

**IDENTIFIKASI POLA SIDIK BIBIR PADA PRIA DAN WANITA MENGGUNAKAN  
METODE *WATERSHED* DAN KLASIFIKASI *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)  
SEBAGAI APLIKASI BIDANG FORENSIK**

***IDENTIFICATION OF LIP PRINT PATTERN ON MEN AND WOMEN USING WATERSHED  
CLASSIFICATION SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) FOR FORENSIC APPLICATION***

**Indah Restyana<sup>1</sup>, Dr.Ir.Bambang Hidayat, DEA<sup>2</sup>, drg. Ayu Trisna Hayati, Sp. KG<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup> Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

Jln. Telekomunikasi No. 1 Terusan Buah Batu Bandung 40257 Indonesia

<sup>1</sup>restyanaindah@gmail.com, <sup>2</sup>bhidayat@telkomuniversity.ac.id

---

**ABSTRAK**

Forensik merupakan bidang ilmu pengetahuan yang digunakan untuk membantu proses identifikasi individu maupun kepentingan penegakan hukum. Banyak cara dalam mengidentifikasi individu, namun seringkali karena kondisi fisik individu yang sudah tidak utuh, maka dilakukan pengidentifikasian. Ilmu kedokteran gigi forensik secara sederhana dapat menentukan identitas seseorang berdasarkan pemeriksaan odontologi, rugae palatina, dan sidik bibir. Sidik bibir memiliki karakteristik khas sama halnya dengan perbandingan sidik jari.

Tugas Akhir ini dibuat bertujuan untuk memudahkan identifikasi dan klasifikasi sidik bibir pada pria dan wanita. Metode yang digunakan untuk ekstraksi ciri adalah *Watershed* dan metode yang digunakan untuk klasifikasi adalah *Support Vector Machine* (SVM). Hasil performansi sistem menggunakan metode tersebut telah dianalisis.

**Kata kunci:** Sidik bibir, *Watershed*, *Support Vector Machine*

---

**ABSTRACT**

*Forensic science is a field that is used to assist in the identification of individuals and the interests of law enforcement. Many ways to identify an individual, but often because of the physical condition of an individual who is not intact, then do the identification. Forensic dentistry simply can determine a person's identity based on examination of odontology, palatine rugae, finger and lip. Slip print pattern have distinctive characteristics as well as the comparison of fingerprints.*

*This final project was made aiming to facilitate the identification and classification of lip prints in men and women. The method used for extraction of characteristics is Watershed and the methods used for classification is Support Vector Machine (SVM). Results of system performance using these methods have been analyzed.*

**Keywords:** Lip print pattern, *Watershed*, *Support Vector Machine*

---

**1. Pendahuluan**

**1.1 Latar Belakang Masalah**

Odontologi forensik merupakan salah satu cabang dari ilmu forensik yang sangat menarik dan masih jarang diselidiki. R. Fischer adalah antropologis pertama yang mendeskripsikan alur pada bibir manusia [1]. Alur pada mukosa labial (*sulci labiurum*) membentuk pola khas yang membentuk sidik bibir.

Beberapa penelitian melaporkan bahwa sidik bibir bersifat permanen dan tidak berubah selama hidup seseorang[2].

Berdasarkan latar belakang di atas, penulis bermaksud untuk membuat suatu rancangan program pada aplikasi MATrix LABoratory (MATLAB) untuk memproses foto sidik bibir pada jenis kelamin pria dan wanita. Dalam hal ini, image processing dapat membantu dalam mempercepat proses identifikasi pola sidik bibir. Dengan menggunakan metode *Watershed*, foto sidik bibir dapat diproses pada aplikasi MATLAB dan diklasifikasikan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM).

