

**IMPLEMENTASI IDENTIFIKASI POLA RUGAE PALATINA MENGGUNAKAN METODE
DISCRETE COSINE TRANSFORM (DCT) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE PADA
ANDROID**

**IMPLEMENTATION IDENTIFICATION OF RUGAE PALATINE PATTERNS USING
DISCRETE COSINE TRANSFORM (DCT) AND SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) IN
ANDROID**

Maya Sari Samosir¹, Dr.Ir.Bambang Hidayat, IPM², drg. Ayu Trisna Hayati, Sp.KG³

^{1,2,3} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
Jln. Telekomunikasi No. 1 Terusan Buah Batu Bandung 40257 Indonesia
[1mayasarisamosir1@gmail.com](mailto:mayasarisamosir1@gmail.com), [2bhidayat@telkomuniversity.ac.id](mailto:bhidayat@telkomuniversity.ac.id)

ABSTRAK

Ilmu forensik memiliki peran penting dalam identifikasi korban bencana alam, tindakan kriminal, penelitian korban yang sudah membusuk atau korban kebakaran. Namun seringkali kondisi bukti fisik yang sudah tidak layak mengakibatkan sulit untuk pengidentifikasian. Analisis gigi dan komponen lain dalam rongga mulut membantu untuk proses identifikasi yang signifikan. *Rugae palatina* merupakan salah satu yang dapat membantu proses identifikasi karena pola yang individualistis.

Dalam tugas akhir ini penulis membahas mengenai cara identifikasi pola *rugae palatina* menggunakan metode *Discrete Cosine Transform (DCT)* dan klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)*. Data yang digunakan merupakan hasil pencetakan rahang atas yang kemudian diubah dalam bentuk citra digital.

Pada penelitian ini dilakukan pengujian 37 citra *rugae palatina*, dengan panduan klasifikasi Martin dos Santos dengan jumlah kelas sebanyak 10, yaitu pola *angle*, *bifurcated*, *circle*, *curved*, *interrupt*, *line*, *sinous*, dan *trifurcated*. Sehingga didapatkan akurasi terbesar 94,27 % dengan parameter orde satu yaitu *varian*, *standard deviasi* dan *entropy* dan klasifikasi yang digunakan adalah SVM dengan jenis klasifikasi OAO.

Kata kunci : *Discrete Cosine Transform, rugae palatina, Support Vector Machine*

ABSTRACT

Forensic Odontology has played a key role in identification of persons in mass disasters, in crime, investigations, in ethnic studies, in identification of decomposed and disfigured bodies, fire victims and victims of motor vehicle accidents. But often the condition of physical evidence hardly worth making difficulties identified

Therefore, this research is done with 52 images rugae patterns, The performance of the system over using 37 samples training images and 15 test image. This research do analysis using the methods of Discrete Cosine Transform (DCT), and for the classification method using Support Vector Machine (SVM). So we get the best of accuracy is 73.40% to get the patterns of rugae palatine The final result of this research is to get a system for identification pattern of rugae palatine.

Keywords: Discrete Cosine Transform, rugae palatine, Support Vector Machine

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang Masalah

Pemanfaatan *rugae palatina* sebagai salah satu identifikasi menunjukkan prospek yang menjanjikan karena morfologi yang unik pada tiap individu. Posisi *rugae palatina* berada di dalam rongga mulut yang dilindungi oleh bibir, pipi, lidah, gigi dan tulang tengkorak kepala. Disamping itu bentuk, tata letak, dan karakteristik dari *rugae palatina* tetap stabil dan tidak mengalami dekomposisi hingga 7 hari kematian. 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*. Dalam penelitian ini membahas dan membuat suatu rancangan sistem pada aplikasi matlab dan android untuk memproses foto dari cetakan rahang atas sehingga dapat dilakukan proses identifikasi.

