

## IDENTIFIKASI JENIS KELAMIN INDIVIDU MELALUI POLA SIDIK BIBIR BERBASIS SMARTPHONE ANDROID

### *IDENTIFICATION OF GENDER THROUGH LIPS PRINT PATTERN BASED ON SMATRPHONE ANDROID*

Iqbal Aji Priyambudi<sup>1</sup>, Hilman Fauzi Tresna<sup>2</sup>, Nor Kumalasari Caesar Pratiwi<sup>3</sup>  
<sup>1,2,3</sup> Universitas Telkom, Bandung  
ibalji@student.telkomuniversity.ac.id<sup>1</sup>, hilmanfauzitsp@telkomuniversity.ac.id<sup>2</sup>,  
cecarncp@telkomuniversity.ac.id<sup>3</sup>

---

#### Abstrak

Ilmu kedokteran gigi forensik atau odontologi forensik merupakan cabang dari ilmu kedokteran gigi. Pada tahun 1975 telah dilakukan penelitian sidik bibir yang direkam dalam studi dari dasar variasi dan genetik dari pola ridge dari daerah membran mukosa bibir. Sidik bibir sendiri dalam ilmu forensik dapat digunakan untuk membedakan individu satu dengan individu lainnya, sebagaimana juga fungsi dari sidik jari. Dalam penelitian Tugas Akhir ini, telah dirancang sebuah aplikasi *mobile* (Android) untuk mengidentifikasi jenis kelamin menggunakan pola citra sidik bibir. Perancangan sistem ini menggunakan 60 data Bibir dengan komposisi 70% citra digunakan untuk data latih dan 30% citra digunakan untuk data uji. Citra latih akan melewati tahapan *pre-processing*, ekstraksi ciri dengan metode metode HOG (Histogram of Oriented Gradients), GLCM (The Gray Level Co-occurrence Matrix), dan LBP (The Local Binary Pattern) dan menggunakan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Hasil dari penelitian ini adalah sistem yang mampu mengidentifikasi jenis kelamin individu dengan melihat kombinasi pola Sidik Bibir yang sudah dikenali sebelumnya. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah metode terbaik dalam identifikasi jenis kelamin melalui pola sidik bibir diperoleh pada metode HOG dengan akurasi sebesar 70% dengan waktu komputasi 2,62 detik dengan parameter terbaik yakni Cell Size 4x4, Block Size 2x2, Bin Numbers 9 dan kernel linear. Kesimpulannya, sistem HOG dapat digunakan dalam penentuan jenis kelamin menggunakan sidik bibir.

**Kata kunci:** Sidik Bibir, SVM, Aplikasi *Android*, odontologi Forensik

---

#### Abstract

*Forensic dentistry or forensic odontology is a branch of dentistry. In 1975, a study of lip prints was carried out in a study of the basic and genetic variation of the ridge pattern of the mucous membrane region of the lip. Lip prints in forensic science can be used to distinguish one individual from another, as well as the function of fingerprints. In this final project, a mobile application (Android) has been designed to identify gender using lip print image patterns. The design of this system uses 60 Lip data with a composition of 70% images used for training data and 30% images used for test data. The training image will go through the pre-processing stage, feature extraction using the HOG (Histogram of Oriented Gradients), GLCM (The Gray Level Co-occurrence Matrix) method, and LBP (The Local Binary Pattern) and use the Support Vector Machine (SVM) classification. . The result of this study is a system that is able to identify the sex of an individual by looking at the combination of previously recognized Lipprint patterns. The results obtained from this study are the best method of gender identification through lip print patterns obtained in the HOG method with an accuracy of 70% with a computation time of 2.62 seconds with the best parameters namely Cell Size 4x4, Block Size 2x2, Bin Numbers 9 and kernel linear. In conclusion, the HOG system can be used in sex determination using lip prints.*

**Keywords:** Lip print, SVM, Android Apps, Forensic Odontology

---

## 1. Pendahuluan

Kriminalitas adalah segala bentuk perbuatan atau tindakan yang dilakukan seseorang atau beberapa orang sekaligus, yang mana perbuatan tersebut melanggar hukum pidana. Berdasarkan data yang ada, menunjukkan intensitas tingkat kejahatan di Indonesia semakin meningkat. Beberapa contoh tindakan kriminal yang kerap terjadi di tengah masyarakat Indonesia adalah tindakan pembunuhan, penganiayaan dan pencurian. Dari tindakan kriminal tersebut menimbulkan adanya korban, baik dalam keadaan hidup maupun meninggal, oleh sebab itu perlu adanya proses identifikasi dalam menentukan korban atau pelaku kriminalitas [1].