## 2. Dasar Teori

### 2.1 Bibir

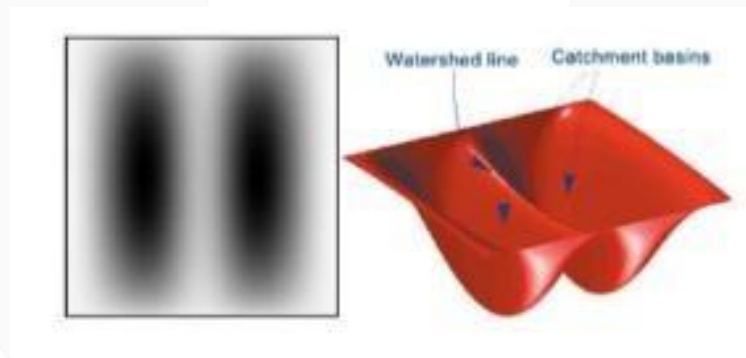
Bibir memiliki *sulci* (alur-alur) dengan berbagai macam variasi dan bentuk dan arah, seperti vertikal, horizontal, dan miring. Gambaran alur-alur tersebut disebut dengan sidik bibir dan oleh Suzuki dan Tsuchihashi dinamakan "*figura linearum labiorum rubrorum*". Studi mengenai alur-alur yang berada pada bibir dikenal dengan nama *cheiloscopy*. Pola yang membentuk alur pada sidik bibir dapat digunakan sebagai sebuah identifikasi individu karena keunikannya. Sidik bibir sendiri merupakan ciri identitas yang bersifat poligenis atau ditentukan oleh banyak gen. Berdasarkan penelitian Snyder sidik bibir juga bersifat unik untuk setiap individu dan dapat menentukan identitas seseorang seperti halnya sidik jari.

### 2.2 Watershed

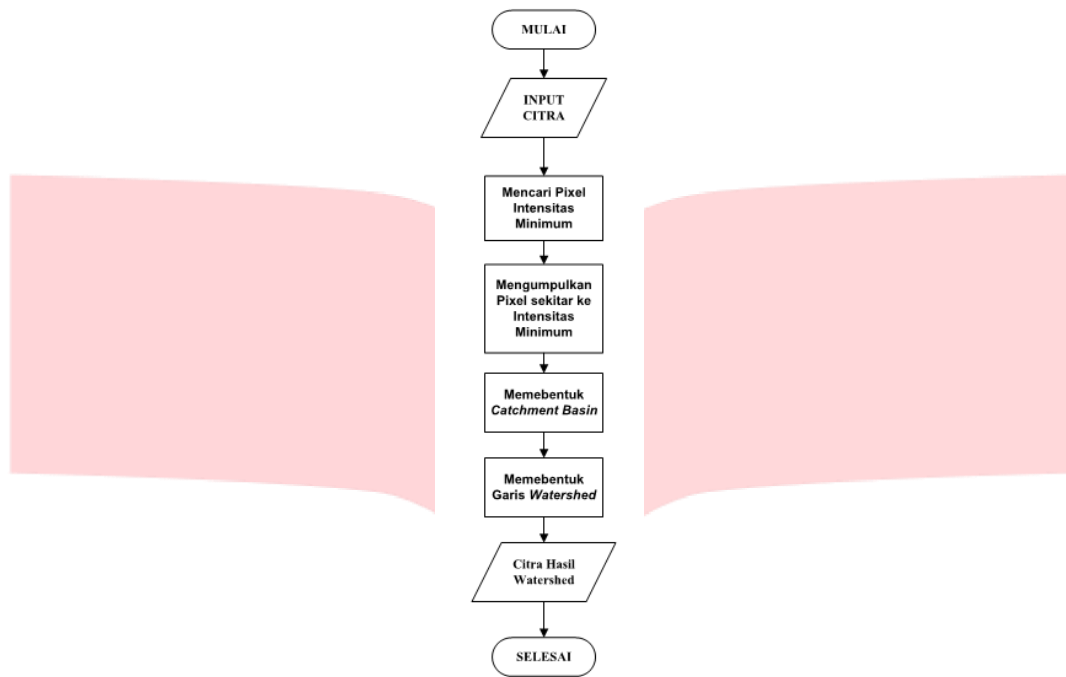
Transformasi watershed merupakan pendekatan untuk segmentasi. Konsep dari transformasi watershed adalah menganggap bahwa sebuah citra adalah 3 dimensi. Prinsip dari transformasi watershed adalah mencari garis watershed. Garis watershed adalah garis dimana titik-titiknya merupakan titik tertinggi dari penggambaran sebuah citra ke dalam bentuk 3 dimensi yaitu posisi x dan posisi y, dimana posisi x dan y merupakan bidang dasar dan warna piksel. Dalam hal ini gray level yang mendekati warna putih memiliki ketinggian nilai yang paling tinggi.