2. Dasar Teori

2.1 Rugae Palatina

Rugae palatina juga disebut dengan *plica palatina transversa* adalah tonjolan pada bagian anterior dari mukosa palatum, terdapat di tiap sisi dari *raphae palatina* median dan dibawah *papila insivus* [1]. *Rugae palatina* memiliki morfologi yang individualistik. Bahkan pada individu yang kembar juga tidak didapati pola *rugae* yang sama [13]. Bentuk, panjang lebar serta jumlah dan juga orientasi *rugae palatina* setiap individu sangatlah berbeda. *Rugae palatina* di bagian anterior umumnya lebih menonjol daripada bagian posterior dan tidak pernah melintasi *median raphe* [14]. Identifikasi dari pola *palatina* didasarkan pada pengklasifikasiannya. Pengklasifikasi pola *rugae palatina* yang dapat dipelajari meliputi jumlah, panjang, lokasi dan bentuknya. Sejumlah klasifikasi *rugae palatina* telah dikembangkan, mulai dari yang sederhana hingga kompleks. Klasifikasi yang terdapat pada *rugae palatina* adalah klasifikasi Martin dos Santos, klasifikasi *Careea, trobo, basauri, thomas CF* dan *kotze TFW*.

2.2 Discrete Cosine Transform (DCT)

Discrete Cosine Transform merupakan sebuah teknik yang digunakan untuk merubah sinyal menjadi komponen frekuensi. Metode DCT digunakan untuk ekstraksi ciri, yaitu proses pengambilan ciri dari sebuah citra yang bisa berupa simbolik, numerik atau keduanya. Ciri (*feature*) adalah segala ukuran yang dapat dipecah yang diambil dari pola masukan yang akan digolongkan. Untuk pengambilan ciri-ciri diperlukan pengolahan gambar terlebih dahulu yaitu citra diubah ke level *grayscale*. Proses ini merubah level obyek citra level RGB menjadi obyek citra yang hanya terdiri dari warna hitam dan putih sehingga memudahkan dalam pengambilan ciri [7]. Formula umum yang digunakan untuk DCT pada data 2 dimensi (citra NxM) ditunjukkan oleh persamaan berikut :

$$F(u, v) = \left(\frac{2}{N}\right)^{\frac{1}{2}} \left(\frac{2}{M}\right)^{\frac{1}{2}} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} f(i, j) \cos\left(\frac{(2i+1)u\pi}{N}\right) \cos\left(\frac{(2j+1)v\pi}{M}\right) \quad (2.1)$$

Operasi dasar dari DCT adalah sebagai berikut:

1. Input gambar N dengan M;
2. $f(i, j)$ adalah intensitas piksel dalam baris i dan kolom j;
3. $F(u, v)$ adalah koefisien DCT berturut-turut k1 dan k2 kolom dari matriks DCT.
4. Kompresi dicapai karena nilai-nilai di kanan-bawah mewakili frekuensi yang lebih tinggi, dan sering kecil - cukup kecil untuk diabaikan dengan distorsi yang terlihat sedikit.
5. 8 bit piksel memiliki tingkat dari 0 sampai 255.

2.3 Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah sebuah metode *learning machine* yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization (SRM)* dengan tujuan menemukan hyperplane terbaik [7] dan merupakan *linear classifier*, tetapi SVM juga dapat digunakan di dalam permasalahan *non-linear* dengan menggunakan konsep *kernel trick* pada ruang vector berdimensi tinggi. SVM sendiri banyak digunakan karena memiliki kemampuan yang handal dalam hal generalisasi. Selain itu juga karena SVM dapat menemukan solusi yang bersifat *global optimal*, yaitu SVM selalu mencapai solusi yang sama untuk

setiap kali dilakukannya percobaan [8]. SVM menggunakan konsep *margin* yang didefinisikan sebagai jarak terdekat antara DB dengan sembarang data training, dengan memaksimalkan *margin*, maka akan didapat suatu DB tertentu. Pada dasarnya, SVM merupakan metode yang digunakan untuk klasifikasi dua kelas (*binary classification*). Pada perkembangannya, beberapa metode diusulkan agar SVM bias digunakan untuk klasifikasi *multi-class* dengan cara mengombinasikan beberapa *binary classifier*.