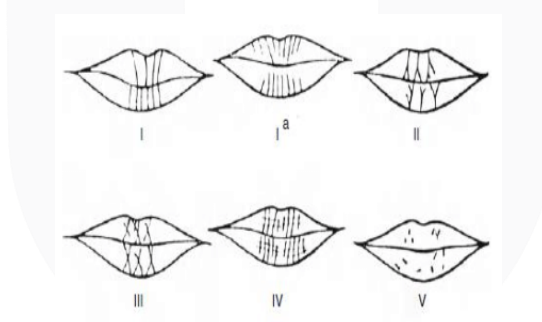
Kegunaan sidik bibir pertama kali dipublikasikan pada awal tahun 1932 oleh Edman Locard, sebagai salah satu karya ahli kriminal bangsa Perancis. Pada tahun 1975 telah dilakukan penelitian sidik bibir yang direkam dalam studi dari dasar variasi dan genetik dari pola ridge. Telah diteliti bahwa pola percabangan lebih banyak ditemukan pada bibir atas dan pola yang sederhana nampak pada bibir bawah [2]. Sidik bibir diketahui dalam ilmu forensik adalah untuk membedakan antara individu dengan individu lainnya, sebagaimana dengan sidik jari. Bentuk bibir dapat digunakan sebagai pembuktian keaslian seseorang. Sidik bibir merupakan garis atau bentuk fissure yang normal dari bentuk kerutan dan kedalaman.[3]

Pada penelitian ini, dilakukan pembuatan sistem berbasis android yang dapat mengidentifikasi jenis kelamin individu menggunakan pola sidik bibir. Penelitian ini akan membandingkan tiga metode HOG (Histogram of Oriented Gradients), GLCM (The Gray Level Co-occurrence Matrix), dan LBP (The Local Binary Pattern) dan klasifikasi dengan Support Vector Machine (SVM), dan metode dengan akurasi yang terbaik akan menjadi parameter untuk android.

## 2. Perancangan Sistem

### 2.1 Sidik Bibir

Sidik bibir merupakan suatu pola berupa celah atau fisur yang terdapat pada permukaan mukosa bibir. Ilmu yang mempelajari tentang pola sidik bibir disebut Cheiloscopy [4]. Sidik bibir merupakan garis atau bentuk fisur yang normal dari bentuk kerutan dan kedalaman yang terlihat pada aspek zona transisi bibir manusia antara mukosa labial di bagian dalam dan kulit terluar. Sidik bibir diketahui dalam ilmu forensik untuk membedakan seorang individu dibanding individu lain, sebagaimana dengan sidik jari. Seperti gambar 1

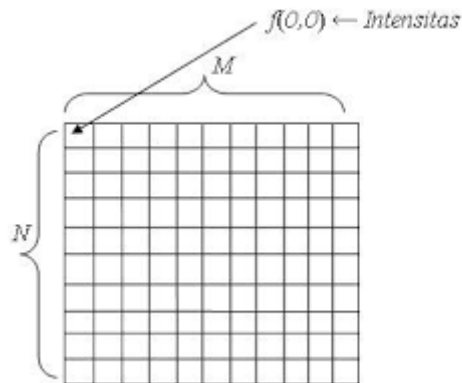


Gambar 1. Tipe Sidik Bibir

Pergerakan bibir membantu identifikasi yang berkenaan dengan suara. Sidik bibir dapat digunakan sebagai pembuktian keaslian seseorang karena beberapa alasan yaitu sidik bibir memiliki sifat unik dan stabil, tidak bisa berubah mulai bayi baru lahir sampai meninggal, dan dapat mengarahkan langsung pada tersangka kejahatan [5].

### 2.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital merupakan ilmu yang mempelajari tentang mengolah citra. Citra yang dimaksud adalah gambar diam ataupun gambar bergerak. Sedangkan digital disini adalah pengolahan citra yang dilakukan menggunakan komputer agar mendapatkan hasil lebih baik. Citra digital adalah fungsi kontinu dengan intensitas cahaya pada bidang dua dimensi. Supaya bisa diolah menggunakan komputer, maka suatu citra harus ditunjukkan secara numerik dengan nilai diskrit. Seperti gambar 2



Gambar 2. Matriks Citra

Sebuah citra digital dapat diwakili oleh sebuah matriks dua dimensi  $f(x,y)$  yang terbagi menjadi kolom  $M$  dan baris  $N$ , dimana perpotongan antara kolom dan baris disebut piksel atau elemen terkecil dari sebuah citra. [6]

### 2.2.1 Citra RGB

Citra warna adalah jenis citra yang memiliki 3 jumlah kanal, yaitu merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*). Contoh gambar 3



Gambar 3. Contoh Citra RGB

Masing-masing komponen citra menyimpan 8 bit memori, sehingga pada format file grafis, memori penyimpanan citra warna adalah 24 bit. Maka dari itu, terdapat 24 juta warna pada citra RGB. Kombinasi warna pada setiap layer bernilai 0 sampai 255.

