

Klasifikasi Pola Sidik Bibir Untuk Menentukan Jenis Kelamin Manusia Dengan Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* Dan *Support Vector Machine*

Eka Novita Shandra¹, Budi Darma Setiawan², Yuita Arum Sari³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹ekanovitashandra@gmail.com, ²s.budidarma@ub.ac.id, ³yuita@ub.ac.id

Abstrak

Identifikasi merupakan satu cara yang dapat dilakukan untuk mengenali ciri-ciri individu. Identifikasi diperlukan untuk mencari tahu kejelasan identitas personal pada orang yang sudah meninggal maupun orang yang masih hidup. Didalam dunia kedokteran forensik, peran identifikasi ini sangat penting. Seperti sidik jari, sidik bibir juga memiliki karakteristik unik pada setiap individu. Sidik bibir dapat digunakan sebagai sarana untuk identifikasi kasus forensik maupun non forensik. Untuk kasus nonforensik, sidik bibir dapat menentukan jenis kelamin pada individu. Untuk membantu pada proses identifikasi jenis kelamin berdasarkan sidik bibir, dibutuhkan suatu sistem klasifikasi yang dapat mengklasifikasikan jenis kelamin wanita dan pria. Proses diawali dengan mengumpulkan citra sidik bibir yang kemudian dilakukan *preprocessing* dan melakukan ekstraksi fitur tekstur dengan metode *Gray Leveled Co-occurrence* (GLCM). Fitur yang digunakan ada 4 yaitu ASM, *Contrast*, *Correlation* dan IDM dengan sudut 0°, 45°, 90° dan 135°. Kemudian nilai fitur digunakan data untuk proses *training* dan *testing* menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Data latih yang digunakan pada pengujian yaitu 60 data. Hasil pada penelitian ini belum memberikan tingkat akurasi yang baik karena sistem hanya mampu memberikan akurasi sebesar 51,4% dengan pengujian parameter GLCM yaitu jarak =1 dan parameter SVM λ (*lambda*) = 0.5, *C* (*complexity*) = 1, γ (*gamma*) = 0.01, dan *itermax* = 100.

Kata kunci: Identifikasi, Sidik Bibir, Jenis Kelamin, *Support Vector Machine*, *Gray Leveled Co-Occurrence*

Abstract

*Identification is one way that can be done to recognize individual characteristics. Identification is needed to find out the clarity of personal identity, for both deceased and living people. In the world of forensic medicine, the role of identification is very important. Like fingerprints, lip prints also have unique characteristics for each individual. Lip prints can be used as a means to identify forensic and non-forensic cases. For nonforensic cases, lip prints can determine the sex of an individual. To help in the process of identifying gender based on lip prints, a classification system is needed that can classify the sex of women and men. The process begins with collecting lip print images which are then preprocessed and extracted texture features using the Gray Leveled Co-occurrence (GLCM) method. There are 4 features that are used namely ASM, Contrast, Correlation and IDM with angles of 0°, 45°, 90° and 135°. Then the feature value is used by data for the training and testing process using the Support Vector Machine (SVM) method. The training data used in the test is 60 data. The results of this study have not provided a good level of accuracy because the system is only able to provide an accuracy of 51.4% by testing the GLCM parameter, namely distance = 1 and SVM parameters λ (*lambda*) = 0.5, *C* (*complexity*) = 1, constant (*gamma*) = 0.01, and *itermax* = 100.*

Keywords: *Identification, Lip Prints, Gender, Support Vector Machine, Gray Leveled Co-Occurrence*

1. PENDAHULUAN

Manusia memiliki ciri-ciri yang unik yang melekat pada setiap bagian tubuhnya yang dapat

membedakan satu individu dengan individu lain. Terdapat satu bagian tubuh yang dapat membedakan individu satu dengan yang lain, bagian tubuh itu adalah bibir. Bibir memiliki

guratan garis yang menyebar di seluruh permukaannya. Studi yang mempelajari tentang metode identifikasi berdasarkan sidik bibir disebut *cheiloscopy* (Randhawa, Narang, & Arora, 2011). Sidik bibir dapat menjadi sarana identifikasi untuk kasus forensik maupun non-forensik. Untuk kasus forensik, sidik bibir dapat digunakan untuk memecahkan kasus pembunuhan, pemerkosaan ataupun pencurian. Sedangkan pada kasus yang non-forensik, sidik bibir dapat digunakan untuk mengidentifikasi jenis kelamin, usia, dan juga ras (Septadina, 2015).