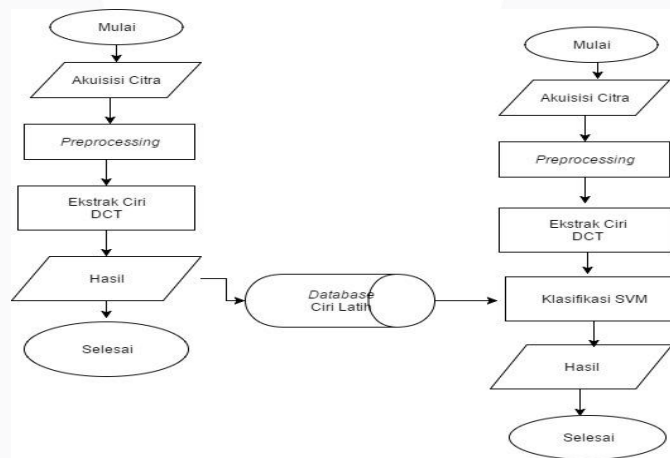
2.4 Perancangan Sistem

Dalam perancangan dan pengimplementasiannya, sistem ini menjelaskan gambaran umum terkait tahapan sistem yang akan diteliti lebih lanjut. Berikut merupakan alur gambaran umum sistem :



Gambar 1 Diagram Alir Sistem

Pada tahap latih dilakukan *input* citra *rugae palatina* yang telah melalui tahap *pre-processing* kedalam folder sesuai dengan kelas masing-masing *rugae* yang telah ditentukan. Tahap selanjutnya adalah proses ekstrak ciri. Dalam tahap ini, *database* akan diproses dengan menggunakan *discrete cosine transform* (DCT) sehingga diperoleh beberapa fitur data latih yang dijadikan *database* untuk proses klasifikasi saat proses pengujian. Proses tahap pengujian digunakan untuk menguji citra uji sehingga dapat diklasifikasikan oleh sistem yang telah dibuat. Pada tahap pengujian, terdiri dari *preprocessing* terhadap data uji citra yang dimasukkan, hasil dari *preprocessing* dilakukan ekstrak ciri sehingga didapatkan vektor ciri. Hasil ekstrak ciri akan diklasifikasikan menggunakan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Untuk memperoleh data latih dan data uji dapat digambarkan pada *flow chart*



Gambar 2 Diagram alir Data Latih dan Data Uji

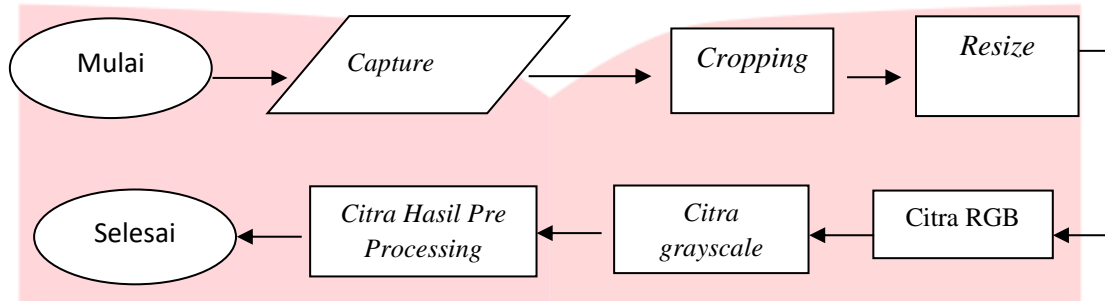
2.5 Akuisisi Citra

Akuisisi citra adalah tahap awal untuk mendapatkan citra digital. Tujuan dari proses akuisisi adalah tahap untuk mengambil dan pengumpulan data dari suatu objek peneliti. Dalam penelitian ini objek yang diambil adalah cetakan rahang atas pada setiap pola *rugae palatina*. Setelah pengambilan data cetakan, langkah selanjutnya adalah memberi label atau garis pada tepi pola *rugae palatina*, langkah selanjutnya mengambil foto dalam format *.jpg. Untuk membantu proses identifikasi, hasil citra digital dipotong secara manual dengan memilih gambar pola *palatinanya*.

2.6 Pre – processing

Pre-processing adalah proses awal yang dilakukan setelah mendapatkan perangkat mendapatkan data citra masukan. Di dalam *pre-proceesing* ada beberapa tahapan yang dilakukan, yaitu dimulai dengan

capture image, cropping, rezise, dan konversi citra ke dalam citra grayscale. Adapun serangkaian proses yang dikerjakan selama tahap *pre-processing* dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 3 Blok Diagram Pre-processing

