
IDENTIFIKASI POLA SIDIK BIBIR PADA IDENTITAS MANUSIA MENGUNAKAN METODE *HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENTS* DAN KLASIFIKASI *SUPPORT VECTOR MACHINE* SEBAGAI APLIKASI BIDANG FORENSIK BIOMETRIK

IDENTIFICATION OF LIP PRINT PATTERN ON HUMAN IDENTITY USING HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENTS AND SUPPORT VECTOR MACHINE FOR BIOMETRIC FORENSIC APPLICATION

Restu Pujiyanti Hidayat¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², drg. Yuti Malinda, MM., M. Kes³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

³Prodi S1 Kedokteran Gigi, Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran Bandung

¹restuph@telkomuniversity.ac.id, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id

³yuti.malinda@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Odontologi forensik adalah sebuah cabang ilmu dari ilmu kedokteran gigi yang bertujuan untuk menerapkan pengetahuan kedokteran gigi dalam memecahkan masalah hukum dan kejahatan. Cabang ini telah digunakan bertahun-tahun untuk mengidentifikasi korban dan tersangka dalam kasus pencurian, pelecehan dan kejahatan yang lainnya. Ilmu kedokteran gigi forensik dapat menentukan identitas seseorang berdasarkan identifikasi salah satunya adalah identifikasi pola sidik bibir. Sidik bibir yang dimiliki oleh individu memiliki sifat konsisten, stabil sepanjang hidup, dan tidak akan berubah baik pola ataupun karakteristiknya. Pada Tugas Akhir telah dilakukan perancangan dan penelitian sebuah simulasi untuk identifikasi pola sidik bibir pada identitas manusia dengan menggunakan citra digital berdasarkan citra sidik bibir. Dengan menggunakan metode ekstraksi ciri *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan untuk klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Hasil dari Tugas Akhir ini adalah suatu sistem yang mampu melakukan identifikasi pola sidik bibir pada identitas manusia berdasarkan klasifikasi Suzuki dan Tsuchihashi. Sistem tersebut mempunyai performansi dengan tingkat akurasi terbesar 92% dengan waktu komputasi 1,4129 detik dengan menggunakan 50 sampel citra latih dan 25 citra uji. Hasil ini didapatkan menggunakan parameter HOG yaitu *Cell Size* 4x4, *Block Size* 2x2 dan *Bin Numbers* 9. Pada proses klasifikasi SVM jenis kernel terbaik yang digunakan pada saat kernel *linear*.

Kata kunci: Forensik Kedokteran Gigi, sidik bibir, *Histogram of Oriented Gradients*, *Support Vector Machine*.

Abstract

Forensic Odontology is a branch of the science of dentistry that aims to apply the knowledge of dentistry in solving legal problems and crime. This branch has been used for years to identify victims and suspects in cases of theft, harassment and other crimes. Forensic dentistry can determine a person's identity based on identification, one of which is the identification of lip pattern. Lip pattern that is owned by an individual has a consistent nature, is stable throughout life, and will not change either the pattern or its characteristics. In the Final Project, a design and research simulation has been carried out to identify the lip print pattern on human identity by using a digital image based on lip print images. By using feature extraction method of Histogram of Oriented Gradients (HOG) and for classification using the Support Vector Machine (SVM) method. The result of this Final Project is a system that is able to identify the lip print pattern on human identity based on the classification of Suzuki and Tsuchihashi. The system has a performance with the highest accuracy rate of 92% with a computing time of 1.4129 seconds using 50 training image samples and 25 test images. These results are obtained using the parameters HOG Cell Size 4x4, Block Size 2x2 and Bin Numbers 9. In the SVM classification process the best kernel types are used when linear kernel.

Keywords: *Odontology Forensic, lip print pattern, Histogram of Oriented Gradients, Support Vector Machine.*

Copyright © 2018 TelkomUniversity. All rights reserved.

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 [1]. 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. Ilmu yang mempermudah penyidik dalam mengidentifikasi korban adalah ilmu forensik kedokteran gigi. Salah satu contoh identifikasi korban adalah melalui identifikasi sidik bibir. Fakta bahwa sidik bibir itu unik untuk manusia telah dikonfirmasi oleh Yasuo Tsuchihashi dan Kazuo Suzuki dalam studi mereka di Universitas Tokio (1968-1971) yang membuktikan bahwa karakteristik bibir unik dan tidak berubah (stabil). [2] Maka sidik bibir dapat dimanfaatkan sebagai salah satu metode identifikasi, karena polanya yang unik, stabil dan berbeda untuk tiap individu.

