

**IDENTIFIKASI POLA RUGAE PALATINA DENGAN MENGGUNAKAN METODE EKSTRAKSI
SINGULAR VALUE DECOMPOSITION, ADAPTIVE REGION GROWING APPROACH, DAN METODE
KLASIFIKASI SUPORT VECTOR MACHINE**

*IDENTIFICATION OF RUGAE PALATINE PATTERN USING SINGULAR VALUE DECOMPOSITION,
SINGULAR VALUE DECOMPOSITION AS EXTRACTION METHODS AND SUPPORT VECTOR MACHINE AS
CLASSIFICATION METHODS*

Edrea Cioksidy¹, Dr.Ir.Bambang Hidayat, IPM², Drg. H. Fahmi Oscandar, M.kes., Sp.RKG³

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

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

¹edreacioksidy2510@gmail.com, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id

ABSTRAK

Indonesia merupakan negara yang terletak dalam jalur *ring of fire*, sehingga Indonesia sangat rentan akan berbagai bencana alam seperti gempa bumi, dan gunung meletus yang menyebabkan banyak korban. Banyak korban yang ditemukan dalam keadaan tubuh yang sudah rusak. Hal ini mempersulit tim *forensic* untuk mengidentifikasi korban. Salah satu alternatif untuk mempermudah identifikasi korban adalah *rugae palatina*. Sidik *rugae palatina* memiliki morfologi yang unik bagi setiap individu. Selain itu posisi anatomi sidik *rugae palatina* berada di dalam rongga mulut yang dilindungi oleh rahang, bantalan lemak dan juga tengkorak, sehingga identifikasi individu dengan menggunakan sidik *rugae palatina* memiliki prospek yang menjanjikan. Identifikasi *rugae palatina* dalam penelitian ini di implementasikan metode ekstraksi ciri *Singular Value Decomposition* (SVD), *Adaptive Region Growing Approach* (ARGA) dan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Pada penelitian ini dibuat sebuah sistem untuk memudahkan identifikasi dan klasifikasi pola *rugae palatina* pada individu. Sistem tersebut memiliki performansi dengan tingkat akurasi 95,3% pada metode ekstraksi SVD dan tingkat akurasi 70,16% pada ekstraksi ARGA dengan menggunakan 400 sampel citra yang diuji dengan menggunakan validasi silang. Dengan adanya sistem ini dapat menjadi pembanding dalam identifikasi pola *rugae palatina* dengan menggunakan metode yang berbeda dan bermanfaat untuk dunia odotologi forensik dalam melakukan identifikasi pola *rugae palatina*.

Kata Kunci: *Forensic, rugae palatina, Singular Value Decomposition (SVD), Adaptive Region Growing Approach (ARGA), Support Vector Machine (SVM).*

ABSTRACT

Indonesia is located in a ring of fire, so Indonesia is very vulnerable to various natural disasters such as earthquakes, and volcanoes that cause many victims. Many victims are found in a state that has been damaged. This makes it difficult for the forensic team to identify victims. One alternative to facilitate the identification of victims is *rugae palatina*. The *rugae palatina* syringe has a unique morphology for each individual. In addition, the anatomic position of the *rugae palatine* rabbit is inside the oral cavity protected by the jaw, the fat pads and the skull, so the identification of individuals using *rugae palatina* has a promising prospect. Identification of *rugae palatine* in this research was implemented by extraction method of *Singular Value Decomposition* (SVD), *Adaptive Region Growing Approach* (ARGA) and *Support Vector Machine* (SVM) classification method. In this research, a system is made to facilitate identification and classification of *rugae palatina* pattern in individuals. The system has performance with 95.3% accuracy on SVD extraction method and 70.16% accuracy on ARGA extraction using 400 sample images tested by cross validation. Given this system can be a benchmark in the identification of *rugae palatina* patterns using different methods and useful for the forensic odotology world in identifying *rugae palatina* patterns.

Keywords : *Forensics, Rugae Palatina, Singular Value Decomposition (SVD), Adaptive Region Growing Approach (ARGA), Support Vector Machine (SVM).*

1. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Secara geografis dan geologi, Indonesia merupakan suatu negara yang rawan akan bencana alam, seperti letusan gunung berapi, tanah longsor, dan gempa bumi. Dalam beberapa kasus bencana alam, menimbulkan banyak korban jiwa sehingga diperlukan tim forensik untuk mengidentifikasi jenazah dari korban. Namun, pada kebanyakan korban bencana alam, tubuh korban ditemukan dalam kondisi rusak sehingga mempersulit proses identifikasi. Dengan ilmu pengetahuan dan teknologi yang semakin berkembang, diperlukan suatu metode baru untuk mengidentifikasi korban. Salah satu studi yang sedang berkembang adalah rugae palatina. Rugae palatina memiliki sifat yang stabil, dan unik pada individu setiap orang [1].