### 2.2.2 Citra Grayscale

Citra grayscale merupakan citra digital yang hanya mempunyai satu nilai untuk setiap pikselnya, dengan kata lain nilai RED=GREEN=BLUE. Warna yang dimiliki adalah warna hitam, keabuan dan putih. Contoh gambar 4



Gambar 4. Contoh Citra Keabuan

Citra grayscale memiliki nilai 8 bit dengan rentang nilai (0-255) atau 256 nilai, dengan nilai 0 untuk warna hitam, nilai 255 untuk warna putih dan nilai diantaranya untuk warna keabuan. [7]

### 2.2.3 Citra Biner

Citra hitam putih biasa dikenal dengan citra Bnw atau Black and White. Jenis citra ini hanya memiliki kedalaman 1 bit karena setiap pikselnya hanya dikodekan dengan nilai 0 dan 1 (bilangan biner). Contoh gambar 5

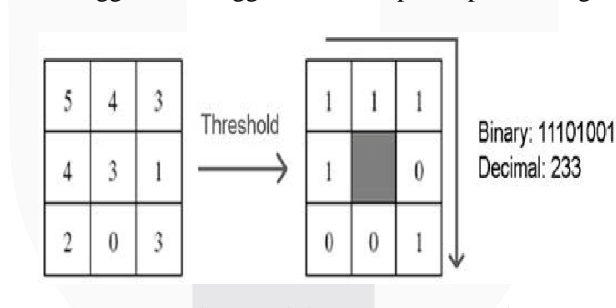


Gambar 5. Contoh Citra Biner

Nilai piksel 0 merepresentasikan citra dengan intensitas warna yang gelap (cahaya minimum) dan nilai piksel 1 merepresentasikan citra dengan intensitas warna yang terang (cahaya maksimum). Citra biner biasanya ditemukan pada gambar untuk deteksi tepi, hasil segmentasi, atau morfologi [5].

### 2.3 Local Binary Pattern

Local Binary Pattern atau LBP adalah metode ekstraksi ciri dengan menggunakan bodel statistika dan struktur [9]. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Timo Ojala pada tahun 1996. Operator LBP asli bekerja dengan delapan piksel tetangga dan menggunakan nilai piksel pusat sebagai *threshold* [8]. Contoh gambar 6



Gambar 6. Blok operator LBP asli

Dari gambar blok LBP 3x3 diatas dapat dilihat bahwa terdapat 9 buah nilai piksel dengan nilai tengah (*threshold*) 3. Nilai piksel yang lebih besar daripada *threshold* akan diberi nilai 1 dan yang lebih rendah akan diberi nilai 0. Pada perhitungannya, sebelum membandingkan nilai piksel dengan *threshold*nya, perlu ditentukan nilai P dan R. Di mana P adalah jumlah piksel tetangga yang akan dibandingkan dengan piksel tengah dan R adalah jari-jari dari piksel tengah ke piksel tetangga [8].

Ekstraksi ciri orde pertama pada metode ekstraksi ciri adalah metode untuk pengambilan ciri berdasarkan nilai yang ada pada histogram citra. Pada pengaplikasiannya, terdapat 5 jenis ekstraksi ciri orde pertama, yaitu:

1. Mean

Metode mean adalah ekstraksi ciri statistik yang memberi informasi mengenai ukuran dispersi suatu citra.

$$\mu = \sum_n f_n P(f_n) \quad (1)$$

2. Variance

Metode variance adalah ekstraksi ciri yang memberi informasi mengenai variasi elemen pada histogram dari suatu citra.

$$\sigma^2 = \sum_n (f_n - \mu) P(f_n) \quad (2)$$

### 3. Standard Deviation

Metode ini digunakan untuk menghitung ukuran dari variasi nilai-nilai yang ada pada suatu citra.

$$\sigma = \sum_n (s_n - \mu) P(f_n) \quad (3)$$

### 4. Skewness

Metode ini menunjukkan distribusi nilai yang dominan yang ada pada suatu citra.

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum_n (f_n - \mu) P(f_n) \sigma^3 \quad (4)$$

### 5. Entropy

Metode ini merupakan ukuran dari ketidakberaturan bentuk suatu citra.

$$H = \sum_n P(f_n) \log 2(P(f_n)) \quad (5)$$

Dimana,  $f_n$  adalah nilai intensitas keabuan dan  $p(f_n)$  merupakan nilai kemungkinan intensitas pada suatu citra tersebut muncul.

## 2.4 Histogram of Oriented Gradients

Histogram of Oriented Gradient (HOG) adalah sebuah metode yang digunakan dalam image processing untuk tujuan deteksi obyek. Teknik ini menghitung nilai gradien dalam daerah tertentu pada suatu image. Tiap image mempunyai karakteristik yang ditunjukkan oleh distribusi gradien. Karakteristik ini diperoleh dengan membagi image ke dalam daerah kecil yang disebut cell. C-HOG memiliki empat parameter yaitu jumlah sudut dan radial bin, jari-jari center bin, dan faktor ekspansi untuk radius tambahan dari radial bin [9].

#### 1. Menentukan block dan cell

Pada penelitian Navnet [10] dijelaskan bahwa ukuran citra yang digunakan  $64 \times 128$  piksel, dan dibagi menjadi  $16 \times 16$  block dengan overlap 50%. Setiap block terdiri dari  $2 \times 2$  cell dengan ukuran  $8 \times 8$  piksel. Ilustrasi block dan cell.