Dengan anggapan bentuk topografi tersebut, maka didapat tiga macam titik yaitu:

1. Titik yang merupakan minimum regional
2. Titik yang merupakan tempat dimana jika setetes air dijatuhkan, maka air tersebut akan jatuh hingga ke sebuah posisi minimum tertentu
3. Titik yang merupakan tempat dimana jika air dijatuhkan, maka air tersebut memiliki kemungkinan untuk jatuh ke salah satu posisi minimum (tidak pasti jatuh ke titik minimum, tetapi dapat jatuh ke titik minimum tertentu atau titik minimum yang lain).
4. Titik yang merupakan tempat dimana jika air dijatuhkan, maka air tersebut memiliki kemungkinan untuk jatuh ke salah satu posisi minimum (tidak pasti jatuh ke titik minimum, tetapi dapat jatuh ke titik minimum tertentu atau titik minimum yang lain).



Gambar 2.1 Ilustrasi Watershed



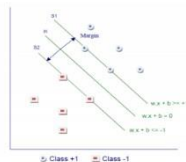
Gambar 2.2 Flowchart Watershed

### 2.3 Support Vector Machine (SVM)

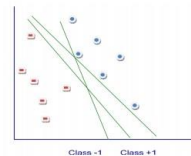
Support Vector Machine (SVM) adalah metode *learning machine* yang bekerja dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua kelas. Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier*, SVM juga dapat digunakan dalam permasalahan *non-linear* dengan menggunakan konsep *kernel trick* pada ruang vektor berdimensi tinggi. SVM sendiri banyak digunakan karena memiliki kemampuan untuk menemukan yang memiliki sifat global optimal, yaitu SVM selalu mencapai solusi yang sama untuk setiap kali dilakukannya percobaan [4].

*Hyperplane* atau pemisah terbaik antara kedua kelas dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya. *Margin* sendiri adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan pola yang terdekat dari masing-masing kelas. Pola yang paling dekat inilah yang disebut dengan *support vector*.

Pada gambar 2.7 dapat dilihat *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua kelas, sedangkan titik merah dan biru yang berada dalam garis adalah *support vector*.



Gambar 2.3 Pemisah Antar Kelas [4]



Gambar 2.4 Garis-Garis yang merupakan Discrimination Boundaries [4]

#### 2.3.1 Multi – Class SVM

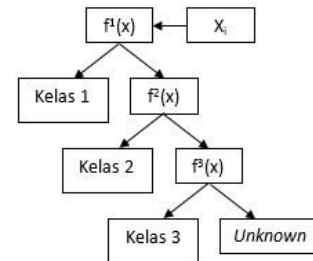
Saat pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik, SVM hanya dapat mengklasifikasi data ke dalam dua kelas atau dikenal dengan klasifikasi biner. Terdapat dua cara untuk mengimplementasikan SVM *multi-class* yaitu dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau dengan menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa kelas ke dalam sebuah bentuk permasalahan optimasi[4].

##### 2.3.1.1 One Against All

Pada metode ini, dibangun *k* buah model SVM biner (*k* adalah jumlah kelas). Setiap model klasifikasi ke *-i* dilatih dengan menggunakan keseluruhan data untuk mencari solusi permasalahan[4].

