sidik jari, wajah, retina, maupun karakteristik perilakunya[6]. Minat terhadap biometrik telah meningkat dalam tiga dekade terakhir sehingga banyak akademik maupun unit penelitian perusahaan telah mengerahkan banyak sumber daya untuk kepentingan studi, penelitian, dan pengembangan sistem biometrik yang akurat dan hemat biaya. Sistem otentikasi biometrik saat ini juga diterapkan dalam berbagai aplikasi, mulai dari keamanan perbatasan, pengawasan otomatis, kontrol akses fisik, serta pada keamanan jaringan[5, 7].

2.3. *Rugae Palatina*

Rugae palatina merupakan *ridge* dari membran mukosa yang berbentuk *irregular* dan asimetris serta terletak pada bagian anterior palatum keras dimana pola *rugae palatina* yang terdapat di bagian anterior pada umumnya lebih menonjol daripada posterior[8, 9]. Bentuk pola dan posisi dari *rugae palatina* tidak berubah seiring dengan bertambahnya usia, penyakit, zat kimiawi, dan trauma. Oleh karena hal tersebut, maka pemeriksaan terhadap *rugae palatina* dapat menjadi salah satu metode identifikasi alternatif yang memiliki peran di bidang forensik khususnya forensik odontologi[7].

2.4. Active Contour

Active Contour (AC) atau *snake model* adalah suatu model untuk melakukan proses segmentasi objek pada citra. Segmentasi pada model *Active Contour* terdapat adanya proses meminimalisasi kurva, sehingga model *Active Contour* berbeda dengan model segmentasi yang lain.

Proses pada model *Active Contour* adalah dengan membuat suatu *initial contour* (kontur awal) di sekitar objek, sehingga dengan adanya energi dari sebuah objek gambar ($E_{external}$) akan menyebabkan kurva menyusut dan mengikuti pola dari objek. Kurva akan dapat bergerak lebih dekat ke arah objek dan menyesuaikan dengan bentuk objek dikarenakan energi yang terdapat pada kurva ($E_{internal}$)[6].

2.5. Histogram of Oriented Gradient

Histogram of Oriented Gradient (HOG) adalah metode yang digunakan pada *image processing* untuk melakukan deteksi objek. Teknik ini menghitung nilai dari *gradient* dalam area tertentu pada suatu citra *grayscale*. Tiap image mempunyai karakteristik distribusi gradien yang diperoleh dengan membagi image kedalam daerah kecil yang disebut *cell*. *Block* merupakan kumpulan dari beberapa *cell*[10].

2.6. Conjugate Gradient Backpropagation

Algoritma *Conjugate Gradient (CG)* adalah algoritma optimasi yang memiliki arah pencarian yang dilakukan sepanjang arah konjugasinya. Secara umum lebih cepat konvergen dibandingkan dengan metode penurunan tercepat. *Conjugate Gradient (CG)* menggunakan vektor tidak nol yang bersifat *orthogonal* dan bebas linier[6].

Algoritma CG digunakan sebagai algoritma pelatihan jaringan saraf tiruan (JST), oleh karena itu tujuan dari *Conjugate Gradient (CG)* adalah meminimalisasi *error* yang terjadi dimana *error* tersebut bergantung kepada bobot-bobot yang menghubungkan antar neuron-neuron[11].

3. PERANCANGAN SISTEM

Pada perancangan sistem ini menjelaskan mengenai gambaran umum sistem yang akan diteliti lebih lanjut. Gambaran umum sistem ini dimulai dari langkah awal yaitu pencetakan rahang atas yang selanjutnya akan diubah ke citra digital atau akuisisi citra. Selanjutnya setelah akuisisi citra, dilakukan identifikasi dan klasifikasi bentuk pola dari *rugae palatina*[12].



Gambar 3.2. Diagram Blok Perancangan Sistem

3.1 Proses Pencetakan Rahang Atas

Proses pencetakan rahang atas dilakukan dengan metode *irreversible hydrocolloid* dan selanjutnya diisi dengan *dental stone*. Hasil dari cetakan harus bebas dari gelembung udara. Setelah cetakan dari rahang atas selesai dibuat, maka langkah selanjutnya adalah pola *rugae palatina* yang terletak pada model gigi diberi garis dengan pensil/bolpoin hitam untuk memperjelas pola *rugae palatina*[9].