Pada tahap pelatihan, proses pertama yang akan dilakukan adalah proses *preprocessing* terhadap citra latih yang dimasukkan, kemudian metode DCT akan digunakan untuk memperoleh beberapa fitur dari data latih yang akan dijadikan *database* untuk keperluan klasifikasi pada proses pengujian. Sedangkan pada tahapan pengujian digunakan untuk menguji data citra uji sehingga dapat diklasifikasin oleh sistem. Ciri latih yang diperoleh dari tahap pelatihan akan digunakan sebagai masukan pada tahap klafisikasi, kemudian dari hasil klasifikasi ini akan dibuat sebuah keputusan yang mengenai pola *rugae palatina* serta pemilik dari *rugae palatina* tersebut

3. Pembahasan

3.1 Hasil Analisis Pengujian Sistem

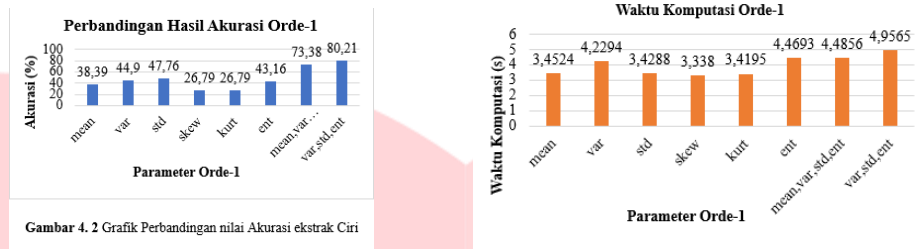
Pengujian sistem dilakukan berdasarkan mengubah parameter ekstraksi ciri dan parameter klasifikasi untuk mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik selama pemrograman sistem. Pada bagian ini akan dibandingkan pengaruh perubahan parameter ekstraksi ciri dan klasifikasi terhadap akurasi dan waktu komputasi yang diperoleh.

3.3.1 Hasil Pengujian Skenario 1

Pengujian skenario pertama adalah dengan membandingkan parameter ekstrak ciri pada citra *rugae palatina* dengan parameter pengujian ekstraksi ciri orde-1, yaitu *Mean, Variance, Standar deviasi, Kurtosis, dan entropy*. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter blok DCT sebesar 256 dengan data pelatihan SVM *Ones Against One* dan kernel sebesar 6. Dengan mengubah parameter pengambilan citra *rugae palatina* diperoleh hasil pada Tabel 1 :

Tabel 1 Perbandingan akurasi dan waktu komputasi berdasarkan parameter ekstraksi ciri

NO	Parameter	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
1	Mean	38,39	3,4524
2	Varian	44,90	4,2294
3	Standar Deviasi	47,76	3,4288
4	Skewness	26,79	3,3380
5	Kurtosis	26,79	3,4195
6	Entropy	43,16	4,4693
7	Mean, Var, Std, dan entropy	73,38	4,4856
8	Var, Std, dan entropy	80,21	4,9565



Gambar 4. 2 Grafik Perbandingan nilai Akurasi ekstrak Ciri

Gambar 5 Grafik Perbandingan nilai Akurasi dan waktu komputasi ekstraksi Ciri pada skenario pertama

Pada gambar 5 diperoleh nilai akurasi untuk masing-masing parameter yang digunakan, dan nilai akurasi yang optimal sebesar 80,21 % dimana parameter yang digunakan adalah *varian*, *standar deviasi* dan *entropy*. Sedangkan akurasi terkecil diperoleh sebesar 26,79 % dengan parameter yang digunakan adalah *kurtosis* dan *skewness*. Waktu komputasi untuk masing-masing parameter. Waktu komputasi terlama diperoleh sebesar 4,9565 detik dengan parameter yang digunakan adalah *varian*, standar deviasi dan *entropy*, sedangkan waktu komputasi tercepat didapatkan pada parameter *mean* dengan waktu komputasi sebesar 3,3380 detik. Waktu komputasi lebih lama disebabkan karena pada saat dilakukan kombinasi parameter ekstraksi ciri data diproses lebih banyak dan bervariasi dibandingkan menggunakan parameter satu saja. Hasil pengujian pada skenario pertama ini diperoleh akurasi tertinggi sebesar 80,21 % dan waktu komputasi 4,9565 detik.