Dari website Data Informasi Bencana Indonesia (DIBI), pada 10 tahun terakhir Indonesia mengalami bencana dengan jumlah kejadian sebanyak 20.733 kali dan tercatat memakan korban jiwa sebanyak 8.197 korban, diantaranya ada yang meninggal dan hilang. Kecelakaan terbakarnya pesawat Garuda GA 200 PK-GZC Boeing 737-400 di tahun 2007 yang membawa 133 penumpang dan 7 awak pesawat, telah menewaskan 21 penumpang. tidak semua jenazah dapat diidentifikasi dengan mudah karena banyak korban yang ikut terbakar. Karena korban terbakar, maka tidak semua jenazah dapat diidentifikasi dengan mudah, sehingga digunakan berbagai cara kombinasi dari identifikasi pada korban jiwa (Prawestiningtyas & Algozi, 2009).

Pemeriksaan forensik dengan DNA tidaklah cukup untuk membantu penanganan secara medis pada korban jiwa bencana. Oleh karena itu, identifikasi perlu dikembangkan. Sidik bibir bisa dikembangkan pada proses forensik karena sidik bibir memiliki pola yang unik dan bersifat individual setiap orangnya. Sidik bibir sudah dapat diamati saat bayi masih berusia empat bulan. Beberapa penelitian melaporkan bahwa sidik bibir bersifat permanen dan tidak berubah selama hidup seseorang (Septadina, 2015). Sehingga sidik bibir dapat dijadikan salah satu saran dalam mengidentifikasi korban jiwa secara langsung ditempat kejadian perkara.

GLCM merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mendapatkan nilai ciri-ciri tekstur pada citra yang dihitung nilai probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan arah tertentu. Haralick (1973) mengusulkan berbagai jenis ciri tekstur yang dapat diekstraksi dari matriks kookurensi. Adapun parameter atau ciri-ciri tekstur yang biasa digunakan dalam penelitian sebelumnya dari metode *GLCM* diantaranya adalah *Angular*

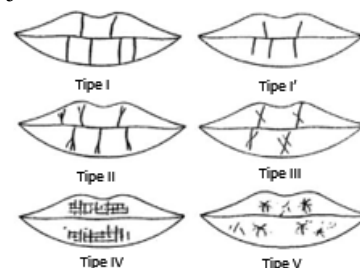
Second Moment, Contrast, Correlation, dan *Inverse Difference Moment*. Salah satu penelitian tentang ekstraksi fitur *GLCM* diantaranya yaitu penelitian oleh Kurniawan (2016) yaitu identifikasi penyakit daun tembakau dengan metode *GLCM* sebagai ekstraksi fitur tekstur dan menggunakan metode *SVM* sebagai pengklasifikasi jenis penyakit daun tembakau. Rata-rata akurasi yang dihasilkan yaitu 74% dan untuk akurasi tertinggi yaitu 80% menggunakan *kernel Polynomial* dan menggunakan jarak piksel 1, 2, 3, 5 dan 6. Sedangkan untuk akurasi terendah yaitu 63% menggunakan *kernel gaussian (rbf)* dan menggunakan jarak piksel 1. Pada penelitian tersebut menggunakan 4 fitur *GLCM* yaitu *ASM, Contrast, Correlation*, dan *IDM*, yang kemudian hasil dari masing-masing ekstraksi fitur diklasifikasikan menggunakan metode *Support Vector Machine. SVM* dipilih karena merupakan salah satu metode klasifikasi yang *robust* dalam mengklasifikasikan dua kelas data (Lathief, 2016).

Dari hasil pemaparan diatas terkait dengan sidik bibir, metode *GLCM* dan metode *SVM* tersebut menjadikan alasan utama Penulis dalam membuat suatu sistem yang dapat berguna dan membantu penentuan jenis kelamin individu menggunakan sidik bibir yaitu dengan memanfaatkan citra digital dalam mengidentifikasi jenis kelamin manusia.