Berdasarkan latar belakang diatas, penulis bermaksud untuk membuat suatu rancangan program pada aplikasi MATrix LABoratory (MATLAB). Untuk dapat membantu proses identifikasi sidik bibir digunakan *Digital Image Processing*. Citra dari setiap sidik bibir diambil melalui kamera, lalu dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). Citra hasil ekstraksi ciri diklasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM).

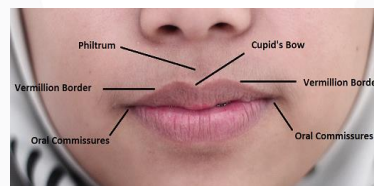
2. Dasar Teori

2.1 Odontologi Forensik

Odontologi forensik atau dikenal ilmu kedokteran gigi forensik adalah salah satu cabang dari ilmu kedokteran gigi yang diterapkan untuk penanganan dan pemeriksaan bukti-bukti melalui gigi dengan evaluasi dan penilaian yang tepat untuk kepentingan peradilan, baik hukum pidana maupun hukum perdata. Definisi odontologi forensik adalah cabang ilmu dari ilmu kedokteran gigi kehakiman yang bertujuan untuk menerapkan pengetahuan kedokteran gigi dalam memecahkan masalah hukum dan kejahatan. Cabang ini telah digunakan bertahun-tahun untuk mengidentifikasi korban dan tersangka dalam bencana massal, pelecehan dan kejahatan yang terorganisir [3].

2.2 Bibir

Bibir merupakan dua lipatan otot yang membentuk gerbang mulut, terdiri dari bibir bagian atas dan bibir bagian bawah [4]. Bibir luar ditutup oleh jaringan kulit, sedangkan bagian dalam ditutupi oleh mukosa mulut [5]. Bibir terdiri dari tiga bagian, yaitu kulit, vernilion, dan mukosa. Bibir bagian atas disusun oleh tiga unit, yaitu 2 lateral dan 1 medial.



Gambar 2.1 Anatomi Bibir

2.3 Sidik Bibir

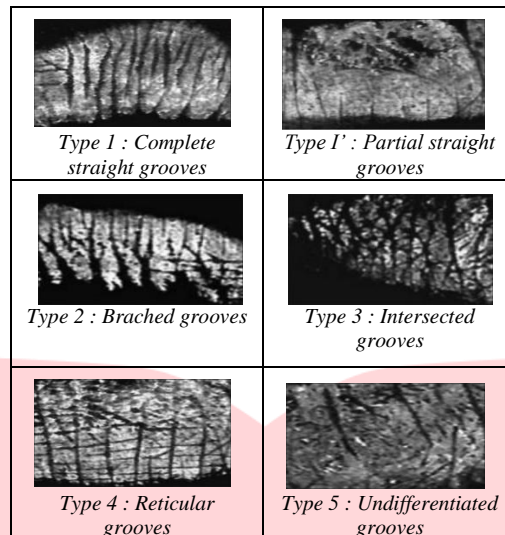
Sidik bibir merupakan garis atau bentuk fisur yang normal dari bentuk kerutan dan kedalaman yang terlihat pada aspek zona transisi bibir manusia antara mukosa labial di bagian dalam dan kulit terluar. Sidik bibir diketahui dalam ilmu forensik untuk membedakan seorang individu dibanding individu lain, sebagaimana dengan sidik jari. Sidik bibir dapat digunakan sebagai pembuktian keaslian seseorang karena beberapa alasan yaitu sidik bibir memiliki sifat unik dan stabil, tidak bisa berubah mulai manusia berusia 6 minggu pada masa kehamilan sampai dengan meninggal, dan dapat mengarahkan langsung pada tersangka kejahatan [6].