Tabel 2.1 Contoh SVM Biner OAA

$y_i = 1$	$y_i = -1$	Hipotesis
Kelas 1	Bukan Kelas 1	$f^1(x)=(w^1)x+b^1$
Kelas 2	Bukan Kelas 2	$f^2(x)=(w^2)x+b^2$
Kelas 3	Bukan Kelas 3	$f^3(x)=(w^3)x+b^3$



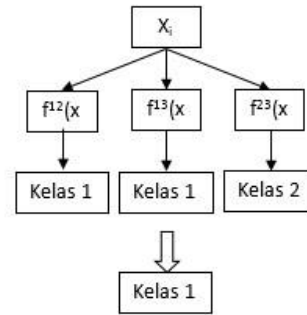
Gambar 2.5 Contoh klasifikasi dengan menggunakan metode OAA

2.3.1.2 One Against One

Pada metode ini, dibangun  $\frac{k(k-1)}{2}$  buah model klasifikasi biner dengan  $k$  adalah jumlah kelas. Setiap model klasifikasi dilatih pada data dari dua kelas. Terdapat beberapa metode untuk melakukan pengujian setelah  $\frac{k(k-1)}{2}$  model klasifikasi selesai dibangun. Salah satunya adalah dengan menggunakan metode voting [17].

Tabel 2.1 Contoh SVM Biner dengan metode OAO[4]

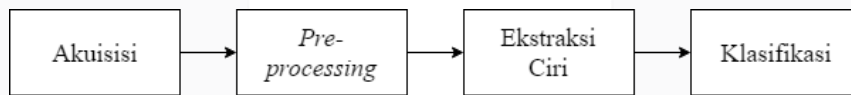
$y_i = 1$	$y_i = -1$	Hipotesis
Kelas 1	Kelas 2	$f^{12}(x)=(w^{12})x+b^{12}$
Kelas 1	Kelas 3	$f^{13}(x)=(w^{13})x+b^{13}$
Kelas 2	Kelas 3	$f^{23}(x)=(w^{23})x+b^{23}$