2. LANDASAN KEPUSTAKAAN

2.1. Sidik Bibir

Sidik bibir memiliki berbagai macam variasi, bentuk, maupun arah pada setiap individu. Arah yang terbentuk dapat berupa vertikal, horizontal, dan miring. Alur yang terbentuk akan berbeda pada setiap individu, maka dari itu didapatkan sidik bibir dari gambaran alur-alur pada bibir. Berikut klasifikasi sidik bibir oleh Suzuki dan Tsuchihashi (1970) yang membagi pola sidik bibir menjadi enam.



Gambar 3. Tipe Sidik Bibir Suzuki dan Tsuchihashi

Penelitian yang dilakukan oleh Vahanwala-Parekh disarankan agar pola sidik bibir diklasifikasikan berdasarkan jenis kelamin dengan ketentuan pada Tabel 1.

Tabel 1. Klasifikasi Sidik Bibir Berdasarkan Jenis Kelamin

Dominan	Kuadran	Tipe
Wanita	1	Tipe I & Tipe I'
Pria	2	Tipe II
Wanita	3	Tipe I
Wanita	4	Tipe I
Pria	1 dan 2	Tipe III
Varied Patterns	Semua Kuadran	Pria
Same Patterns	Semua Kuadran	Wanita

2.2. Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM)

GLCM merupakan salah satu metode dalam ekstraksi fitur. GLCM didapatkan dari perhitungan tekstur dengan dua orde. Orde pertama berasal dari hasil perhitungan statistik berdasarkan nilai piksel citra asli dan tidak memperhatikan piksel ketetanggaan, sedangkan pada orde kedua adalah hasil perhitungan dari pasangan dua piksel citra asli (Kadir & Susanto, 2012).

Langkah-langkah metode GLCM

1. Normalisasi, yaitu proses mengubah rentang nilai intensitas *pixel*. Dengan rumus *min-max normalization* pada Persamaan 1.

$$(I - Min) \frac{newMax - newMin}{Max - Min} + newMin \quad (1)$$

Keterangan:

I = nilai piksel

Max = nilai maksimal variabel *I*

Min = nilai minimum variabel *I*

newMax = nilai baru maksimal variable *I*

newMin = nilai baru minimum variable *I*

2. Membuat area kerja matriks yang digunakan untuk memasukkan hubungan spasial dari nilai piksel citra.
3. Menentukan hubungan spasial antara piksel referensi dengan piksel tetangga, berapa nilai sudut θ dan jarak *d*. Kemudian menghitung jumlah kookurensi dan mengisikannya pada area kerja matriks.
4. Membuat matriks simetris dengan menjumlahkan matriks kookurensi dengan matriks transposenya.
5. Normalisasi matriks untuk mengubahnya ke bentuk probabilitas.

Selanjutnya menghitung nilai tekstur dengan persamaan Haralick (1973) yang didefenisikan sebagai berikut:

1. Momen Angular Kedua (*Angular Second Moment*) atau *Energy*. Rumus ASM dapat dilihat pada Persamaan 2.

$$ASM = \sum_{i,j=0}^{N_g} Pd(i,j)^2 \quad (2)$$

Keterangan:

N_g = Nilai Level Keabuan.

i dan *j* = Nilai sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan.

Pd(i, j) = nilai pada baris *i* dan kolom *j* pada matriks kookurensi yang sudah ternormalisasi.

2. Kontras (*Contrast*)

Untuk menghitung kontras dapat dilakukan dengan Persamaan 3.

$$Con = \sum_{i,j=0}^{N_g} (i - j)^2 Pd(i,j) \quad (3)$$

Keterangan:

N_g = Nilai Level Keabuan.

i dan *j* = Nilai sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan.

Pd(i, j) = Nilai pada baris *i* dan kolom *j* pada matriks kookurensi yang sudah ternormalisasi.