2.4 Klasifikasi Pola Sidik Bibir

Saat mengklasifikasi sidik bibir, para ahli membagi kerutan labial dan alur bibir menjadi dua kategori yaitu sederhana dan majemuk. Kerutan dan alur sederhana terbagi menjadi empat kelompok yaitu garis lurus, garis melengkung, garis siku, atau kurva berbentuk sinus. Kerutan dan alur majemuk digolongkan ke dalam bifurkasi, trifurkasi, atau anomali [7].

Suzuki dan Tsuchihashi (1970) mengusulkan klasifikasi pola sidik bibir, yang juga dikenal sebagai klasifikasi Tsuchihashis. Ini adalah klasifikasi yang paling banyak digunakan dalam literatur [8]. Suzuki mengklasifikasikan sidik bibir menjadi enam tipe, yaitu :

- Tipe 1 : Alur yang arahnya vertikal
- Tipe 1' : Alur seperti tipe 1, tetapi hanya sebagian
- Tipe 2 : Alur yang bercabang
- Tipe 3 : Alur yang saling memotong
- Tipe 4 : Alur seperti jala
- Tipe 5 : Alur selain tipe 1-4



Gambar 2. 2 Pola Sidik Bibir [7]

Pola sidik bibir manusia yang paling khas dapat dicatat dalam diagram garis silang cetak bibir (mirip dengan diagram gigi tradisional kuadran) seperti pada Gambar 2.3.



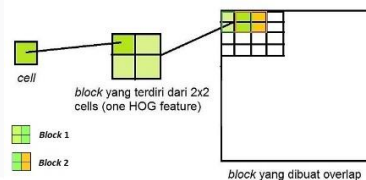
Gambar 2. 3 Pembagian Regio pada Bibir

Untuk mengidentifikasi pola sidik bibir berdasarkan identitas manusia menggunakan regio 2, 3, 6 dan 7. Sedangkan, untuk regio 1, 4, 5 dan 8 tidak digunakan karena permukaannya semakin mengecil sehingga pembacaan tipe sidik bibir sulit dilakukan.

2. 5 Histogram of Oriented Gradients (HOG)

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* kedalam daerah kecil yang disebut *cell*. Tiap *cell* disusun sebuah histogram dari sebuah gradien. Kombinasi dari histogram ini dijadikan sebagai deskriptor yang mewakili sebuah obyek [9]. *Cell* adalah daerah kecil yang merupakan bagian dari suatu *image* yang terdiri dari beberapa piksel. Kumpulan dari beberapa *cell* disebut *block*. Perhitungan *block* dibuat overlap 50% untuk memastikan normalisasi kontras yang memadai.

Setiap piksel dalam sebuah *cell* masing-masing mempunyai nilai histogram berdasarkan nilai yang dihasilkan dalam perhitungan gradien. *Cell* memiliki ukuran 4×4 piksel pada sebuah *image* sedangkan *block* memiliki ukuran 2×2 *cell* atau 8×8 piksel [9]. Penjelasan ditunjukkan pada Gambar 2.4.



Gambar 2. 4 Gambar *Cell* yang menyusun sebuah *Block* [9]

Cell dalam HOG dapat berupa persegi panjang (R-HOG) atau setengah lingkaran (C-HOG). R-HOG diwakili oleh tiga parameter yaitu jumlah *cell* per *block*, jumlah piksel per *cell*, dan jumlah bin per histogram. Sedangkan C-HOG memiliki empat parameter yaitu jumlah sudut dan radial bin, jari-jari *center*, dan faktor ekspansi untuk radius tambahan dari radial bin [9].

Berikut adalah beberapa tahapan dari metode *Histogram of Oriented Gradients* :

1. Menentukan *block* dan *cell*
Pada penelitian Navnet [10] dijelaskan bahwa ukuran citra yang digunakan 64×128 piksel, dan dibagi menjadi 16×16 *block* dengan *overlap* 50%. Setiap *block* terdiri dari 2×2 *cell* dengan ukuran 8×8 piksel. Ilustrasi *block* dan *cell* terdapat pada Gambar 2.4.
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]. Pada Gambar 2.5 menunjukkan visualisasi perhitungan gradien.