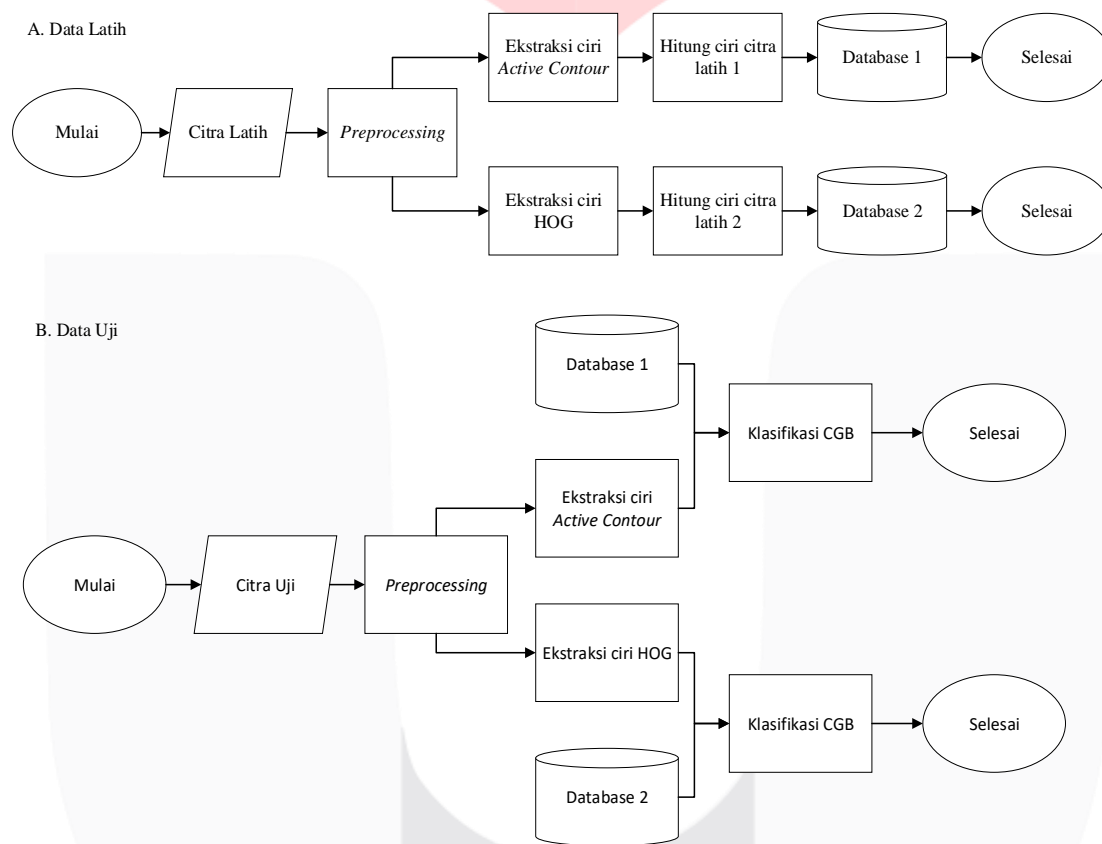
3.2 Akuisisi Citra

Akuisisi citra adalah proses mendapatkan citra digital untuk keperluan penelitian selanjutnya. Proses untuk mendapatkan citra digital adalah dengan memfoto cetakan rahang atas dimana pola *rugae palatina* yang terdapat pada pola rahang atas yang sebelumnya sudah diberi garis pada tepi polanya. Pada proses pengambilan foto harus dipastikan bahwa bagian dari pola *rugae palatina* sudah terfoto dengan baik dan dalam format *.jpeg.

3.3 Identifikasi Citra

Identifikasi citra memiliki dua proses, yaitu proses citra latih dan proses citra uji. Data/citra yang digunakan dalam proses pembangunan model disebut sebagai citra latih/*training*, sedangkan untuk data/citra yang akan digunakan untuk melakukan validasi model disebut sebagai citra uji/*testing*. Dalam pengambilan sampel citra latih dan uji, penulis menggunakan 20 sampel individu dengan masing-masing individu diambil 20 sampel foto.