#### 2. Menghitung nilai gradien

Proses ini digunakan untuk mendapatkan garis tepi pada objek dalam citra. Sebelum menghitung gradien, Gambar dirubah ke bentuk grayscale agar tidak harus memperhatikan intensitas yang berbeda dari setiap warna (RGB). Metode yang digunakan yaitu 1-D centered, dengan matriks  $[-1, 0, 1]$  yang diterapkan pada arah vertikal dan horisontal pada suatu piksel dengan rumus sebagai berikut [11].

$$Ix = (x, y) - (x, y + 2) \quad (6)$$

$$Iy = (x, y) - (x + 2, y) \quad (7)$$

Dimana  $x$  adalah baris matriks dan  $y$  adalah kolom matriks. Maka diperoleh  $Ix$  dan  $Iy$  yang digunakan untuk menghitung gradien :

$$\text{Magnitude (besar gradien)} : |G| = \sqrt{Ix^2 + Iy^2} \quad (8)$$

$$\text{Orientation (besar sudut)} : \theta = \tan^{-1} \frac{Iy}{Ix}$$

#### 3. Menentukan bin orientasi (Orientation Bining)

Bin orientasi adalah proses membagi citra menjadi beberapa daerah yang lebih kecil disebut cell. Cell dapat berupa rectangular (R-HOG) atau circle (C-HOG), pada penelitian ini cell berbentuk rectangular (R-HOG). Nilai sebuah cell ditentukan berdasarkan konvolusi 1D centered dari setiap piksel dan setiap cell akan membentuk histogram orientasi.

Histogram orientasi membagi berbagai sudut menjadi angka tetap dalam bins yang sudah ditentukan.. Berdasarkan default [12]. Gradien dengan besar sudut  $0^\circ$ - $20^\circ$  memberikan vote untuk bin 1. Kemudian besar sudut  $20^\circ$ - $40^\circ$  untuk bin 2 dan seterusnya setiap kelipatan  $20^\circ$  sampai bin 9 dan dijadikan sebagai feature vector citra. Berikut pemberian vote histogram pada 9 bins. [12]

#### 4. Normalisasi blok

Normalisasi blok adalah tahapan terakhir untuk menghindari variasi iluminasi dan kontras pada citra berdasarkan nilai ketetanggaan gradien cell nya. Untuk memaksimalkan feature HOG maka dibentuk sebuah blok yang merupakan gabungan dari beberapa cell dengan ukuran  $2 \times 2$  cell atau  $8 \times 8$  piksel. Membentuk blok berguna untuk menghindari perubahan intensitas dan kontras pada

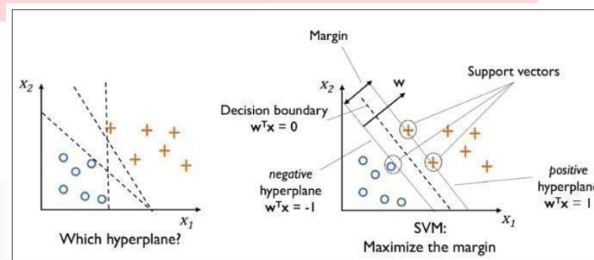
Gambar. Terdapat beberapa skema normalisasi histogram level blok. Salah satu rumus yang digunakan untuk normalisasi blok adalah L1- sqrt seperti pada persamaan 2.5 yang memiliki performansi yang hampir sama dengan L2- norm dan L2-Hys. [13]

### 2.5 Gray Level Coocurrence Matrix

GLCM adalah suatu matriks yang elemen-elemennya merupakan jumlah pasangan piksel yang memiliki tingkat kecerahan tertentu, di mana pasangan piksel itu terpisah dengan jarak  $d$ , dan dengan suatu sudut inklinasi  $\theta$ . Dengan kata lain, matriks kookurensi adalah probabilitas munculnya gray level  $i$  dan  $j$  dari dua piksel yang terpisah pada jarak  $d$  dan sudut  $\theta$ . [14] Suatu piksel yang bertetangga yang memiliki jarak  $d$  diantara keduanya, dapat terletak di delapan arah yang berlainan. Setelah memperoleh matriks kookurensi tersebut, kita dapat menghitung ciri statistik orde dua yang merepresentasikan citra yang diamati. (Haralick et al) mengusulkan berbagai jenis ciri tekstural yang dapat diekstraksi dari matriks kookurensi. [14]

### 2.6 Support Vector Machine

Merupakan salah satu metode dalam supervised learning yang biasanya digunakan untuk klasifikasi (seperti Support Vector Classification) dan regresi (Support Vector Regression). Dalam pemodelan klasifikasi, SVM memiliki konsep yang lebih matang dan lebih jelas secara matematis dibandingkan dengan teknik-teknik klasifikasi lainnya. SVM juga dapat mengatasi masalah klasifikasi dan regresi dengan linear maupun non linear. Seperti contoh gambar 7



Gambar 7. Hyperplane yang memisahkan dua kelas positif (+1) dan negatif(-1).

Untuk mendapatkan garis hyperplane terbaik digunakan perhitungan margin hyperplane dan mencari titik maksimal. Langkah-langkah dalam melakukan sequential training akan ditunjukkan pada persamaan sebagai berikut.