Dengan berdasarkan permasalahan di atas, penulis akan membuat suatu rancangan program pada aplikasi MATLAB untuk memproses foto identifikasi pola rugae palatina pada citra digital menggunakan metode *Singular Value Decomposition* (SVD) dan *Adaptive Region Growing Approach* (ARGA) untuk ekstraksi ciri dan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk tahap klasifikasi ciri. Perancangan sistem akan dibuat mulai dari pengambilan foto citra dari dua puluh (20) mahasiswa/I Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Padjajaran (FKG-UNPAD) dan kemudian diproses pada aplikasi MATLAB.

2. Teori Dasar

2.1. Rugae Palatina

Rugae palatina merupakan ridge yang melintang dari papila anterior median palatal raphe dari membran mukosa yang berbentuk irreguler dan asimetris yang meluas ke lateral. Dimana rugae bagian anterior lebih menonjol dibandingkan rugae pada bagian posterior [2].

2.2. Singular Value Decomposition (SVD)

Singular value decomposition (SVD) adalah suatu teknik dekomposisi dimana sebuah matriks yang berbentuk bujursangkar akan dikomposisikan dengan cara mengekspos struktur geometrinya menjadi 3 komponen matriks yaitu matriks singular kiri, matriks singular dan matriks vektor singular kanan

Dalam sudut pandang pengolahan citra, singular value decomposition dari suatu citra memiliki stabilitas yang baik, dimana ketika terjadi sedikit gangguan pada citra, singular value tidak berubah secara signifikan. Keuntungan lain adalah ukuran matriks dari metode SVD tidak tetap dan dapat berupa persegi. Kemudian singular value mengandung informasi properti persamaan linear citra.

2.3. Adaptive Region Growing Approach (ARGA)

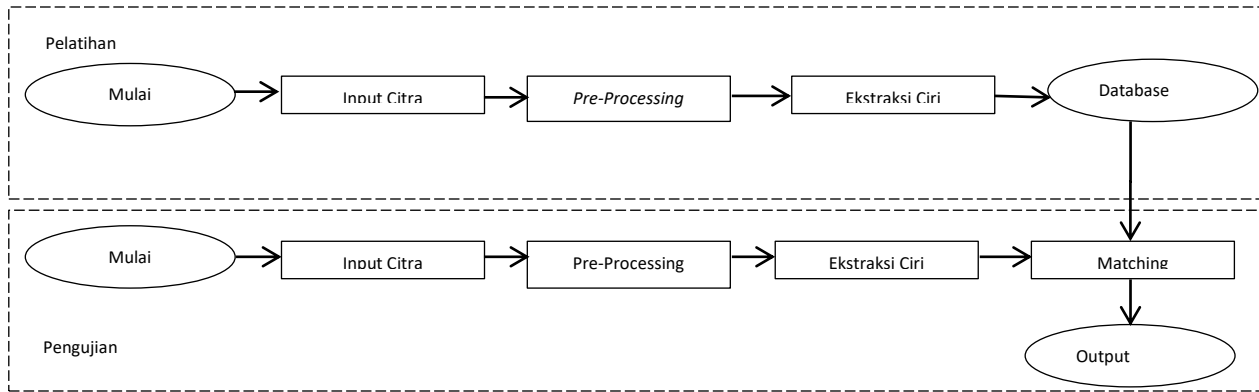
Adaptive region growing approach merupakan salah satu metode segmentasi citra. Sebuah citra dapat disegmentasi menjadi beberapa daerah sesuai dengan kriteria. Langkah pertama dalam adaptive region growing approach adalah memilih seed point dan kemudian memproses dengan mengevaluasi pixel tetangganya satu per satu. Jika piksel tetangga dari seed point tersebut memenuhi kriteria, maka akan dijadikan suatu region. Kriteria tersebut ditentukan berdasarkan warna, variasi, tekstur, bentuk, ukuran, dan intensitas nilai rata-rata. Penentuan suatu region dilakukan dengan menentukan nilai threshold. Penentuan nilai threshold dibutuhkan untuk menghasilkan segmentasi citra yang baik

2.4. Support Vector Machine (SVM)

SVM sering digunakan sebagai deteksi objek, pengenalan objek, pengenalan suara, pengenalan tulisan dan biometrik. Pada awalnya SVM digunakan untuk linear classifier, namun dengan semakin kompleksnya bentuk data maka SVM berkembang juga sebagai non linear classifier. Prinsip kerja dari metode SVM adalah mencari hyperplane pemisah antar class dan SVM mencari hyperplane terbaik pada input space.