	$x, (y-1)$		
$(x-1), y$		$(x+1), y$	
	$x, (y+1)$		

Gambar 2.5 Visualisasi Perhitungan Gradien

$$Ix = (x, y) - f(x, y+2) \quad (2.1)$$

$$Iy = (x, y) - f(x+2, y) \quad (2.2)$$

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

$$\text{Magnitude (besar gradien)} : |G| = \sqrt{Ix^2 + Iy^2} \quad (2.3)$$

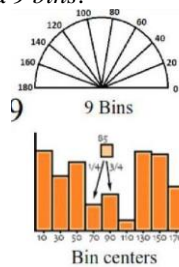
$$\text{Orientation (besar sudut)} : \theta = \tan^{-1} Iy/Ix \quad (2.4)$$

3. Menentukan bin orientasi (*Orientation Bining*)

Bin orientasi adalah proses membagi citra menjadi beberapa daerah yang lebih kecil disebut *cell*. 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 seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.8. Berdasarkan *default* [10], histogram didistribusikan oleh 9 bins dengan besar sudut kelipatan 20° di setiap bin. *Channel* histogramnya *unsigned gradient* yaitu orientasi sudutnya berada di 0 - 180 derajat.

Berikut pemberian *vote* histogram pada 9 bins:



Gambar 2.6 Voting histogram pada HOG [21]

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 2×2 *cell* atau 8×8 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 [10].

$$v = \frac{v}{||v|| + \epsilon} \quad (2.5)$$

Keterangan :

Vn = nilai vektor yang sudah dinormalisasi

v = nilai vektor yang belum dinormalisasi

$||v||$ = vektor norma v

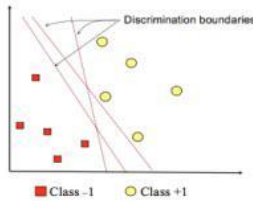
ϵ = konstanta yang bernilai kecil yang berfungsi untuk menghindari terjadinya pembagian dengan nilai nol.

2.6 Support Vector Machine (SVM)

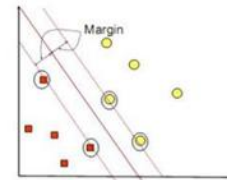
Support Vector Machine (SVM) adalah metode *learning machine* yang bekerja dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua kelas pada *input space*. Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier*, SVM juga dapat digunakan dalam permasalahan *non-linear* dengan menggunakan konsep *kernel trick* pada ruang vektor berdimensi tinggi.

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* [9].

Pada gambar 2.7 dapat dilihat terdapat beberapa alternatif untuk menemukan *hyperplane*. Contoh pada gambar 2.7 terdapat *pattern* anggota dari dua buah kelas, *class* positif (+1) dan disimbolkan dengan lingkaran kuning, *class* negatif (-1) dan disimbolkan dengan kotak merah. Sedangkan pada gambar 2.8 dapat dilihat bahwa terdapat keterangan *margin*. Dengan menggunakan *margin* yang paling maksimum *hyperplane* dapat digunakan menjadi pemisah terbaik untuk dua buah kelas.



Gambar 2. 7 Usaha Pencarian *Hyperplane* [12]



Gambar 2. 8 SVM Menemukan *Hyperplane* Terbaik [12]

SVM merupakan satu varian dari *linear machine* sehingga hanya dapat dipakai untuk menyelesaikan masalah yang sifatnya *linearly separable* [13]. Pada umumnya, masalah dalam domain dunia nyata (*real world*) jarang yang bersifat *linear* tetapi lebih banyak yang bersifat *non linear*. Kebanyakan bersifat *non linear*. Untuk menyelesaikan *problem non linear*, SVM dimodifikasi dengan memasukan fungsi kernel. Kernel *trick* berfungsi memetakan data-data ke dimensi yang lebih tinggi (*feature space*). Tipe kernel pada SVM diantaranya kernel RBF, kernel *Polynomial* dan kernel *Linear*.