- Melakukan inialisasi terhadap  $\alpha_i = 0$  dan parameter lainnya, seperti nilai  $\lambda, \gamma, C$  [15] dan iterasi maksimal  
Keterangan:  
 $\alpha_i$  = alfa ke- $i$ , digunakan untuk mencari support vector.  $\gamma$  = konstanta gamma untuk mengontrol kecepatan.  
 $C$  = konstanta  $C$  untuk membatasi nilai alfa.  
 $\lambda$  = nilai Lambda
- Menghitung matriks Hessian menggunakan Persamaan 6 sebagai berikut.  
 $D_{ij} = (K(x_i, x_j) + \lambda^2)$  [15] Dengan  $i, j = 1, \dots, n$ .  
Keterangan:  
 $x_i$  = data ke- $i$   
 $x_j$  = data ke- $j$   
 $y_i$  = kelas data ke- $i$   
 $y_j$  = kelas data ke- $j$   $n$  = jumlah data  
 $\lambda$  = nilai lambda  
 $(x_i, x_j)$  = fungsi kernel yang digunakan
- Melakukan iterasi untuk setiap iterasi yang telah di inialisasi di awal, lalu menghitung nilai  $E_i$  menggunakan Persamaan 7 sebagai berikut.  
 $E_i = \sum_{j=1}^n \alpha_j D_{ij}$  [15] Keterangan:  
 $\alpha_i$  = alfa ke- $i$   
 $E_i$  = error rate  
 $D_{ij}$  = matriks hessian

4. Melakukan iterasi untuk setiap iterasi yang telah di inialisasi di awal, lalu menghitung nilai  $E_i$  menggunakan Persamaan 7 sebagai berikut.

$E_i = \sum \alpha_i D_{ij} n_j = 1$  Keterangan:

$\alpha_i$  = alfa ke-i

$E_i$  = error rate

$D_{ij}$  = matriks hessian

Memperbarui nilai  $\alpha_i$  yang dihitung menggunakan Persamaan 9 sebagai berikut [15].

$\alpha_i = \alpha_i + \delta \alpha_i$

Keterangan:

$\alpha_i$  = alfa ke-i

$\delta \alpha_i$  = delta alfa ke-i

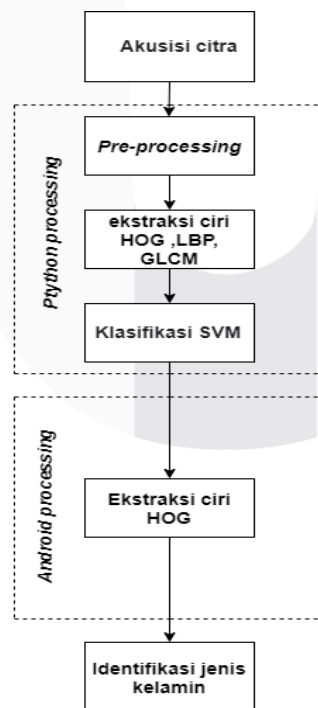
## 2.6 Android

Android adalah sistem operasi dengan sumber terbuka, dan Google merilis kodenya di bawah Lisensi Apache. Kode dengan sumber terbuka dan lisensi perizinan pada Android memungkinkan perangkat lunak untuk dimodifikasi secara bebas dan didistribusikan oleh para pembuat perangkat, operator nirkabel, dan pengembang aplikasi. Selain itu, Android memiliki sejumlah besar komunitas pengembang aplikasi (apps) yang memperluas fungsionalitas perangkat, umumnya ditulis dalam versi kustomisasi bahasa pemrograman Java [16]

Android juga menjadi pilihan bagi perusahaan teknologi yang menginginkan sistem operasi berbiaya rendah, bisa dikustomisasi, dan ringan untuk perangkat berteknologi tinggi tanpa harus mengembangkannya dari awal. Sifat Android yang terbuka juga telah mendorong munculnya sejumlah besar komunitas pengembang aplikasi untuk menggunakan kode sumber terbuka sebagai dasar proyek. [17]

## 3. Perancangan Sistem dan Analisis

### 3.1 Desain Model Sistem



Gambar 8. Desain Model Pengerjaan Sistem

Diatas adalah sistem yang ada pada penelitian ini. Sistem dirancang menjadi dua tahap klasifikasi, yaitu tahap pengenalan pola dan tahap pengenalan jenis kelamin individu. Pada tahap ekstraksi ciri akan dilakukan preprocessing berbeda karena menggunakan citra *input* yang berbeda pula.

### 3.2 Akuisisi Data

Akuisisi data atau citra adalah tahap pengumpulan data yang nantinya digunakan untuk keperluan pengujian sistem. Jenis data yang nantinya dibutuhkan adalah data uji dan data latih. Data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 60 citra bibir. Citra yang digunakan merupakan foto dan disimpan dengan format .jpg.

### 3.3 Analisis

#### 3.3.1 Pengujian Pengaruh Cell Size pada HOG

Pengujian sistem HOG ini akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada Cell Size 2×2, 4×4, 8×8 dan 10×10 dengan rincian Block Size 2×2, Bin Numbers 9, dan kernel linear. Data citra bibir terdiri dari 40 data latih dan 20 data uji. Dari kelima variasi Cell Size tersebut, didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi.