Pada proses citra latih dilakukan input citra pola *rugae palatina* yang selanjutnya dilewatkan proses *pre-processing* yang dikelompokkan berdasarkan bentuk *rugae palatina*. Setelah dilakukan proses *pre-processing*, langkah selanjutnya adalah melakukan ekstraksi menggunakan metode *Active Contour* dan *Histogram of Oriented Gradient* dengan menggunakan keluaran dari proses *preprocessing* dan dilanjutkan dengan penghitungan ciri citra latih. Hasil dari penghitungan ciri citra latih selanjutnya akan disimpan dikelompokkan di *database*. Sehingga, pada proses *database* dapat diperoleh *template database* yang digunakan untuk klasifikasi pada saat proses citra uji. Proses citra uji adalah tahapan untuk melakukan pengujian data citra agar sistem dapat mengklasifikasikan data citra. Pada proses citra uji dilakukan *input* citra pola *rugae palatina* dimana selanjutnya dilakukan proses *pre-processing* pada masukan pola citra *rugae palatina* tersebut. Selanjutnya, keluaran dari tahap *pre-processing* digunakan untuk proses segmentasi menggunakan metode *Active Contour* dan HOG yang selanjutnya diteruskan dengan penghitungan ciri citra uji sehingga mendapatkan vektor ciri yang digunakan pada proses klasifikasi menggunakan metode *Conjugate Gradient Backpropagation (CGB)*[6].



Gambar 3.1. Diagram alir data latih dan data uji

3.4 Skenario Evaluasi

Proses skenario evaluasi menjelaskan mengenai pencocokan data antara data uji dan data latih sehingga dapat dilakukan identifikasi citra *rugae palatina* dengan menggunakan metode klasifikasi *Conjugate Gradient Backpropagation (CGB)*. Beberapa tahapan yang terdapat pada proses skenario evaluasi adalah sebagai berikut:

1. *Pre-processing*

Proses *pre-processing* merupakan tahap untuk meningkatkan efisiensi citra dan memperbaiki citra agar lebih mudah untuk diolah pada tahap selanjutnya.

2. Ekstraksi Ciri

Proses ekstraksi ciri pada sistem ini menggunakan metode segmentasi Active Contour dan Histogram of Oriented Gradient.

3. Klasifikasi CGB

Proses klasifikasi CGB memiliki dua tahap klasifikasi, yaitu Training Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan Testing Jaringan Syaraf Tiruan (JST).

4. PENGUJIAN SISTEM

Pada pengujian sistem digunakan 400 citra *rugae palatina* dimana setiap citra akan diuji dengan validasi silang/*Cross Validation*. Dari 400 citra *rugae palatina* akan dibagi menjadi 20 kelas, dimana setiap kelas mewakili satu individu. Tahap pengujian sistem dilakukan dalam tiga buah skenario, untuk mengetahui sejauh mana performansi yang dihasilkan oleh sistem dengan mengubah masing-masing parameter dari metode yang digunakan.

4.1. Skenario Pengujian Pertama

Skenario pengujian pertama merupakan pengujian akurasi dan waktu komputasi dengan mengubah ukuran piksel pada sampel citra *rugae palatina*. Pada skenario pengujian pertama menggunakan tiga jenis ukuran piksel yaitu 128x128, 256x256, dan 512x512. Dalam skenario ini digunakan nilai K-Fold sebesar 2, sehingga data latih yang digunakan sebanyak 200 citra, dan data uji sebanyak 200 citra.

Ukuran Resize	Jumlah Data Uji	K=1		K=2		Akurasi Rata-Rata)%
		Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	
25%	200	140	70	135	67.5	68.75
50%	200	162	81	142	71	76
100%	200	155	77.5	129	64.5	71

Tabel 4.1. Perbandingan akurasi dari skenario pertama metode *Active Contour*

Pada Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa pada metode *Active Contour*, nilai *resize* terbaik adalah pada saat di *resize* 50%. Pada saat di *resize* dengan ukuran 50% atau 256x256 nilai akurasi rata-rata sebesar 76%.

Ukuran Resize	Jumlah Data Uji	K=1		K=2		Akurasi Rata-Rata)%
		Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	
25%	200	183	91.5	193	96.50	94.00
50%	200	197	98.5	196	98.00	98.25
100%	200	192	96.0	195	97.50	96.75

Tabel 4.2. Hasil akurasi dari skenario pertama metode HOG

Pada Gambar 4.2 dapat diketahui bahwa pada metode HOG, nilai *resize* terbaik adalah pada saat di *resize* 50%. Pada saat di *resize* dengan ukuran 50% atau 256x256 nilai akurasi rata-rata sebesar 98.25%.