2. 7 Performansi Sistem

Pengujian performansi sistem diperlukan untuk mengetahui kekurangan dan kelebihan system. Performansi sistem pada penelitian ini dapat diukur melalui 2 parameter, yaitu :

1. Akurasi Sistem

Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\text{Akurasi (\%)} = \frac{x}{n} \times 100\% \quad (2.6)$$

Keterangan :

x = Jumlah data benar dalam identifikasi pola sidik bibir

n = Jumlah data sampel sidik bibir

2. Waktu Komputasi

Waktu Komputasi adalah waktu yang diperlukan sistem dalam melakukan proses dari awal sampai akhir. Parameter waktu komputasi secara matematis dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$t = t_n - t_1 \quad (2.7)$$

Keterangan :

t = Waktu komputasi pengujian sistem

t_n = Waktu akhir pengujian sistem

t_1 = Waktu awal pengujian sistem

2. 8 Perancangan Sistem

Pada tahap ini akan dijelaskan alur dan langkah pemrograman untuk mengidentifikasi pola sidik bibir yang kemudian akan diklasifikasikan hasil identifikasinya. Metode identifikasi yang digunakan untuk mengidentifikasi ialah *Histogram of Oriented Gradients* dan metode yang digunakan untuk mengklasifikasi ialah *Support Vector Machine*.

Sistem ini dirancang untuk melakukan identifikasi kepemilikan pola sidik bibir. Gambaran umum dapat dilihat pada gambar 2.9 berikut:



Gambar 2. 9 Perancangan Sistem

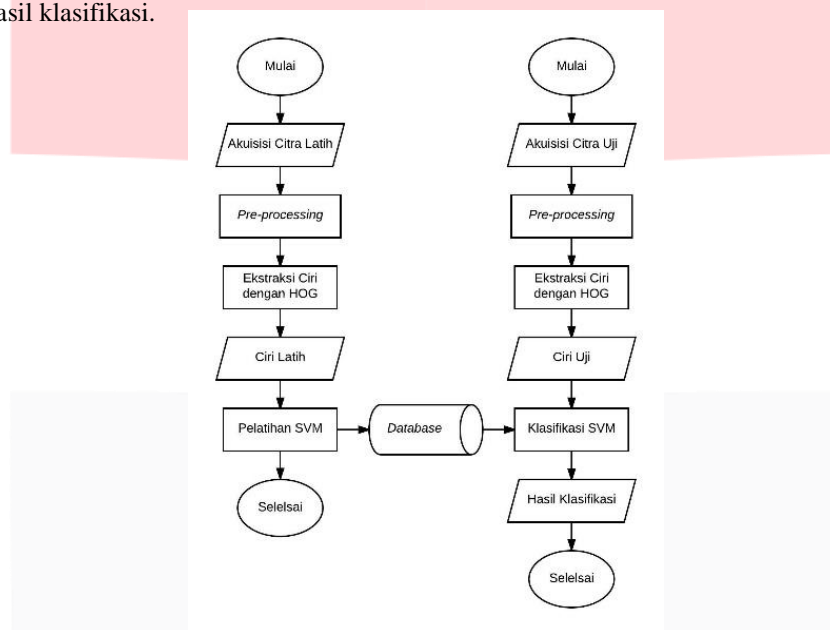
Akuisisi citra merupakan proses pengambilan data sehingga bisa didapatkan citra digital dari bibir. *Pre-processing* merupakan salah satu tahapan yang penting dalam pengolahan citra. Tujuan utama dari *pre-processing* ini adalah membuang informasi-informasi yang tidak diperlukan agar meningkatkan kualitas



dari citra masukan yang diperoleh agar lebih mudah untuk diolah pada tahap selanjutnya. Diagram alir pre-processing terlihat pada gambar 2.10 berikut ini:

Gambar 2. 10 Diagram Blok *Pre-processing*

Setelah proses akuisisi citra dan *pre-processing*, untuk mendapatkan hasil citra pola sidik bibir akan dilakukan tahapan identifikasi citra seperti diagram alir yang ditunjukkan pada gambar 2.11. 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 *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) 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 masukan dari *Support Vector Machine* (SVM) sehingga didapatkan hasil klasifikasi.



Gambar 2. 11 Blok Diagram Data Latih dan Data Uji

5. Pembahasan

Pengujian sistem dilakukan berdasarkan beberapa parameter yang diperoleh selama proses pemrograman sistem. Masing-masing pengujian memiliki hasil yang direpresentasikan dalam bentuk tabel dan kesimpulan dalam bentuk grafik.

Pada pengujian ini dilakukan untuk mendapatkan keluaran hasil citra pola sidik bibir individu. Untuk mendapatkan keluaran tersebut dilakukan dengan menggunakan empat skenario.