3. Perancangan Sistem

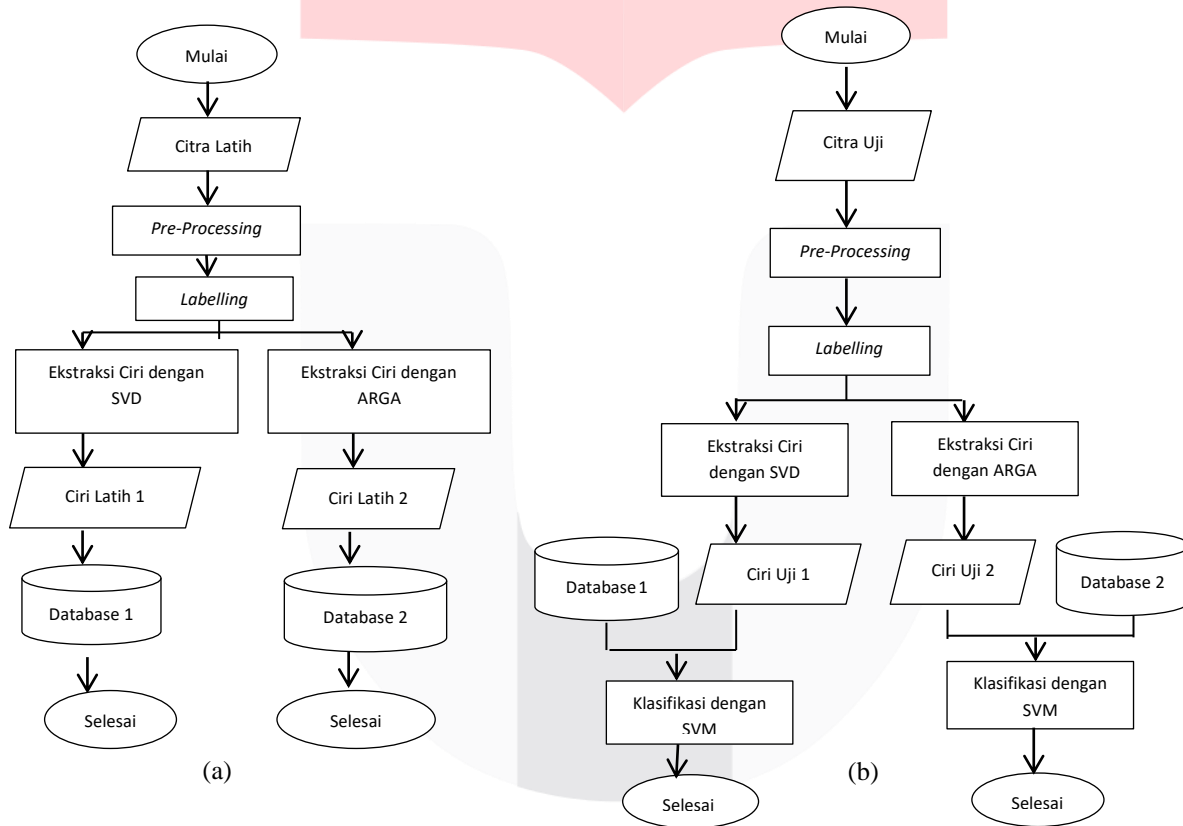
Secara umum, model dan sistem digambarkan dalam diagram blok yang dapat dilihat pada gambar 1



Gambar 1. Diagram Blok Perangkat Lunak

3.1. Diagram Alir Sistem

Pada penelitian ini, sistem perangkat lunak identifikasi individu berbasis rugae palatina yang dirancang terdiri dari dua proses, yaitu proses pelatihan dan proses pengujian