3. Korelasi (*Correlation*)

Untuk menghitung korelasi dapat dilakukan dengan Persamaan 4.

$$Cor = \sum_{i,j=0}^{N_g} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) \cdot Pd(i,j)}{\sigma_i \cdot \sigma_j} \quad (4)$$

Keterangan:

N_g = Nilai Level Keabuan.

i dan *j* = Nilai sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan.

Pd(i, j) = Nilai pada baris *i* dan kolom *j* pada matriks kookurensi yang sudah ternormalisasi.

μ_i = Nilai rata-rata elemen kolom pada matriks *Pd(i, j)*.

μ_j = Nilai rata-rata elemen baris pada matriks *Pd(i, j)*.

σ_i = Nilai simpangan baku elemen kolom pada matriks.

σ_j = Nilai simpangan baku elemen baris pada matriks.

4. Momen Selisih Terbalik (*Inverse Difference*). Rumus IDM dapat dilihat pada Persamaan 5.

$$IDM = \sum_{i,j=0}^{N_g} \frac{1}{1+(i-j)^2} Pd(i,j) \quad (5)$$

Keterangan:

N_g = Nilai Level Keabuan.

i dan *j* = Nilai sifat keabuan dari resolusi 2 piksel yang berdekatan.

Pd(i, j) = Nilai pada baris *i* dan kolom *j* pada matriks kookurensi yang sudah ternormalisasi.

ternormalisasi.

2.3. Support Vector Machine (SVM)

Konsep sederhana dari algoritme SVM adalah mencari *hyperplane* atau garis pembatas terbaik yang berfungsi untuk memisahkan dua kelas pada *input space*. 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 (Vijayakumar S, 1999).

1. Melakukan inisialisasi terhadap $\alpha_i = 0$ dan parameter lainnya, seperti nilai λ, γ, C dan iterasi maksimal

Keterangan:

α_i = alfa ke-I, digunakan untuk mencari *support vector*.

γ = konstanta *gamma* untuk mengontrol kecepatan.

C = konstanta C untuk membatasi nilai alfa.

λ = nilai *Lambda*

2. Menghitung matriks *Hessian* menggunakan Persamaan 6 sebagai berikut.

$$D_{ij} = y_i y_j (K(x_i, x_j) + \lambda^2) \quad (6)$$

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

λ = nilai *lambda*

$K(x_i, x_j)$ = fungsi *kernel* yang digunakan

3. Melakukan iterasi untuk setiap iterasi yang telah di inisialisasi di awal, lalu menghitung nilai E_i menggunakan Persamaan 7 sebagai berikut.

$$E_i = \sum_{j=1}^n \alpha_j D_{ij} \quad (7)$$

Keterangan:

α_i = alfa ke-i

E_i = *error rate*

D_{ij} = matriks *hessian*

4. Menghitung nilai $\delta\alpha_i$ yang dihitung menggunakan Persamaan 8 sebagai berikut.

$$\delta\alpha_i = \min(\max[\gamma(1 - E_i), -\alpha_i], C - \alpha_i) \quad (8)$$

Keterangan:

α_i = alfa ke-i

E_i = *error rate*

C = konstanta C

γ = konstanta *gamma*

5. Memperbarui nilai α_i yang dihitung menggunakan Persamaan 9 sebagai berikut.

$$\alpha_i = \alpha_i + \delta\alpha_i \quad (9)$$

Keterangan:

α_i = alfa ke-i

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

3. PENGUMPULAN DATA

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil langsung beberapa foto bibir dari mahasiswa dan mahasiswi Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya. Ketentuan pengambilan foto yaitu bibir dalam kondisi normal, dalam posisi istirahat dan tidak menggunakan pewarna bibir yang mengkilap. Lokasi pengambilan data bertempat di ruang kelas dan diluar kelas Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya. Perangkat yang digunakan dalam pengumpulan data citra bibir yaitu kamera dari Iphone 5s dengan spesifikasi kamera 8MP (belakang), Dual LED, F/2.2. Format yang digunakan pada citra bibir yaitu *Joint Photographic Group* (.jpg). Jarak pengambilan foto kurang lebih 20cm dari objek. Jumlah citra bibir yang diambil sebanyak 60, untuk citra bibir pria diambil sebanyak 30 dan wanita sebanyak 30.