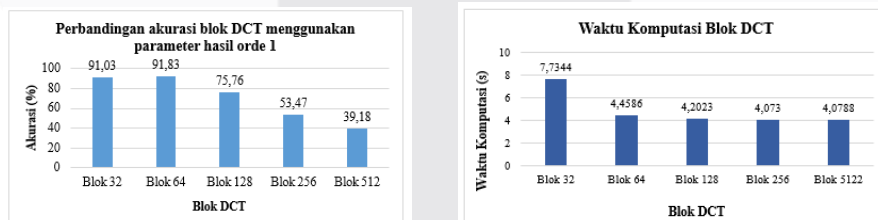
3.3.2 Hasil Pengujian Skenario 2

Pada pengujian skenario kedua merupakan pengujian yang dilakukan dengan membandingkan blok DCT pada citra *rugae palatina*. Pada skenario kedua ini menggunakan parameter ekstraksi ciri dari hasil skenario pertama yaitu menggunakan kombinasi antara parameter *variance*, *entropy* dan standar deviasi. Parameter blok yang digunakan adalah 32, 64, 128, 256 dan 512 dengan klasifikasi OAO dan kernel yang digunakan adalah 6.

Tabel 2 Perbandingan Blok DCT menggunakan parameter orde-1

Blok DCT	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
32	91,03	7,7344
64	91,83	4,4586
128	75,76	4,2023
256	53,47	4,073
512	39,18	4,0788

Dari hasil pengujian diperoleh pada gambar 6 akurasi maksimal pada pengujian blok DCT adalah pada blok 64 dengan akurasi sebesar 91,83 % dengan waktu komputasi sebesar 4,4586 detik. Untuk tahap pengujian skenario selanjutnya menggunakan blok DCT dengan akurasi tertinggi yaitu pada blok 64.



Gambar 6 Grafik Perbandingan Blok DCT pada system

3.3.3 Hasil Pengujian Skenario 3

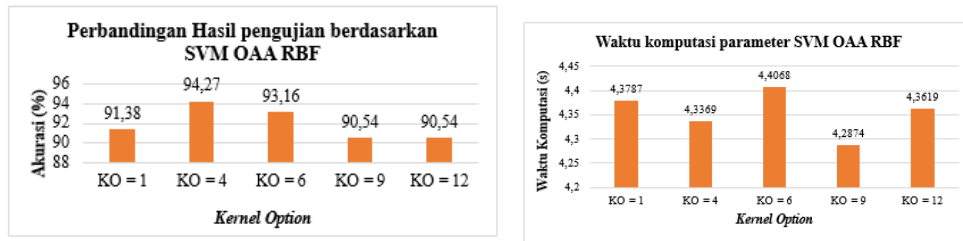
Pada pengujian skenario ketiga yang dilakukan adalah menguji akurasi dari parameter *support Vector Machine* dengan *multiclass One Againsts One* dan *One Againsts All* dengan nilai C yang sama, *Kernel Option* yang berbeda, jenis kernel yang berbeda dan nilai lambda yang berbeda pada setiap *multiclass*. Pada skenario ini, hasil dari skenario pertama dan kedua digunakan kembali dengan menggunakan parameter, *variance*, *entropy*, dan standar deviasi dengan blok DCT sebesar 64.

3.3.3.1 Support Vector Machine – One Againsts All-RBF

Pada pengujian ini menguji akurasi dari parameter *support vector machine One againsts All* dengan kernel RBF, lambda $1e^{-7}$, *kernel option* yang berbeda dan hasil pengujian ditunjukkan pada tabel 4.3 dibawah ini.

Tabel 3 Hasil pengujian SVM OAA RBF

RBF Lambda 1e-7					
Parameter	KO = 1	KO = 4	KO = 6	KO = 9	KO = 12
Akurasi (%)	91,38	94,27	93,16	90,54	90,54
Waktu komputasi (s)	4,3787	4,3369	4,4068	4,2874	4,3619