Gambar 2. Digaram Alir (a) Citra Latih (b) Citra Uji

Pada proses pelatihan, tahap pertama setelah melakukan input citra adalah tahap *pre-processing*. Pada tahap *pre-processing*, citra yang telah dimasukkan akan dilakukan *cropping* untuk mengambil bagian citra yang diperlukan, selain itu juga dilakukan penyeragaman ukuran citra, setelah melakukan tahap *cropping*, selanjutnya citra akan diubah menjadi *grayscale*. Tahap selanjutnya adalah melakukan *labelling* pada masing-masing sampel. Label yang diberikan kepada sample berupa angka, dimulai dari angka 1 hingga banyaknya sampel yang dibutuhkan. Selanjutnya, akan dilakukan ekstraksi ciri dengan metode *singular value decomposition* pada tiap individu dari sampelnya. Ekstraksi bertujuan untuk mendapatkan bentuk, susunan dan ukuran *rugae palatina* dari

setiap individu. Sampel yang telah diekstraksi selanjutnya akan dimaukkan ke dalam database yang akan digunakan untuk proses uji.

Pada proses pengujian, tahap yang dilakukan hampir sama dengan proses pelatihan. Setelah citra diekstraksi, akan dilakukan proses klasifikasi dengan metode *support vector machine* dan *radial basis function*. Klasifikasi ini bertujuan untuk mencocokkan hasil ekstraksi pada proses uji dengan data latih yang telah disimpan pada database. Pemilihan data latih dan data uji dilakukan dengan menggunakan validasi silang.

4. Pengujian Sistem

Pada pengujian sistem, digunakan 400 citra *rugae*. Setiap citra akan diuji dengan menggunakan validasi silang. 400 citra akan dibagi ke dalam 20 kelas, dimana setiap kelas merupakan representasi dari individu. Pada pengujian ini akurasi OAA yang menjadi refrensi dalam pemilihan parameter, hal ini dikarenakan pada OAO terdapat banyak algoritma perbandingan sehingga hasil eror pada OAO lebih tinggi.

4.1. Skenario Pengujian Pertama

Pada pengujian skenario pertama, dilakukan perbandingan hasil akurasi yang didapatkan dengan membandingkan ukuran *resize*. Ukuran citra yang digunakan dalam skenario ini adalah citra yang berukuran 512x512. Variabel *resize* yang digunakan antara lain 10%, 50%, dan 100% Variabel yang digunakan dalam skenario ini antara lain parameter LBP (jenis histogram ri, radius piksel = 3), C = 100 (SVM), N = 100 (SVD), Nilai K=2.

Ukuran Resize	Jumlah Data Uji	OAA				OAO			
		K=1		K=2		K=1		K=2	
		Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)
0.25	200	89	44.5	90	45	88	44	75	37.5
0.5	200	114	57	110	55	102	51	84	42
0.75	200	75	37.5	81	40.5	117	58.5	90	45
1	200	158	79	132	66	124	62	91	45.5

Tabel 1. Hasil Akurasi (Ekstraksi SVD) dari Skenario Ukuran Resize

Dari tabel 1 dapat dilihat ukuran *resize* yang paling baik adalah pada saat ukuran *resize* 25% baik pada K = 1 maupun K = 2, yaitu menghasilkan akurasi OAA (K = 1) sebesar 87%, akurasi OAA (K = 2) sebesar 92% dan akurasi OAO (K = 1) sebesar 13.5%, akurasi OAO (K = 2) sebesar 21.5%

Ukuran Resize	Jumlah Data Uji	OAA				OAO			
		K=1		K=2		K=1		K=2	
		Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)	Jumlah Data Benar	Akurasi (%)
0.25	200	89	44.5	90	45	88	44	75	37.5
0.5	200	114	57	110	55	102	51	84	42
0.75	200	75	37.5	81	40.5	117	58.5	90	45
1	200	158	79	132	66	124	62	91	45.5

Tabel 2. Hasil Akurasi (Ekstraksi SVD) dari Skenario Ukuran Resize

			Benar						Benar	
1	u2	200	160	80	160	80	13	6.5	13	6.5
1	ri	200	150	75	150	75	18	9	18	9
1	riu2	200	37	18.5	37	18.5	17	8.5	17	8.5
2	u2	200	151	75.5	151	75.5	19	9.5	19	9.5
2	ri	200	95	47.5	95	47.5	10	5	10	5
2	riu2	200	62	31	62	31	20	10	20	10
3	u2	200	130	65	130	65	15	7.5	15	7.5
3	ri	200	155	77.5	155	77.5	10	5	10	5
3	riu2	200	46	23	46	23	15	7.5	15	7.5