3. 1 Pengujian Pengaruh *Cell Size* pada HOG

Pengujian sistem skenario pertama 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 50 data latih dan 25 data uji. Dari kelima variansi *Cell Size* tersebut, maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 3.1.

Tabel 3. 1 Tabel Performansi Pengujian Pengaruh *Cell Size* pada HOG

CELL	AKURASI (%)	WAKTU KOMPUTASI (s)
2×2	88	2,7729
4×4	92	1,4129
8×8	84	1,2526
10×10	80	2,0870

Berdasarkan tabel 4.3, dapat dilihat bahwa hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi tertinggi berada di *Cell Size* 4×4 sebesar 92%. Hal ini karena ukuran ini cukup dapat mengkodekan informasi bentuk untuk mengidentifikasi secara visual dan membatasi jumlah dalam vektor ciri pada HOG. *Cell size* yang melebihi 4×4 piksel tidak menghasilkan banyak informasi bentuk, dan *cell size* yang lebih kecil dapat mengkodekan banyak informasi sehingga meningkatkan dimensi pada vektor ciri HOG.

Sedangkan waktu komputasi tercepat berada di *Cell Size* 8×8 sebesar 1,2526 detik. Hal tersebut terjadi karena saat *cell size* semakin besar, maka histogram pembandingan juga akan semakin sedikit, dan proses pemecahan citra menjadi *cell* juga semakin cepat.

3. 2 Pengujian Pengaruh *Block Size* pada HOG

Pada pengujian sistem skenario kedua ini akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada *Block Size* 2×2 , 4×4 dan 5×5 dengan rincian *Bin Numbers* 9, kernel linear dan pada *cell size* dengan ukuran 4×4 yang memiliki performansi terbaik pada pengujian skenario sebelumnya.

Dari ketiga variansi *block size* tersebut, dengan *Cell Size* 4×4 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 3.2.

Tabel 3. 2 Tabel Performansi Pengujian Pengaruh *Block Size* pada HOG

BLOCK	AKURASI (%)	WAKTU KOMPUTASI (s)
2×2	92	1,4129
4×4	88	1,3558
5×5	84	2,1037

Berdasarkan tabel 3.2, dapat dilihat bahwa hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi tertinggi berada di *Block Size* 4×4 sebesar 92%. Hal ini terjadi karena besar *block size*, maka akan mengurangi kemampuan untuk menekan perubahan iluminasi lokal. Sedangkan semakin kecil *block size*, dapat membantu menangkap lokal piksel yang signifikan sehingga dapat membantu menekan perubahan iluminasi.

Sedangkan waktu komputasi tercepat berada di *Block Size* 4×4 sebesar 1,3558 detik. Hal ini dikarenakan semakin besar *block size* maka akan semakin kecil waktu komputasi karena saat *block size* semakin besar, maka proses pembagian citra menjadi *block* juga akan semakin cepat.

3. 3 Pengujian Pengaruh *Bin Numbers* pada HOG

Pada pengujian sistem skenario ketiga ini akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada Bin 9, 12, 15, 18 dan 36 dengan rincian ukuran *Cell Size* 4×4 , *Block Size* 2×2 dan kernel linear yang memiliki performansi terbaik pada pengujian skenario sebelumnya.

Dari keempat variansi nilai bin tersebut, dengan *Cell Size* 4×4 dan *Block Size* 2×2 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 4.4.

Tabel 3. 3 Tabel Performansi Pengujian Pengaruh *Bin Numbers* pada HOG

BIN	AKURASI (%)	WAKTU KOMPUTASI (s)
9	92	1,4129
12	88	1,7243
15	84	2,3098
18	88	2,2944
36	84	3,4881

Berdasarkan tabel 3.3, dapat dilihat bahwa hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi tertinggi berada di *Bin Numbers* 9 sebesar 92%. Hal ini terjadi karena semakin besar ukuran bin, *detail* orientasi semakin baik.

Sedangkan waktu komputasi tercepat berada pada *Bin Numbers* 9 sebesar 1,4129 detik. Hal ini dikarenakan semakin besar ukuran bin, *feature vector* yang dihasilkan semakin banyak dan mengakibatkan waktu komputasi yang semakin lama.