Tabel 1. Pengujian Pengaruh Cell Size pada HOG

CELL	Akurasi(%)	Waktu Komputasi (detik)
2x2	65	2,88
4x4	70	3,62
8x8	59	2,55
10x10	53	2,75

Dapat terlihat bahwa nilai akurasi terbaik berada pada ukuran kernel 2x2 dan 4x4. Namun jika melihat data waktu komputasi, pada ukuran kernel 2x2 tercatat waktu komputasi selama 1.56 detik dan pada ukuran kernel 4x4 tercatat waktu komputasi selama 1.46 detik. Dengan tingkat akurasi yang sama, namun bisa terlihat bahwa sistem dengan menggunakan ukuran kernel 4x4 ternyata lebih efektif karena waktu komputasi yang lebih kecil. Maka dari itu, ukuran kernel yang akan dipilih untuk diterapkan dalam sistem ini adalah ukuran kernel 4x4.

#### 3.3.2 Pengujian Pengaruh Block Size pada HOG

Pada pengujian sistem ini menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada Block Size 2×2, 4×4 dan 6×6 dengan rincian Bin Numbers 9, kernel linear dan pada cell size dengan ukuran 4×4 yang memiliki akurasi terbaik pada pengujian sebelumnya. Dari ketiga variasi block size tersebut, dengan Cell Size 2×2 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi.

Tabel 2 Pengujian pengaruh block size pada HOG

Block	Akurasi(%)	Waktu Komputasi (detik)
2x2	70	3,62
4x4	65	2,42
6x6	59	2,10

Berdasarkan tabel, dapat dilihat bahwa hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi tertinggi berada di Block Size 2×2 sebesar 70%. Karena semakin besar block size, maka akan mengurangi kemampuan untuk perubahan iluminasi lokal. Semakin kecil block size, dapat membantu menangkap lokal piksel lebih baik sehingga dapat membantu menekan perubahan iluminasi.. Terlihat waktu komputasi tercepat berada pada block size 6x6, dikarenakan semakin besar block size maka semakin kecil waktu komputasi karena pada saat block size semakin besar, proses pembagian citra menjadi block juga akan semakin cepat.



### 3.3.3 Pengujian Pengaruh Bin Numbers pada HOG

Pada pengujian sistem ini akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada Bin 6, 9, 12, dan 15 dengan rincian ukuran Cell Size  $4 \times 4$ , Block Size  $2 \times 2$  dan kernel linear yang memiliki performansi terbaik pada pengujian skenario sebelumnya. Dari keempat variasi nilai bin tersebut, dengan Cell Size  $4 \times 4$  dan Block Size  $2 \times 2$  maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi.

Tabel 3 Tabel performansi pengujian bin numbers pada HOG

Bin	Akurasi(%)	Waktu Komputasi (detik)
6	57	2,98
9	70	3,62
12	60	4,10
15	51	4,55

Dapat dilihat bahwa hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi tertinggi berada di Bin Numbers 9 sebesar 70%. Hal ini dikarenakan pembagian 9 channel pada sistem lebih optimal untuk vektor ciri orientasi HOG pada setiap kelasnya. Terlihat bahwa hasil pengujian menunjukkan waktu komputasi tercepat berada di Bin Numbers 9 sebesar 2,62 detik. Hal ini dikarenakan semakin besar ukuran bin, semakin lama waktu komputasi yang terjadi.

### 3.3.4 Pengujian Pengaruh Jenis Kernel pada SVM

Pada pengujian sistem ini akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada jenis kernel Linear, Polynomial dan Radial Basis Function (RBF). Dengan rincian Cell Size  $4 \times 4$ , Block Size  $2 \times 2$ , dan Bin Numbers 9 yang memiliki performansi terbaik pada pengujian skenario sebelumnya. Dari ketiga jenis kernel tersebut, dengan Cell Size  $4 \times 4$ , Block Size  $2 \times 2$  dan Bin Numbers 9 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi.

Tabel 4 Tabel performansi pengujian jenis kernel pada SVM

Kernel	Akurasi(%)	Waktu Komputasi (detik)
Linear	70	3,62
Polynomial	70	4,23
Radial Basis Function (RBF)	70	4,10

Dapat dilihat bahwa hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi yang tetap yaitu 70%. Hal ini karena ciri citra yang terbaca sama, terlihat bahwa hasil pengujian menunjukkan waktu komputasi tercepat berada di kernel linear sebesar 2,62 detik. Dari keseluruhan pengujian, didapat akurasi terbaik 70% dan waktu komputasi tercepat 2,62 detik. Dengan rincian Cell Size  $4 \times 4$ , Block Size  $2 \times 2$ , Bin Numbers 9 dan kernel linear.

### 3.3.5 Pengujian Pengaruh ukuran kernel pada LBP

Pada pengujian skenario pertama ini, diukur nilai kernel dengan ukuran  $2 \times 2$ ,  $3 \times 3$ ,  $4 \times 4$ , dan  $5 \times 5$ . Lalu, dianalisa akurasi dan waktu komputasinya.