(a)

(b)

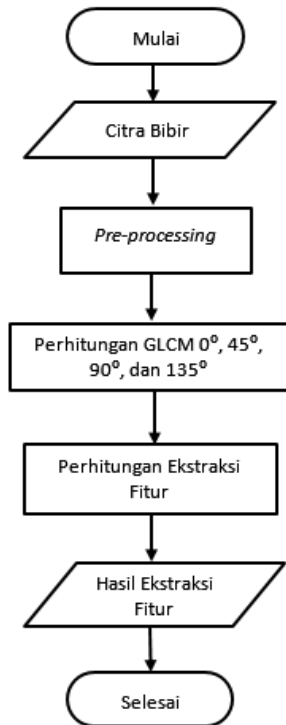
Gambar 2. (a) Bibir Pria, (b) Bibir Wanita

4. PERANCANGAN ALGORITME

4.1. Perancangan Proses Algoritme GLCM

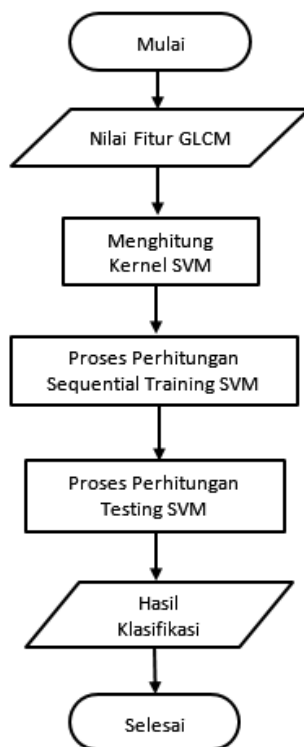
Proses dari metode *GLCM* yang dimulai dari memasukan data berupa citra bibir. Setelah input citra, Kemudian melakukan *pre-processing*, yaitu dengan mengubah citra bibir dari RGB menjadi greyscale. Selanjutnya melakukan perhitungan fitur tekstur *GLCM* dengan citra yang telah dilakukan *pre-processing*. Setelah mendapatkan nilai piksel dari citra yang sudah diubah menjadi *greyscale*, melakukan normalisasi terhadap nilai *matrix pixel* citra *greyscale*. Setelah itu menghitung matriks awal yaitu hubungan spasial nilai *matrix* citra *grayscale* dengan sudut $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ dan jarak = 1. Setelah itu melakukan penjumlahan antara matriks awal dengan transposnya untuk mendapatkan hasil matriks *co-occurrence* yang simetris. Hasil matriks simetris kemudian dinormalisasi dengan membagi tiap-tiap nilai pada matriks dengan

total keseluruhan nilai pada matriks. Dari hasil matriks yang telah dinormalisasi, dilakukan perhitungan ekstraksi fitur sebanyak 4 fitur yaitu *ASM*, *Contrast*, *Correlation*, dan *IDM*.



Gambar 3. Diagram Alir Proses *GLCM*

4.2. Perancangan Proses Algoritme *Support Vector Machine*



Gambar 4. Diagram Alir Proses *Support Vector*

Machine

Berdasarkan gambar 4, alur dari metode SVM yang dimulai Mengambil masukan *data fitur* yaitu berupa nilai fitur *GLCM*. Lalu melakukan perhitungan *kernel SVM*. Kernel yang digunakan adalah *Kernel Polinomial* pada Persamaan 10.

$$K(x, y) = x \cdot y^d \tag{10}$$

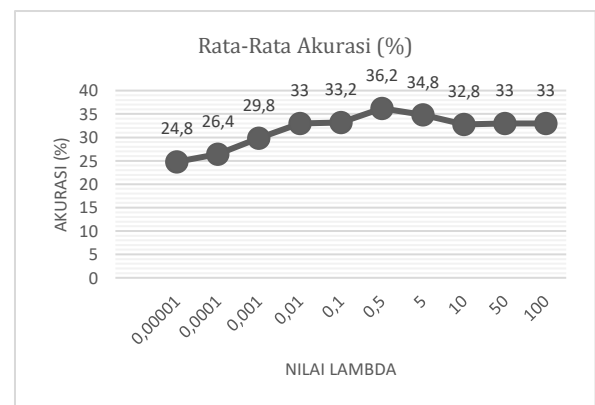
Langkah berikutnya melakukan perhitungan data latih SVM dengan menggunakan metode *sequential training SVM* pada Persamaan 6, Persamaan 7, Persamaan 8 dan Persamaan 9. Lalu melakukan perhitungan data uji menggunakan *testing SVM*. Tahap terakhir yaitu berupa hasil klasifikasi dari proses perhitungan yang sudah dilakukan.

5. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pengujian dan analisis yang dilakukan pada sistem yaitu pengujian parameter *lamda*, parameter *gamma*, parameter *complexity*, jumlah iterasi dan jarak dengan perbandingan. *Kernel* yang digunakan adalah *kernel polynomial* dan jumlah dataset adalah 60. Rasio untuk data latih dan data uji pada pengujian ini yaitu 80%:20%.

5.1. Pengujian Parameter λ (*Lambda*)

Pada pengujian parameter nilai *lambda* bertujuan untuk mengetahui pada nilai *lambda* berapa yang memberikan nilai akurasi terbaik untuk sistem. Nilai yang dipakai pada pengujian *lambda* ada 10, dimulai dari 0.00001 sampai 100. Untuk pengujian ini juga menggunakan parameter $C = 1$, $\gamma = 0.01$ dan $itermax = 10$.



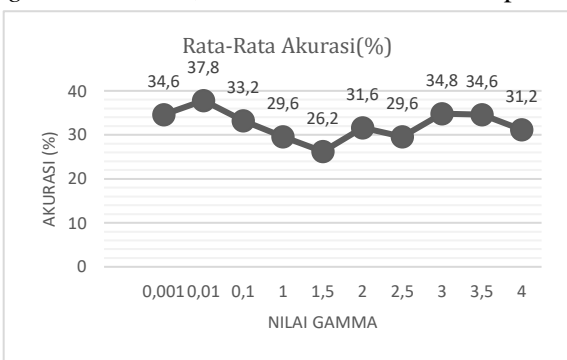
Gambar 5. Grafik Hasil Pengujian Parameter λ (*Lambda*)

Rata-rata tingkat akurasi terbaik didapatkan pada saat parameter *lambda* diberikan nilai 0.5 yaitu sebesar 36,2%. Nilai parameter *lambda* memiliki pengaruh terhadap jarak *margin* yaitu dapat menghasilkan nilai *hyperplane* yang baik

(Hasanah, Pratama, & Cholissodin,2016). Apabila nilai λ terlalu besar dapat mengakibatkan waktu komputasi untuk perhitungan matriks *Hessian* lebih lama. Hal tersebut disebabkan karena *augmented factor* (λ) dapat mempengaruhi sistem menjadi lebih lambat untuk mencapai konvergensi dan proses pembelajaran menjadi tidak stabil. Jadi dapat disimpulkan bahwa nilai λ yang besar tidak membuat hasil rata-rata akurasi menjadi lebih tinggi, karena pada saat nilai λ bernilai kecil akan membuat lebar *margin* mengecil dan memberikan batas perpotongan atau *hyperplane* yang baik (Souza,2010).

5.2. Pengujian Parameter Gamma

Pada pengujian parameter nilai γ bertujuan untuk mengetahui pada nilai γ berapa yang memberikan nilai akurasi terbaik untuk sistem. Nilai yang dipakai pada pengujian γ ada 10, dimulai dari 0.001 sampai 4.



Untuk pengujian ini juga menggunakan parameter $C = 1$, $\lambda = 0.5$ dan $itermax = 10$.