3. 4 Pengujian Pengaruh Jenis Kernel pada SVM

Pada pengujian sistem skenario keempat ini akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada jenis kernel Linear, Polynomial dan Radial Basis Function (RBF). Dengan rincian Cell Size 4×4 , Block Size 2×2 , dan Bin Numbers 9 yang memiliki performansi terbaik pada pengujian skenario sebelumnya.

Dari ketiga jenis kernel tersebut, dengan Cell Size 4×4 , Block Size 2×2 dan Bin Numbers 9 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 3.4.

Tabel 3. 4 Tabel Performansi Pengujian Pengaruh Jenis Kernel pada SVM

KERNEL	AKURASI (%)	WAKTU KOMPUTASI (s)
LINEAR	92	1,4129
POLYNOMIAL	92	2,6239
RADIAL BASIS FUNCTION (RBF)	92	3,6599

Berdasarkan tabel 3.4, dapat dilihat bahwa hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi yang tetap yaitu 92%. Hal ini terjadi karena ciri citra yang terbaca sama. Sedangkan waktu komputasi tercepat berada di kernel *Linear* sebesar 1,4129 detik.

Dari keseluruhan pengujian skenario, didapat akurasi terbaik 92% dan waktu komputasi tercepat 1,4129 detik. Dengan rincian *Cell Size* 4×4 , *Block Size* 2×2 , *Bin Numbers* 9 dan kernel *linear*.

6. Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada sistem identifikasi pola sidik bibir pada identitas manusia, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Perancangan dan perealisasi sistem untuk mengidentifikasi pola sidik bibir pada identitas manusia menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan klasifikasi dengan *Support Vector Machine* (SVM) terhadap data yang didapatkan telah berhasil dilakukan.
2. Sistem dapat mendeteksi semua pola sidik bibir pada klasifikasi Suzuki dan Tsuchihashi sebesar 92%.
3. Dapat mengetahui parameter yang dapat memberikan hasil akurasi terbaik dalam mengidentifikasi pola sidik bibir pada identitas manusia yaitu pada *Cell Size* 4×4 , *Block Size* 2×2 , *Bin Numbers* 9 dan kernel *linear*.
4. Performansi terbaik yang diperoleh dari semua pengujian adalah akurasi sebesar 92% dengan waktu komputasi sebesar 1,4129 detik, pada kondisi 23 citra bibir teridentifikasi sesuai dengan identitas sebenarnya. Sedangkan, 2 citra bibir lainnya tidak teridentifikasi.

Daftar Referensi

- [1] D. P. dan K. Statistik, "Statistik Kriminal 2017," Badan Pusat Statistik, Jakarta, 2017.
- [2] M. Chora, *Lips Recognition for Biometrics*. Institute of Telecommunications University of Technology & Life Sciences, Bydgoszcz, Poland, 2009.
- [3] T. Shamim, "Forensic Odontology," *J. Can. Dent. Assoc.*, vol. 22, pp. 240–245, 2012.
- [4] M Mudjosemedi, *Bibir, Sidik Bibir, Ilmu Kesehatan dan Antropologi Ragawi: Integrasi antara Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Banyu Biru Offset, 2003.
- [5] H. Singh and P. Chikkara, *Lip Prints as Evidence*. Forensic Med Toxicol, 2011.
- [6] P. Datta, S. Sood, and J. Sabarwal, *Cheiloscopy as a tool for human identification*, 5th ed. Indian J Forensic Odontol, 2012.
- [7] T. F. Library, "Lip Prints," *Fed. Bur. Investig.*, 2014.
- [8] 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, 2013.
- [9] I. K. E. P. dan M. Cahyo Permata, "Deteksi Mobil Menggunakan Histogram of Oriented Gradient," pp. 1–6, 2013.
- [10] D. N and T. B, *Histogram of Oriented Gradients for Human Detection*. 2005.
- [11] C. Li, L. Guo, and Y. Hu, "A New Method Combining HOG and Kalman Filter for Video-Based Human Detection and Tracking," *2010 3rd Int. Congr. Image Signal Process.*, vol. 1, pp. 290–293, 2010.
- [12] A. S. Nugroho, A. B. Witarto, and D. Handoko, "Support Vector Machine Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika," *Mach. Learn.*, pp. 1–11, 2003.
- [13] A. S. Nugroho, "Pengantar Support Vector Machine," pp. 1–6, 2007.