Dari pengujian skenario pertama metode *Active Contour* dan HOG, ukuran *resize* saat 50% memiliki akurasi terbaik apabila dilihat dari segi rata-rata nilai akurasinya. Sehingga dapat disimpulkan bahwa *resize* 50% atau pada saat ukuran 256x256 piksel memperoleh hasil yang terbaik daripada *resize* 25% maupun 100%. Untuk metode *Active Contour* terjadi proses *minimizing curve* yang dilakukan pada *mask image* sehingga apabila ukuran gambar terlalu besar akan meningkatkan potensi salah deteksi tepi pola *rugae palatina* karena iterasi yang digunakan terlalu besar, selain itu apabila gambar terlalu kecil metode ini tidak dapat mendeteksi *edge* pada saat proses *minimizing curve*. Pada metode HOG, ukuran 256x256 piksel memiliki hasil akurasi yang paling baik karena pada metode HOG apabila ukuran piksel gambar terlalu besar akan menyebabkan potensi munculnya *error* pada saat perhitungan *histogram*, namun

apabila ukuran piksel terlalu kecil maka metode ini tidak dapat menentukan nilai *angle*, *magnitude*, dan *orientation gradient* dengan akurat karena *cell* yang tersedia terlalu sedikit.

4.2. Skenario Pengujian Kedua

Skenario pengujian kedua merupakan pengujian akurasi dan waktu komputasi dengan mengubah nilai K pada K-Fold *Cross Validation*. Pada skenario pengujian kedua menggunakan tiga jenis nilai K yaitu 2, 4, 5, dan 10 pada ukuran citra 256x256.

Nilai K	Jumlah Data Uji	Rata-Rata Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
2	200	76	205
4	300	64.75	209
5	320	61	218
10	360	56	210

Tabel 4.3. Hasil akurasi rata-rata dan waktu komputasi dari skenario kedua metode *Active Contour*

Pada gambar 4.3 dapat diketahui bahwa perubahan nilai K pada K-Fold *Cross Validation* untuk metode *Active Contour* memiliki pengaruh yang terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi. Pada saat nilai K=2 memiliki nilai akurasi terbesar yaitu 76%, sedangkan untuk waktu komputasi, nilai K=2 memperoleh waktu yang tercepat yaitu selama 205 detik. Sehingga dapat dikatakan bahwa semakin kecil nilai K maka nilai akurasi akan semakin besar karena semakin banyak data latih dan semakin sedikit data uji dan semakin kecil nilai K akan menghasilkan waktu komputasi yang lebih cepat karena data yang diuji semakin sedikit.

Nilai K	Jumlah Data Uji	Rata-Rata Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
2	200	98.25	48
4	300	95.75	49
5	320	86	49
10	360	77.8	51

Tabel 4.3. Hasil akurasi rata-rata dan waktu komputasi dari skenario kedua metode HOG

Pada gambar 4.3 dapat diketahui bahwa perubahan nilai K pada K-Fold *Cross Validation* untuk metode HOG memiliki pengaruh yang terhadap nilai akurasi dan waktu komputasi. Pada saat nilai K=2 memiliki nilai akurasi terbesar yaitu 98.25%, sedangkan untuk waktu komputasi, nilai K=2 memperoleh waktu yang tercepat yaitu selama 48 detik. Sehingga dapat dikatakan bahwa semakin kecil nilai K maka nilai akurasi akan semakin besar karena semakin banyak data latih dan semakin sedikit data uji dan semakin kecil nilai K akan menghasilkan waktu komputasi yang lebih cepat karena data yang diuji semakin sedikit.

Dari pengujian skenario kedua dapat disimpulkan bahwa nilai K=2 memperoleh nilai akurasi terbaik dan waktu komputasi tercepat pada metode *Active Contour* dan HOG. Apabila membandingkan metode *Active Contour* dan HOG dengan nilai K yang sama yaitu K=2, maka metode *Active Contour* memiliki rata-rata akurasi yang lebih rendah dibandingkan dengan metode HOG, dimana metode HOG memiliki nilai rata-rata akurasi sebesar 98.25%. Untuk waktu komputasi, metode HOG memiliki waktu komputasi yang lebih cepat dibandingkan dengan metode *Active Contour* yaitu sebesar 48 detik. Nilai K=2 memiliki hasil akurasi dan waktu komputasi terbaik dikarenakan semakin kecil nilai K maka jumlah data latih akan semakin besar dan data uji semakin sedikit, sehingga sistem yang dirancang akan memiliki lebih banyak data yang tersimpan di database. Pada sistem ini, apabila menggunakan nilai K=2 maka data latih yang digunakan sebesar 200 citra, dan pada data uji sebesar 200 citra. Jadi, pada saat dilakukan pengujian ataupun *matching* antara data uji dan data latih, sistem dapat lebih cepat dan lebih akurat dalam menentukan kelas dari data uji karena jumlah data latih yang tersimpan di database tidak berbeda jauh dengan jumlah data uji.