Gambar 2.6 Contoh klasifikasi dengan menggunakan metode OAO

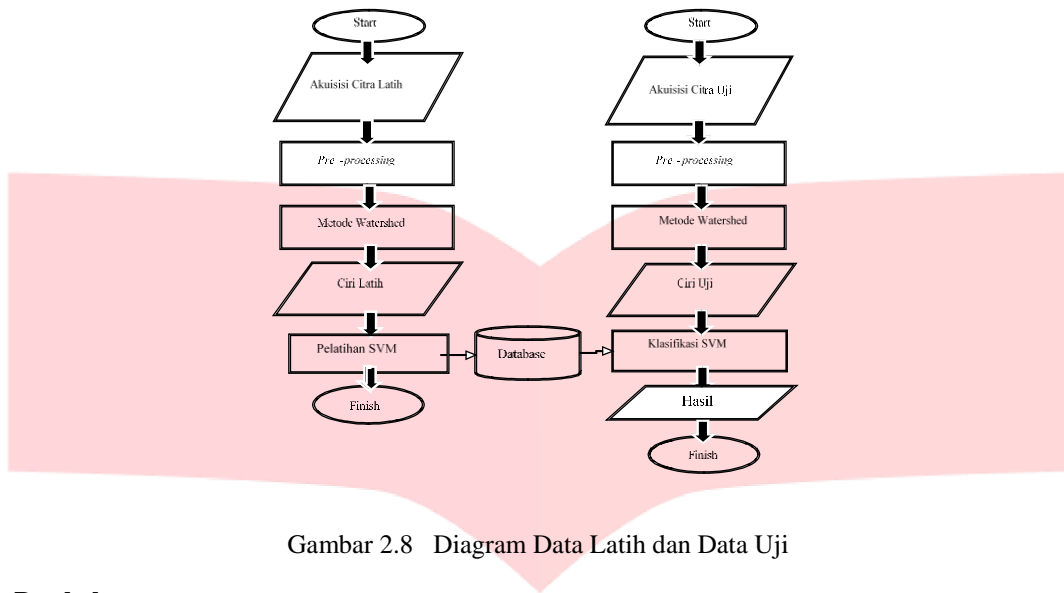
2.4 Perancangan Sistem

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



Gambar 2.7 Diagram Alir Sistem

Pada tahap pelatihan, untuk setiap prosesnya terdiri atas akuisisi, pre-processing, kemudian segmentasi terhadap data citra latih yang dimasukkan, kemudian melakukan ekstraksi ciri dari setiap citra hasil keluaran. Proses ekstraksi ciri menggunakan metode *Watershed* ini digunakan untuk melatih data citra awal, sehingga diperoleh beberapa fitur dari data latih yang akan dijadikan template database untuk tahapan klasifikasi saat tahap pengujian. Tahap pengujian digunakan untuk menguji data citra sehingga dapat diklasifikasikan oleh perangkat lunak. Pada tahap pengujian, terdiri atas pre-processing dan segmentasi terhadap data uji citra yang dimasukkan, kemudian menghasilkan ekstraksi ciri. Sehingga didapatkan vektor ciri yang selanjutnya menjadi masukkan dari SVM sehingga didapatkan hasil klasifikasi.



Gambar 2.8 Diagram Data Latih dan Data Uji

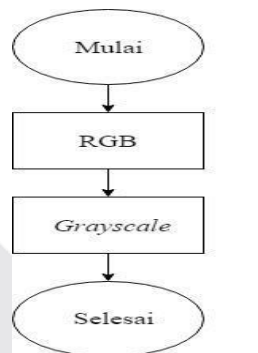
**3. Pembahasan**

**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.

**3.2 Pre-processing**

*Pre-processing* merupakan salah satu tahapan penting yang harus dilakukan. Tujuan utama dari *pre-processing* ini adalah membuang informasi-informasi yang tidak diperlukan agar citra berada dalam kondisi yang sama dengan citra yang lain sehingga citra-citra tersebut bisa diekstraksi dengan baik. Ada beberapa proses yang diperlukan sebuah citra agar bisa diekstraksi dengan baik. Pada tahap *pre-processing* dilakukan beberapa proses sebagaimana terlihat pada gambar 2.9.



Gambar 3.1 Diagram Alir Pre-processing

**3.3 Proses Ekstraksi ciri**

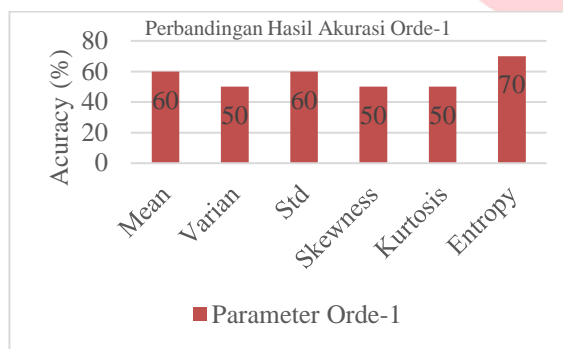
Pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik dari histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra. Dari nilai-nilai pada histogram yang dihasilkan, dapat dihitung beberapa parameter ciri orde pertama antara lain adalah *mean*, *skewness*, *variance*, *kurtosis*, *energy* dan *entropy*.

### 3.4 Hasil Pengujian Skenario 1

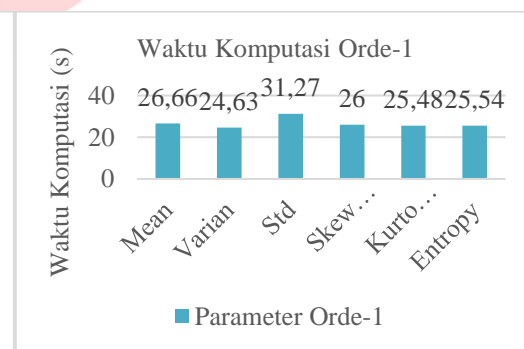
Pengujian skenario satu adalah dengan membandingkan ekstrak ciri pada citra bibir dengan parameter pengujian ekstraksi ciri orde-1 yaitu, *Mean*, *Variance*, Standar deviasi, *Skewness*, *Kurtosis*, dan *entropy*. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter *watershed* sebesar  $L= 8$  dengan data pelatihan SVM *Ones Against One* dan kernel Linear . Dengan mengubah parameter pengambilan citra sidik bibir diperoleh hasil pada Tabel 3.1

Tabel 3.1 Hasil Perbandingan akurasi dan waktu komputasi parameter ekstraksi ciri