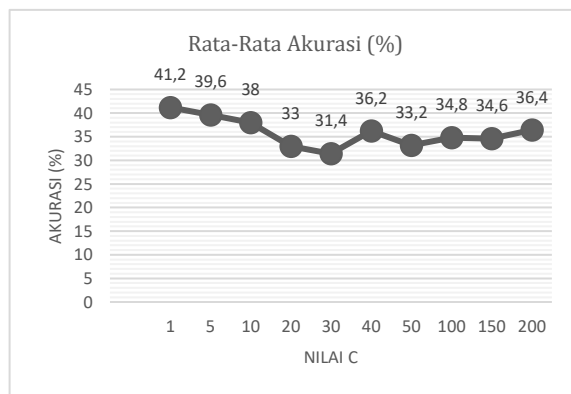
Gambar 6. Grafik Hasil Pengujian Parameter Gamma

Rata-rata tingkat akurasi terbaik didapatkan pada saat parameter γ diberikan nilai 0.01 yaitu sebesar 37,8%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa semakin kecil nilai konstanta γ maka diperlukan iterasi semakin banyak dan akurasi yang dihasilkan dapat lebih baik. Jika semakin besar nilai γ yang digunakan, maka laju pembelajaran juga semakin cepat. Hal tersebut dapat menyebabkan penurunan tingkat akurasi sistem karena ketelitian sistem berkurang (Kurniawaty, Cholissodin, & Adikara, 2018). Parameter γ pada *sequential learning* berfungsi untuk mengontrol kecepatan pada saat pelatihan.

5.3. Pengujian Parameter Complexity (C)

Pengujian parameter nilai C bertujuan untuk mengetahui pada nilai C berapa yang memberikan nilai akurasi terbaik untuk

sistem. Nilai yang dipakai pada pengujian *complexity* ada 10, dimulai dari 1 sampai 200.



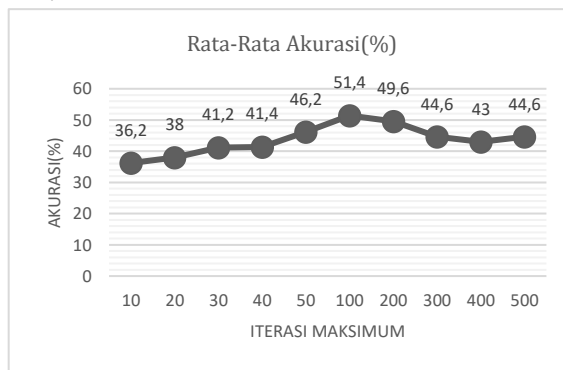
Untuk pengujian ini juga menggunakan parameter $\lambda = 0.5$, $\gamma = 0.01$ dan $itermax = 10$.

Gambar 7. Grafik Hasil Pengujian Parameter C

Rata-rata tingkat akurasi terbaik didapatkan pada saat parameter *complexity* diberikan nilai yaitu sebesar 41,2%. Nilai rata-rata akurasi mengalami penurunan pada saat nilai C bernilai 5 sampai 30. Penting untuk memaksimalkan *margin* dan meminimalkan jumlah *slack* Pada saat nilai C semakin mendekati 0, maka lebar *margin* pada *hyperplane* akan maksimal dan menyebabkan akurasi sistem yang semakin tinggi (Puspitasari, Ratnawati, & Widodo, 2018).

5.4. Pengujian Parameter Iterasi Maksimal

Pengujian parameter nilai iterasi maksimal bertujuan untuk mengetahui pada nilai iterasi maksimal berapa yang memberikan nilai akurasi terbaik untuk sistem. Nilai yang dipakai pada pengujian nilai iterasi maksimal ada 10, dimulai dari 1 sampai 200. Untuk pengujian ini juga menggunakan parameter $\lambda = 0.5$, $\gamma = 0.01$ dan $C = 1$.



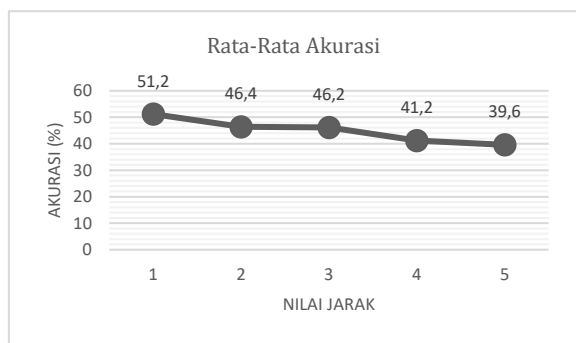
Gambar 8. Grafik Hasil Pengujian Parameter Iterasi Maksimal