4.3. Skenario Pengujian Ketiga

Skenario pengujian ketiga merupakan pengujian nilai rata-rata akurasi dan waktu komputasi terhadap jumlah *neuron* pada *hidden layer* yang terdapat pada skema JST CGB. Pada skenario pengujian kali ini akan digunakan jumlah *neuron* sebesar 5, 10, 30, 50, dan 100. Untuk ukuran citra akan digunakan citra pada ukuran 256x256 dan menggunakan nilai K sebesar 2 pada K-Fold *Cross Validation* serta menggunakan jumlah *hidden layer* sebesar 1.

Jumlah Neuron	Rata-rata Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
5	65	213
10	67	213
30	76	205
50	72	206
100	68.25	211

Tabel 4.4. Hasil akurasi rata-rata dan waktu komputasi dari skenario ketiga metode *Active Contour*

Pada gambar 4.4 dapat diketahui bahwa perubahan jumlah *neuron* untuk metode *Active Contour* memiliki pengaruh terhadap nilai akurasi. Pada saat jumlah *Neuron*= 30 didapatkan nilai akurasi rata-rata tertinggi, yaitu sebesar 76%. Sedangkan untuk waktu komputasi, jumlah *Neuron*=30 memiliki waktu komputasi tercepat yaitu selama 205 detik. Dari hasil pengujian pada skenario ini, akurasi dan waktu komputasi yang diperoleh yaitu dengan distribusi yang tidak beraturan, hal ini dipengaruhi dari fungsi aktivasi yang digunakan bersifat non-linier (*sigmoid*) dapat menghasilkan nilai yang kompleks dan bervariasi sehingga mempengaruhi performansi dari sistem.

Jumlah Neuron	Rata-rata Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
5	96	48
10	97.25	51
30	98.25	48
50	97.25	48
100	96	53

Tabel 4.5. Hasil akurasi rata-rata dan waktu komputasi dari skenario ketiga metode HOG

Pada gambar 4.5 dapat diketahui bahwa perubahan jumlah *neuron* untuk metode HOG memiliki pengaruh terhadap nilai akurasi. Pada saat jumlah *Neuron*= 30 didapatkan nilai akurasi rata-rata tertinggi, yaitu sebesar 98,25%. Sedangkan untuk waktu komputasi, jumlah *Neuron*=30 memiliki waktu komputasi tercepat yaitu selama 48 detik. Dari hasil pengujian pada skenario ini, akurasi dan waktu komputasi yang diperoleh yaitu dengan distribusi yang tidak beraturan, hal ini dipengaruhi dari fungsi aktivasi yang digunakan bersifat non-linier (*sigmoid*) dapat menghasilkan nilai yang kompleks dan bervariasi sehingga mempengaruhi performansi dari sistem.

Dari pengujian skenario ketiga dapat disimpulkan bahwa jumlah *neuron* 30 memiliki hasil rata-rata akurasi terbaik dan waktu komputasi tercepat. Apabila membandingkan metode *Active Contour* dan HOG dengan jumlah *neuron* yang sama, maka metode *Active Contour* memiliki rata-rata akurasi yang lebih rendah dibandingkan dengan metode HOG, dimana metode HOG memiliki nilai rata-rata akurasi sebesar 98.25%. Untuk waktu komputasi, metode HOG memiliki waktu komputasi yang lebih cepat dibandingkan dengan metode *Active Contour* yaitu sebesar 48 detik. Jumlah *neuron* 30 memiliki hasil akurasi dan waktu komputasi terbaik karena jumlah *neuron* pada *hidden layer* mempengaruhi nilai bobot-bobot yang terdapat pada algoritma Jaringan Syaraf Tiruan. Algoritma *Conjugate Gradient Backpropagation* digunakan sebagai algoritma pelatihan JST-*Backpropagation* yang memiliki tujuan untuk meminimalisasi *error* yang terjadi dimana *error* tersebut bergantung pada bobot-bobot yang menghubungkan antar *neuron-neuron*. Sehingga, pada sistem ini didapatkan bahwa jumlah *neuron* sebesar 30 pada lapisan *hidden layer* dapat memperoleh