Gambar 7 Grafik Hasil Pengujian parameter Klasifikasi SVM OAA RBF

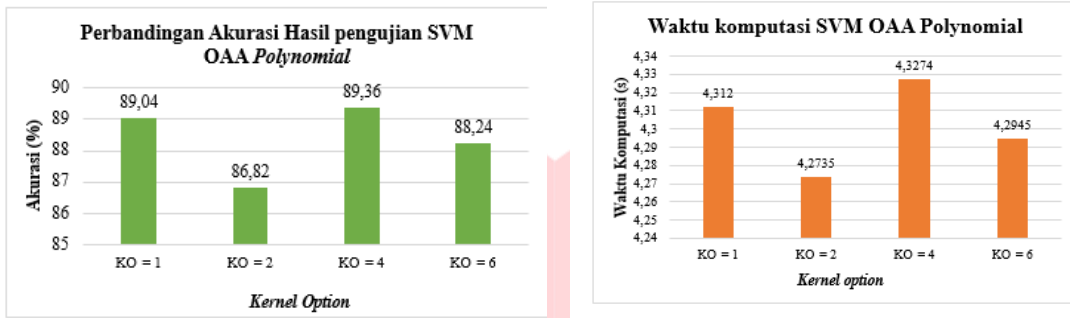
Dari hasil pengujian yang diperoleh pada gambar 4.7 akurasi maksimal diperoleh ketika *kernel option* nya sebesar 4 dengan nilai akurasi sebesar 94,27 % dengan waktu komputasi yaitu 4,3369 detik, sedangkan akurasi terkecil diperoleh ketika *kernel option* nya 12 dengan waktu komputasi sebesar 4,3619 detik. Berdasarkan pengujian yang dilakukan dengan perbandingan jumlah *kernel option* yang digunakan maka dapat disimpulkan bahwa nilai akurasi pada *kernel option* mengalami kenaikan yang tidak linear.

3.3.3.2 Support Vector Machine – One Againsts All-POLY

Pengujian ini menggunakan parameter *support vector machine One againsts All* dengan kernel *polynomial*, lambda $1e^{-2}$, *kernel option* yang berbeda dan hasil pengujian ditunjukkan pada tabel 4.4 dibawah ini.

Tabel 4 Hasil nilai pengujian SVM OAA RBF

RBF Lambda 1e-2				
Parameter	KO = 1	KO = 2	KO = 4	KO = 6
Akurasi (%)	89,04	86,82	89,36	88,24
Waktu komputasi (s)	4,312	4,2735	4,3274	4,2945



Gambar 1 Grafik pengujian parameter SVM OAA Polynomial

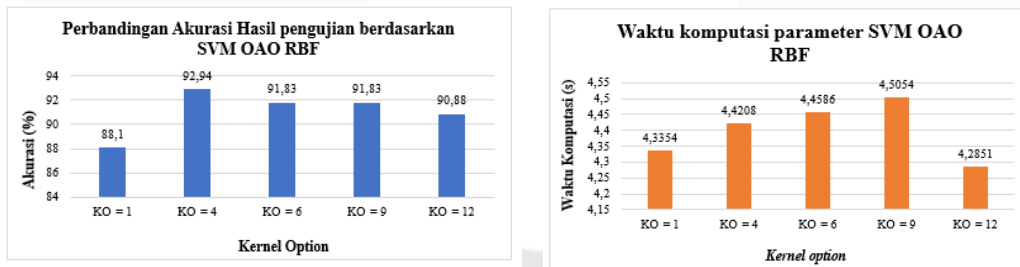
Dari hasil pengujian skenario yang diperoleh pada gambar 8 akurasi maksimal diperoleh ketika pengujian parameter dengan *kernel option* pada saat 4 dengan nilai akurasi sebesar 89,36 % dan waktu komputasi sebesar 4,3274 detik. Akurasi terkecil diperoleh sebesar 86,82 % dan waktu komputasi sebesar 4,2735 detik dengan pengujian parameter *kernel option* sebesar 2.

3.3.3.3 Support Vector Machine – One Againsts One-RBF

Pengujian ini menggunakan parameter *support vector machine One againsts One* dengan kernel RBF ,lambda $1e^{-7}$, *kernel option* yang berbeda dan hasil pengujian ditunjukkan pada tabel 4.4 dibawah ini.

Tabel 6 Hasil nilai pengujian parameter SVM OAO polynomial

RBF Lambda $1e^{-7}$					
Parameter	KO = 1	KO = 4	KO = 6	KO = 9	KO = 12
Akurasi (%)	88,1	92,94	91,83	91,83	90,88
Waktu komputasi (s)	4,3354	4,4208	4,4586	4,5054	4,2851