Tabel 4. Hasil Akurasi (Ekstraksi ARG A) dari Skenario Perubahan Nilai K

Dari tabel 4 dapat dilihat bahwa parameter LBP (ekstraksi ARG P) yang menghasilkan akurasi tertinggi yaitu pada saat radius piksel bernilai 1, dan jenis histogram yang digunakan adalah u2 dengan akurasi OAA (K = 1) sebesar 80%, akurasi OAA (K = 2) sebesar 80% dan akurasi OAO (K = 1) sebesar 6.5%, akurasi OAO (K = 2) sebesar 6.5%

Dari pengujian skenario kedua dapat disimpulkan bahwa parameter LBP pada kedua jenis metode ekstraksi baik SVD maupun ARG A, akurasi terbaik didapatkan pada saat radius piksel bernilai 1, dan jenis histogram yang digunakan adalah u2. Hal ini disebabkan karena semakin kecil nilai radius piksel, maka akan semakin banyak nilai pada matriks baru yang akan terbentuk yang akan diubah menjadi suatu histogram untuk mendapatkan fitur vektor yang diinginkan yaitu vektor dari pola *rugae palatine*

4.3. Skenario Pengujian Ketiga

Pada pengujian skenario ketiga, dilakukan perbandingan hasil akurasi yang didapatkan dengan membandingkan nilai k pada validasi silang. Nilai k yang digunakan pada pengujian skenario ini yaitu 2,4,5,10. Variabel yang digunakan dalam skenario ini antara lain parameter LBP (jenis histogram ri, radius piksel = 3), C = 100 (SVM), N = 100 (SVD), ukuran resize = 25%.

K	Jumlah Data Uji	Rata-rata OAA	Rata-rata OAO
2	200	95	5
4	300	92	6
5	320	91.25	5
10	360	80	5

Tabel 5. Hasil Akurasi Rata-Rata (Ekstraksi SVD) dari Skenario Perbandingan Nilai K

Dari tabel 5 dapat dilihat bahwa nilai k = 2 menghasilkan akurasi paling baik untuk sistem dengan akurasi OAA sebesar 95%, dan akurasi OAO sebesar 5%

K-Fold	Jumlah Data Uji	Rata-rata OAA	Rata-rata OAO
2	200	77.5	5
4	300	68	5
5	320	63.75	5
10	360	57.5	5

Tabel 6. Hasil Akurasi Rata-Rata (Ekstraksi ARG A) dari Skenario Perbandingan Nilai K

Dari tabel 4.10 dan gambar 4.4 dapat terlihat bahwa nilai $k = 2$ menghasilkan akurasi tertinggi dengan akurasi OAA sebesar 77.5%

Dari pengujian skenario ketiga dapat disimpulkan bahwa nilai $k = 2$ menghasilkan akurasi tertinggi baik pada metode ekstraksi ARGP, maupun pada metode ekstraksi ARGP. Nilai $K=2$ memiliki hasil akurasi 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.

5. Kesimpulan

Kesimpulan yang didapat dari penelitian ini adalah :

1. Sistem yang telah dirancang mampu untuk mendeteksi pola rugae palatina pada setiap individu
2. Metode ekstraksi *Singular Value Decomposition*, *Adaptive Region Growing Approach*, dan metode klasifikasi *Support Vector Machine* dapat digunakan untuk merancang sistem untuk mendeteksi pola rugae palatine
3. Akurasi yang diperoleh dari sistem dengan menggunakan metode ekstraksi *Singular Value Decomposition* sebesar 95.3%, dan akurasi sebesar 78,83% dengan menggunakan metode ekstraksi *Adaptive Region Growing Approach*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Herve. 2007. Singular Value Decomposition (SVD) and Generalized Singular Value Decomposition (GSVD): Encyclopedia of Measurement and Statistic.
- [2] Christianti, Nello; Taylor, John Shawe. 2000. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods. London : Royal Holloway, University of London
- [3] Chang, Y.-L., & Li, X. (1994, November). Adaptive Image Region-Growing. IEEE Transaction on Image Processing, 3(6), 868-872. doi:1057-7149/94\$04.00
- [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] Shetty, Mahabalest; K, Premalatha. 2011. Study of Palatal Rugae Among The Student Population in Mangalore. J Indian Acad Forensic Med. Vol.:30. No.:2