Tabel 5 Tabel performansi Pengaruh ukuran kernel pada LBP

Ukuran	Akurasi(%)	Waktu Komputasi (detik)
$2 \times 2$	59	4,86
$3 \times 3$	45	4,90

4x4	60	5,10
5x5	39	6,20

Berdasarkan pengujian yang dilakukan, didapatkan akurasi terbaik pada kernel 4x4 dan waktu komputasi yang di dapat dari ukuran 4x4 selama 1,46 detik. Dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi antara 4x4 maka yang di gunakan pada sistem adalah ukuran kernel 4x4. Dilihat berdasarkan hasil pengujian ukuran kernel, akurasi yang tertinggi didapat pada ukuran kernel bilangan genap. Hal ini karena kernel bilangan genap yang digunakan, maka semakin tinggi kualitas suatu citra karena proses akan semakin baik.

### 3.3.6 Pengujian pengaruh nilai jarak (R) pada LBP

Pengujian ini akan menguji pengaruh nilai R atau jarak tetangga dari LBP parameter yang akan di uji menggunakan nilai R 1,2,3

Tabel 6 Tabel performansi pengaruh nilai jarak (R) pada LBP

R	Akurasi(%)	Waktu Komputasi (detik)
1	44	6,46
2	46	5,55
3	60	5,10

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, nilai R yang besar dihasilkan jarak yang bernilai 3. Semakin besar nilai R maka lebih luas daerah untuk di bandingkan dan akurasi yang dihasilkan akan semakin besar. Serta waktu yang dibutuhkan akan semakin cepat.

### 3.3.7 Pengaruh pengujian kernel pada SVM

Pada pengujian metode ini, akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada jenis kernel Linear, Polynomial dan Radial Basis Function (RBF). Dengan rincian ukuran kernel 4x4, dan nilai R yaitu 3.

Tabel 7 Tabel performansi pengaruh Pengaruh pengujian kernel pada SVM

Kernel	Akurasi(%)	Waktu Komputasi (detik)
Linear	60	5,10
Polynomial	60	4,30
Radial Basis Function (RBF)	60	6,20

Berdasarkan Tabel, dapat dilihat bahwa hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi yaitu 60%. Hal ini terjadi karena ciri citra masukan yang terbaca sama dan kernel linear lebih teliti dalam memprediksi. Terlihat bahwa hasil pengujian menunjukkan waktu komputasi tercepat berada di kernel linear sebesar 3,64 detik. Dari keseluruhan pengujian skenario, didapat akurasi terbaik 60% dan waktu komputasi tercepat 3,64 detik. Dengan rincian ukuran kernel 4x4, dan nilai R yaitu 3 dan kernel linear.

### 3.3.8 Pengujian menggunakan parameter pada GLCM

Berikut ini adalah data hasil pengujian untuk mengetahui pengaruh parameter terhadap akurasi dan waktu komputasi.

Tabel 8 Tabel performansi Pengujian menggunakan parameter pada GLCM

Parameter	0°	45°	90°	135°	Waktu Komputasi (detik)
	Akurasi (%)				
energi	40	38	33	30	1,75
homogenitas	30	45	41	39	2,35
kontras	38	44	45	30	1,46
korelasi	45	43	39	37	1,75
energi dan korelasi	48	45	51	50	1,87
energi dan homogenitas	45	51	39	49	1,25
energi dan kontras	48	49	48	35	1,75
energi dan korelasi	35	26	30	20	2,01
homogenitas dan kontras	34	45	25	30	1,85
homogenitas dan korelasi	29	34	43	31	3,65
kontras dan korelasi	48	43	36	35	2,35
energi, homogenitas, kontras, dan korelasi	51	38	45	39	2,62

Berdasarkan tabel diatas akurasi yang terbesar didapatkan pada saat derajat keabuan 0° dan menggunakan parameter energi, homogenitas, kontras, dan korelasi yaitu sebesar 51% lalu akurasi terkecil pada saat derajat keabuan 90° menggunakan parameter homogenitas dan kontras yaitu sebesar 25%. Sedangkan Waktu komputasi terbesar saat menggunakan parameter energi dan korelasi yaitu 1,70 detik dan waktu komputasi terkecil di saat derajat keabuan 0° parameter yang digunakan adalah energi dan homogenitas yaitu 1,25 detik. Hal ini karena semakin beragam parameter orde dua yang digunakan, maka semakin banyak ciri yang didapat, dan semakin bagus juga akurasi yang didapatkan.

### 3.3.9 Pengujian pengaruh level kuantisasi GLCM

Tabel 9 Tabel performansi Pengujian pengaruh level kuantisasi GLCM

Level Kuantisasi	Akurasi(%)	Waktu Komputasi (detik)
8	51	2,62
16	39	4,35
32	45	5,26

akurasi terbesar yang didapatkan yaitu saat level kuantisasi 8 sebesar 51% dan akurasi terkecil saat level kuantisasi 16 yaitu sebesar 39%. Kemudian Waktu komputasi terbesar didapatkan di level kuantisasi 8 yaitu 1,56 detik dan waktu komputasi terkecil di level kuantisasi 32 yaitu 1,26 detik. Karena pada level kuantisasi 8 lebih banyak ciri yang termasuk dalam kelas yang benar. Semakin besar level kuantisasi, semakin kecil level kuantisasi nilainya, maka semakin besar peluang kesalahan.