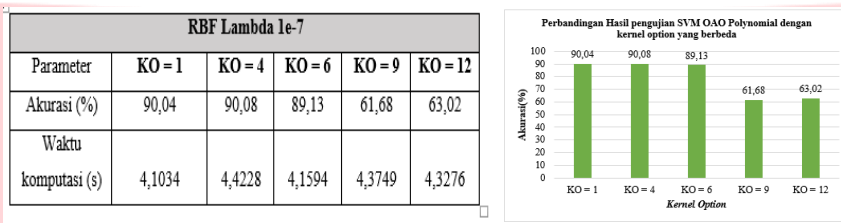


Gambar 9 pengujian Akurasi SVM OAO RBF

Dari hasil pengujian SVM OAO *multiclass* RBF ini diperoleh pada gambar 4.10 dan pada gambar 4.11 dengan nilai akurasi terbesar sebesar 92,94 % dan waktu komputasi 4,4208 detik. Pengujian hasil akurasi terbesar ini menggunakan parameter *kernel option* 4, sedangkan nilai akurasi terkecil diperoleh ketika pengujian parameter *kernel option* 1 dengan nilai akurasi sebesar 88,10 % dan waktu komputasi terlama sebesar 4,3354 detik.

3.3.3.4 Support Vector Machine – One Againsts one-Polynomial

Tabel 7 Hasil nilai pengujian parameter SVM OAO polynomial



Hasil pengujian diatas diperoleh hasil pengujian nilai akurasi terbesar dengan nilai akurasi sebesar 90,08 % dan waktu komputasi sebesar 4,4228 detik. Hasil nilai akurasi terbesar ini menggunakan parameter *kernel option* 4 Sedangkan akurasi terkecil diperoleh ketika parameter *kernel option* 9 dengan nilai akurasi sebesar 61,68 % dan waktu komputasi sebesar 4,3749 detik.

5.1 Kesimpulan

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

1. Dalam merancang dan merealisasikan sistem beberapa parameter yang mempengaruhi sistem adalah pada proses *preprocessing*, ekstraksi ciri, proses *training* dan proses *testing*. Sistem ini secara umum dapat mengidentifikasi pola *rugae palatina* melalui pengolahan citra digital dengan metode *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan *Support Vector Machine* (SVM).
2. Akurasi sistem yang lebih optimal di dapatkan pada saat ekstraksi ciri *variance*, *entropy* dan standar deviasi dikombinasikan, dengan akurasi 91,83 % dengan klasifikasi SVM OAO dan waktu komputasi tercepat yaitu 4,4586 detik, sedangkan untuk klasifikasi SVM diperoleh akurasi tertinggi sebesar 94,27 % dan waktu komputasi sebesar 4,3369 detik dengan *multiclass One-Againts-All*, dan kernel option sebesar 4.
3. Hasil pada android adalah pola *rugae* yang sudah terdeteksi dengan penamaan pola berdasarkan klasifikasi Martin dos Santos, jumlah masing-masing pola yang terdeteksi dan jumlah keseluruhan pola yang ada pada suatu citra *rugae* yang diuji.
4. Terdapat beberapa pola langka yang hanya ditemukan kurang dari 3 buah tiap pola dari pola yang digunakan dengan menggunakan klasifikasi Martin Dos Santos, seperti pola *Circle*, pola *Interrupt*, dan pola *Trifurcated*.
5. Adanya bentuk pola yang sulit diidentifikasi dikarenakan bentuk pola yang mirip ke dalam lebih dari satu jenis pola, seperti pola line dengan pola *curve*, *angle* dan *sinous*, sehingga membuat akurasi menjadi kurang bagus.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Preetindeer, K;Shivani;Simarpeet,dkk. 2015. Comparison Of Palatal Rugae Pattern Between Dentate And Edentate Punjabi Population.International Journal In Physical & Applied Sciences.31-32
- [2] James Sanger Ronen Feldman. 2007. The Text Mining Handbook, New York: Cambridge University Press.
- [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] Wirasuta, I.M.A.G. tt. Pengantar Menuju Ilmu Forensik. Bukit Jimbaran : Lembaga Forensik Sains dan Kriminologi, Universitas Udayana [5] Chairani, S.; A. Elza. 2008. Pemanfaatan Rugae Palatal untuk Identifikasi Forensik. Indonesian Journal of Dentistry, 15(2):261-269.
- [6] Caldas, I. M.; M. Teresa; A. Americo. 2006. Establishing Identity Using Cheiloscopy and Palatoscopy. Journal of Forensic Science International, 165(2007):1-9.
- [7] Pretty, I.A; D, Sweet. 2007. A look at Forensic Dentistry – Part 1: The Role of Teeth in The Determination of Human Identity. Br Dent J; 190: 359-66.