bobot terbaik yang membuat *error* dapat diminimalisir secara maksimal. Oleh karena itu, *output* dari JST-*Backpropagation* CGB memiliki akurasi dan waktu komputasi terbaik pada saat jumlah *neuron* di lapisan *hidden layer* sebesar 30 *neuron*.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian pada sistem identifikasi dan klasifikasi *rugae palatina* melalui pengolahan citra digital, diperoleh kesimpulan bahwa sistem ini secara umum dapat mengidentifikasi individu dengan menggunakan metode *Active Contour* dan *Histogram of Oriented Gradient* dengan menggunakan metode klasifikasi *Conjugate Gradient Backpropagation*, namun belum optimal. Penggunaan algoritma *Conjugate Gradient Backpropagation* pada proses klasifikasi *backpropagation* dapat mempercepat proses pencarian bobot terbaik, dikarenakan proses perubahan bobot bergantung dari arah pencarian (*direction*) dan lebar pencarian (metode *linear search*) yang dipakai. Tingkat akurasi sistem dengan metode klasifikasi *Conjugate Gradient Backpropagation* bergantung dari perubahan bobot pada jaringan syaraf tiruan. Pada sistem ini, hasil akurasi dan waktu komputasi terbaik diperoleh pada saat citra dilakukan *resize* 50% atau pada saat ukuran 256x256 piksel, nilai $K=2$ pada *K-Fold Cross Validation* untuk menentukan jumlah data latih sebesar 200 citra dan data uji sebesar 200 citra, serta menggunakan jumlah *neuron* sebesar 30 pada 1 *hidden layer*. Untuk metode *Active Contour* diperoleh nilai akurasi rata-rata sebesar 76% dengan waktu komputasi selama 205 detik, sedangkan untuk metode HOG didapatkan nilai akurasi rata-rata sebesar 98.25% dengan lama waktu komputasi sebesar 48 detik.

6. REFERENSI

- [1]. Sungkawa, Dadang. 2000. Geografi Regional Indonesia. Bandung: Universitas Pendidikan Indonesia.
- [2]. Nursamsi, Intan. 2015. Rancangan Rumus Sidik *Rugae Palatina* Subras Deuteromelayu di bidang Forensik Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran Fakultas Kedokteran Gigi.
- [3]. Caldas, I. M.; M. Teresa; A. Americo. 2006. *Establishing Identity Using Cheiloscopy and Palatoscopy*. *Journal of Forensic Science International*, 165(2007):1-9.
- [4]. Boulgouris, Nikolaos V., dkk. 2008. *Advanced Signal Processing and Pattern Recognition Methods for Biometrics*. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Volume 2008.
- [5]. Gadro, S. Afari. 1999. Peran Odontologi Forensik Sebagai Salah Satu Sarana Pemeriksaan Identifikasi Jenasah Tak Dikenal. *Berkala Ilmu Kedokteran*, 31(3):195-199.
- [6]. Amiruddin, Nirmala. 2016. Identifikasi Biometrik *Rugae Palatina* Pada Individu Dengan Menggunakan Metode *Active Contour* dan Klasifikasi *Conjugate Gradient Backpropagation*. Universitas Telkom Fakultas Teknik Elektro.
- [7]. Lestari, Annisa Ayu. 2016. Identifikasi dan Klasifikasi Pola *Rugae Palatina* Menggunakan Metode *Wavelet* dan *K-Nearest Neighbor (K-NN)* Pada Citra Digital. Universitas Telkom Fakultas Teknik Elektro.
- [8]. Manashvini, S; Patil; B, Sanjayagouda; A.B, Acharya. 2011. *Palatal Rugae and Their Significance in Clinical Dentistry*. *J Am Dent Assoc*; 139;1471-1478.
- [9]. Nursamsi, Intan. 2015. Rancangan Rumus Sidik *Rugae Palatina* Subras Deuteromelayu di bidang Forensik Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran Fakultas Kedokteran Gigi.
- [10]. Nugraha, Rahadian., dkk. 2016. Implementasi *Histogram of Oriented Gradient (HOG)* Pada *Embedded System* Untuk Identifikasi Slot Parkir Sebagai Pendukung *Smart Parking System*. Universitas Telkom Fakultas Teknik Elektro.
- [11]. Akbar, Muhammad Gumelar. 2016. *Study* Komparasi Peramalan Harga Saham Menggunakan *Arima* dan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. Universitas Telkom Fakultas Ekonomi dan Bisnis
- [12]. Lestari, Annisa Ayu. 2016. Identifikasi dan Klasifikasi Pola *Rugae Palatina* Menggunakan Metode *Wavelet* dan *K-Nearest Neighbor (K-NN)* Pada Citra Digital. Universitas Telkom Fakultas Teknik Elektro.