NO	Parameter	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
1	<i>Mean</i>	60 %	26,66
2	<i>Varian</i>	50 %	24,63
3	Standar Deviasi	60 %	31,27
4	<i>Skewness</i>	50 %	26,00
5	<i>Kurtosis</i>	50 %	25,48
6	<i>Entropy</i>	70 %	25,54



Gambar 3.2 Grafik Perbandingan Nilai Akurasi Ekstrak Ciri



Gambar 3.3 Grafik perbandingan Waktu komputasi

Pada gambar 3.2 diperoleh nilai akurasi untuk masing-masing parameter yang digunakan, dan nilai akurasi yang optimal sebesar 70 % dimana parameter yang digunakan adalah *Entropy* dengan waktu komputasi 25,54 detik.

Pada gambar 3.3 diperoleh waktu komputasi untuk masing-masing parameter. Waktu komputasi terlama diperoleh sebesar 31,27 detik dengan parameter yang digunakan adalah *std*, sedangkan waktu komputasi tercepat didapatkan pada parameter *varian* dengan waktu komputasi sebesar 24,63 detik. Hasil pengujian pada skenario pertama ini diperoleh akurasi tertinggi sebesar 70 % dan waktu komputasi 25,54 detik.

### 3.5 Hasil Pengujian Skenario 2

Pengujian skenario kedua akan dilakukan perubahan ciri yang digunakan untuk menguji sistem dengan 35 data latih dan 10 data uji. Ciri yang digunakan yakni *mean*, *var*, *std*, *entropy*, *skewness* dan *kurtosis* yang dibagi menjadi penggunaan ke-6 ciri , penggunaan 3 ciri terbaik yakni *entropy*, *std*, *mean* dan 3 ciri terburuk yakni *skewness*, *kurtosis*, *varian* yang menggunakan kernel Linear yang terlihat pada tabel 3.2 dibawah ini :

Penggunaan Ciri	Akurasi (%)		Waktu Komputasi (s)	
	OA0	OAA	OA0	OAA
6 Ciri Terbaik	50%	50%	25,49	25,11
3 Ciri Terbaik	70%	50%	25,04	24,66
3 Ciri Terburuk	60%	40%	25,49	27,74

Pada gambar 3.2 menunjukkan grafik tingkat akurasi terhadap perubahan ciri yang digunakan ,nilai akurasi terbesar dicapai pada penggunaan 3 ciri terbaik dengan menggunakan metode OAO yakni sebesar 70% dengan waktu komputasi 25,04 detik. Sedangkan nilai akurasi terkecil diperoleh penggunaan 3 ciri terburuk dengan menggunakan metode OAA yakni sebesar 40% dengan waktu komputasi 27,74.

Tael 3.3 Hasil Nilai Akurasi Skenari kedua dengan menggunakan kernel RBF

Penggunaan Ciri	Akurasi (%)		Waktu Komputasi (s)	
	OAO	OAA	OAO	OAA
6 Ciri Terbaik	50%	30%	23,30	22,15
3 Ciri Terbaik	50%	40%	23,28	27,09
3 Ciri Terburuk	40%	40%	22,92	23,45

Tabel diatas merepresentasikan bahwa pergantian kernel berpengaruh terhadap tingkat akurasi yang dihasilkan. Akan tetapi jika dibandingkan dengan kernel linear dapat mengurangi tingkat akurasi yang dihasilkan pada saat penggunaan kombinasi 6 ekstraksi ciri dan kombinasi 3 ekstraksi ciri terbaik. Pada skenario ini tingkat akurasi yang dihasilkan penggunaan 3 ekstraksi ciri terbaik adalah 50% pada pengujian SVM OAO dan 40% pada pengujian SVM OAA dengan waktu komputasi 23,28 dan 27,09 dan pada 6 kombinasi ekstraksi ciri yakni 50% pada pengujian SVM OAO dan 40% pada pengujian OAA dan dengan waktu komputasi yang lebih kecil dibanding dengan skenario pada kernel Linear yakni 23,38 pada OAO dan 22,15 pada OAA. Pada penggunaan kombinasi 3 ekstraksi ciri terburuk mengalami penurunan akurasi jika dibandingkan dengan skenario memakai kernel linear. Pada skenario dengan menggunakan kernel RBF hasil yang didapat adalah 40% pada OAO dan OAA dengan waktu komputasi yang sedikit lebih sedikit cepat jika dibandingkan dengan waktu komputasi skenario kedua yang menggunakan kernel Linear.