### 3.3.10 Pengujian Pengaruh Jenis Kernel SVM pada GLCM

Pada pengujian metode ini, akan melihat perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada jenis kernel Linear, Polynomial dan Radial Basis Function (RBF) pada GLCM

Tabel 10 Tabel performansi Pengujian Pengaruh Jenis Kernel SVM pada GLCM

Kernel	Akurasi(%)	Waktu Komputasi (detik)
Linear	51	2,62
Polynomial	51	4,23
Radial Basis Function (RBF)	51	5,30

bahwa hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi yang tetap yaitu 51%. Hal ini karena ciri citra yang terbaca sama, terlihat hasil pengujian menunjukkan waktu komputasi tercepat berada di kernel linear sebesar 2,62 detik. Dari keseluruhan pengujian, didapat akurasi terbaik 51% dan waktu komputasi tercepat 2,62 detik.

## 4. Kesimpulan

Setelah melakukan penelitian identifikasi gender melalui pola sidik bibir, dapat disimpulkan :

1. Dari perbandingan metode tersebut didapatkan hasil HOG sebesar 70% dengan waktu komputasi 2,62 detik, LBP 60% dengan total waktu 3,64 detik dan waktu perindividu 1,46 detik, GLCM 51% dengan waktu komputasi 1,56 detik, dengan menggunakan klasifikasi SVM kernel linear. Sehingga untuk proses penerapan sistem android menggunakan penerapan metode HOG.
2. Sistem deteksi jenis kelamin melalui pola sidik bibir optimal menggunakan HOG dengan dengan parameter Cell Size 4×4, Block Size 2×2, Bin Numbers 9 dan klasifikasi optimal pada kernel linear.
3. Aplikasi yang dirancang mendapat akurasi terbaik yaitu 100% dengan berbagai uji sistem seperti jarak, penentuan sudut untuk mengambil foto, dan cahaya.

**REFERENSI**

- [1] D. P. dan K. Statistik, "Statistik Kriminal 2017," Badan Pusat Statistik, Jakarta, 2017.
- [2] Syamsiar Toppo, Irene Edith Rieuwpassa, J.I. Lisal, Ummi Salmiah Sari, Jurnal Gambaran Sidik Bibir Mahasiswa Pada Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Hasanuddin, Issn:1412-8926
- [3] Datta P, Sood S, Sabarwal JR. Cheiloscopy as a tool for human identification. Indian J Forensic Odontol 2012; 5: 17- 23
- [4] Mutiara Ulfach, Dr. Ir. Bambang Hidayat, Dea, Drg. Fahmi Oscandar M.Kes., Sp.Rkg , "Identifikasi Pola Sidik Bibir Pada Identitas Manusia Menggunakan Metode Content Based Image Retrieval (Cbir) Dan Klasifikasi Learning Vector Quantization Sebagai Aplikasi Bidang Forensik Biometrik Vol.5, No.3 Desember 2018
- [5] Indri Seta Septadina, Jurnal Kedokteran Dan Kesehatan, Volume 2, No.2, April 2015: 231-236.
- [6] T. Shamim, "Forensic Odontology," J. Can. Dent. Assoc., vol. 22, pp. 240–245,2015
- [7] A. Kurniawardhani, N. Suciati and I. Arieshanti, "Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri yang Invariant Terhadap Rotasi," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, vol. 12, no. 2, pp. 48-60, 2014.
- [8] M Mudjosemedi, *Bibir, Sidik Bibir, Ilmu Kesehatan dan Antropologi Ragawi: Integrasi antara Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Banyu Biru Offset,2016
- [9] Mutiara Ulfach, Identifikasi pola sidik bibir pada identitas manusia menggunakan metode *Content Based Image Retrieval* (CBIR) dan klasifikasi *Learning Vector Quantization* (LVQ) sebagai aplikasi bidang forensik biometrik, 2016
- [10] H. Singh and P. Chikkara, *Lip Prints as Evidence*. Forensic Med Toxicol, 2016.
- [11] I. S. Septadina, "Identifikasi Individu dan Jenis Kelamin Berdasarkan Pola Sidik Bibir," *J. Kedokt. dan Kesehat.*, vol. 2, no. 2, pp. 231–236, 2015.
- [12] B. Jahan-Parwar and K. Blackwell, "Lips and Perioral Region Anatomy," 2016.
- [13] V. Rachana, *A Study of Lip Print Pattern in Goan Dental Students-A Digital Approach*, 19th ed. J Forensic and Legal Medicine, 2016.
- [14] P. Datta, S. Sood, and J. Sabarwal, *Cheiloscopy as a tool for human identification*, 5th ed. Indian J Forensic Odontol, 2017.
- [15] T. F. Library, "Lip Prints," *Fed. Bur. Investig.*, 2015.
- [16] P. Kumar, R. Dupare, and V. Gupta, "Role of lip prints as a novel tool in personal identification: An overview.," *SRM J Res Dent Sci*, vol. 4, pp. 21–4.
- [17] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: C.V ANDI, 2009.