Table 3.4 Hasil Nilai Akurasi Skenari kedua dengan menggunakan kernel Polynomial

Penggunaan Ciri	Akurasi (%)		Waktu Komputasi (s)	
	OAO	OAA	OAO	OAA
6 Ciri Terbaik	30%	30%	21,45	29,87
3 Ciri Terbaik	40%	40%	26,78	22,21
3 Ciri Terburuk	30%	40%	24,99	23,33

Tabel diatas merepresentasikan bahwa pergantian kernel berpengaruh terhadap tingkat akurasi yang dihasilkan. Akan tetapi jika dibandingkan dengan kernel Linear dan Rbf dapat mengurangi tingkat akurasi yang dihasilkan pada saat penggunaan kombinasi 6 ekstraksi ciri dan kombinasi 3 ekstraksi ciri terbaik dan 3 ciri terburuk. Pada skenario ini tingkat akurasi yang dihasilkan penggunaan 6 ekstraksi ciri terbaik adalah 30% pada pengujian SVM OAO dan 30% pada pengujian SVM OAA dengan waktu komputasi 21,45 dan 29,87 dan pada 3 kombinasi ekstraksi ciri terbaik yakni 40% pada pengujian SVM OAO dan 40% pada pengujian OAA dan dengan waktu komputasi yang lebih kecil dibanding dengan skenario pada kernel Linear yakni 26,78 pada OAO dan 22,21 pada OAA. Pada penggunaan kombinasi 3 ekstraksi ciri terburuk mengalami penurunan akurasi jika dibandingkan dengan skenario memakai kernel linear. Pada skenario dengan menggunakan kernel Polynomial hasil yang didapat adalah 30% pada Pengujian SVM OAO dan 40% pada pengujian SVM OAA dengan waktu komputasi yang sedikit lebih lama jika dibandingkan dengan waktu komputasi skenario kedua yang menggunakan kernel Rbf.

### 3.6 Hasil Pengujian Skenario 3

Pada pengujian skenario keempat yang dilakukan adalah menguji akurasi dari parameter *support Vector Machine* dengan *multiclass One Against One* dan *One Against All* dengan Parameter yang sama, *Kernel Option* yang berbeda, jenis kernel yang berbeda pada setiap *multiclass* dan lamda yang berbeda. Pada skenario ini menggunakan parameter 3 ciri terbaik yakni parameter *entropy*, *std* dan *mean*.

#### 3.6.1 Support Vector Machine One Against One RBF dan OAA RBF

Tabel 3.5 Hasil Pengujian Akurasi OAO RBF dan OAA RBF

OAO RBF Lambda 1e-2					
Parameter	KO 1	KO 4	KO 6	KO 9	KO 12
Akurasi (%)	60	40	30	40	30
Waktu komputasi (s)	31,62	27,37	26,88	26,54	28,61

Dari hasil pengujian SVM OAO *multiclass* RBF ini diperoleh pada tabel 3.5 dengan nilai akurasi terbesar sebesar 60 % dan waktu komputasi 31,62 detik. Pengujian hasil akurasi terbesar ini menggunakan parameter KO=1 ,sedangkan nilai akurasi terkecil diperoleh ketika pengujian parameter KO=12 dengan nilai akurasi sebesar 30 % dan waktu komputasi terlama sebesar 28,61 detik.

OAA RBF Lambda 1e-7					
Parameter	KO 1	KO 4	KO 6	KO 9	KO 12
Akurasi (%)	50	40	50	50	70
Waktu komputasi (s)	31,91	26,07	26,46	26,47	29,83

Dari hasil pengujian yang diperoleh akurasi maksimal diperoleh ketika *kernel option* nya sebesar 12 dengan nilai akurasi sebesar 70 % dengan waktu komputasi yaitu 29,83detik ,sedangkan akurasi terkecil diperoleh ketika *kernel option* nya 4 dengan waktu komputasi sebesar 26,07 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.

#### 3.6.2 Support Vector Machine One Against One POLY

Tabel 3.6 Hasil Pengujian Akurasi OAO POLY

OAO POLY Lambda 1e-7					
Parameter	KO 1	KO 4	KO 6	KO 9	KO 12
Akurasi (%)	30	50	50	40	40
Waktu komputasi (s)	30,58	26,99	28,56	26,56	26,76

Dari hasil pengujian tabel 3.6 akurasi maksimal diperoleh ketika pengujian parameter dengan *kernel option* pada saat 4 dan 6 dengan nilai akurasi sebesar 50 % dan waktu komputasi sebesar 26,99 - 28,56 detik. Akurasi terkecil diperoleh sebesar 30 % dan waktu komputasi sebesar 30,58 detik dengan pengujian parameter *kernel option* sebesar 1.



Tabel 3.7 Hasil Pengujian Akurasi OAA POLY

OAA POLY Lambda 1e-2					
Parameter	KO 1	KO 4	KO 6	KO 9	KO 12
Akurasi (%)	40	40	50	30	50
Waktu komputasi (s)	28,59	30,56	26,16	28,48	29,67

Dari hasil pengujian tabel 3.7 akurasi maksimal diperoleh ketika pengujian parameter dengan *kernel option* pada saat 6 dan 12 dengan nilai akurasi sebesar 50 % dan waktu komputasi sebesar 26,26-29,67 detik. Akurasi terkecil diperoleh sebesar 30 % dan waktu komputasi sebesar 28,48 detik dengan pengujian parameter *kernel option* sebesar 9.

### 1. Kesimpulan

1. Sistem ini mampu mengidentifikasi pola sidik bibir pada pria dan wanita menggunakan metode Watershed .
2. Tingkat kemiripan antara pola pada sidik bibir menyebabkan tingkat akurasi menjadi kurang baik.
3. Akurasi sistem yang paling baik didapatkan pada saat ekstraksi ciri dengan menggunakan metode *watershed* dengan data pelatihan SVM *Ones Against One* dan kernel entropy dengan akurasi sebesar 70 % dan waktu komputasi 25,54s.

### 2. Saran

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, sistem ini masih dapat dikembangkan menjadi lebih baik dan lebih akurat dalam mengidentifikasi pola sidik bibir. Adapun saran untuk pengembangan Tugas Akhir ini dan untuk pengembangan penelitian selanjutnya yaitu:

1. Memperbanyak data latih dan memperbaiki proses *pre-processing* agar pola-pola yang telah diklasifikasikan oleh Suzuki dan Tsuchihashi dapat terdeteksi secara maksimal.
2. Melakukan penelitian untuk mengidentifikasi pola sidik bibir berdasarkan pemilikannya.
3. Membuat aplikasi di sistem Android.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Chairani, S; Auerkari, E I. 2008. Pemanfaatan Rugae Palatal Untuk Identifikasi Forensik. Indonesian Journal of Densitry;15 (3); 261-269.
- [2] Dongarwar, G. R., et al. 2013. *Cheiloscopy-Method of Person Identification and Sex Determination*. Available online at <https://www.omicsonline.org/scientific-reports/2157-7145-SR-612.pdf> (diakses 2 September 2016).
- [3] Pelawi, T. Y. 2010. Pola Sidik Bibir dalam Lingkup Satu Keluarga sebagai Salah Satu Data Odontologi Forensik.Skripsi. Bandung: FKG Universitas Padjadjaran. hal. 44.
- [4] Sembiring, Krisantus. 2007. Penerapan Teknik Support Vector Machine untuk Pendeteksi Intrusi pada Jaringan. Tugas akhir, S1 Teknik Informatika, ITB, Bandung
- [5] Gunawan, H.Fandi, W.Erni , Perangkat Lunak Segmentasi Citra Dengan Metode Watershed, STMIK Mikroskil,2011