Rata-rata tingkat akurasi terbaik didapatkan pada saat parameter nilai iterasi maksimal diberikan nilai 100 yaitu sebesar 51,4%. Nilai rata-rata akurasi mengalami kenaikan pada saat

nilai iterasi maksimal bernilai 10 sampai 100, tetapi kemudian disaat iterasi maksimal bernilai 200 sampai 500 mengalami penurunan. Ini menunjukkan bahwa semakin besar jumlah iterasi tidak menjamin nilai akurasi yang lebih tinggi karena nilai *ai* belum mencapai nilai konvergen. Menurunnya akurasi disaat iterasi bertambah terjadi karena rasio *support vector* yang tidak seimbang dan beberapa data terletak jauh dari bidang pemisah (*hyperplane*) yang ideal (Harahap, Muflikhah, & Rahayudi, 2018).

5.5. Pengujian Nilai Jarak (*d*)

Pengujian parameter nilai jarak bertujuan untuk mengetahui pada nilai jarak berapa yang memberikan nilai akurasi terbaik untuk sistem. Pengujian nilai *d* merupakan pengujian parameter ekstraksi fitur GLCM yang menentukan hasil pembentukan nilai matriks awal berdasarkan jarak *pixel*. Nilai yang dipakai pada pengujian nilai jarak ada 5, yaitu 1,2,3,4 dan 5.








Gambar 7. Grafik Hasil Pengujian Parameter Nilai Jarak

Rata-rata tingkat akurasi terbaik didapatkan pada saat parameter nilai jarak diberikan nilai 1 yaitu sebesar 51,2%. Nilai rata-rata akurasi mengalami penurunan terus menerus disaat nilai *d* bernilai 2 sampai 5. Parameter nilai akurasi menurun karena pengaruh pembentukan matrik kookurensi. Semakin jauh jarak ketetanggaan pasangan pixel akan menghasilkan pengenalan nilai yang semakin jauh atau buruk (Hidanti, Zahra & Isnanto, 2018).

Berikut merupakan hasil percobaan pengujian klasifikasi jenis kelamin berdasarkan sidik bibir dengan skenario nilai parameter $\lambda=0.5$, $\gamma=0.01$, $C=1$, dan *itermax* = 100 dan jarak = 1.

Tabel 2. Hasil Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Sidik Bibir

Data	Kuadr	Kelas Klasifikasi	Jenis Kelamin	Hasil Klasifikasi
	1	TYPE_V	PRIA	PRIA
	2	TYPE_V		
	3	TYPE_II		

	4	TYPE_II	WANITA	WANITA
	1	TYPE_I'		
	2	TYPE_I'		
	3	TYPE_I'		
	1	TYPE_II	PRIA	WANITA
	2	TYPE_I'		
	3	TYPE_I		
	4	TYPE_I'		
	1	TYPE_V	WANITA	WANITA
	2	TYPE_V		
	3	TYPE_V		
	4	TYPE_V		
	1	TYPE_I'	WANITA	WANITA
	2	TYPE_I'		
	3	TYPE_I		
	4	TYPE_II		
	1	TYPE_V	PRIA	PRIA
	2	TYPE_I		
	3	TYPE_V		
	4	TYPE_II		

Pada Tabel 2 dapat dilihat bahwa sistem mampu memberikan hasil klasifikasi jenis kelamin dengan tepat. Penentuan jenis kelamin dilakukan berdasarkan rule klasifikasi jenis kelamin seperti pada Tabel 1. Dari Tabel 2 juga terdapat 1 data yang belum tepat memberikan hasil klasifikasi terhadap jenis kelamin. Hal ini disebabkan karna nilai tekstur memang masuk kedalam kelas yang merepresentasikan klasifikasi rule untuk jenis kelamin wanita. Untuk kedepannya, dapat dilakukan penambahan data training untuk pelatihan sistem ini agar dapat dengan valid memberikan hasil keluaran klasifikasi. Dikarenakan jumlah dataset yang masih sedikit membuat pembentukan *hyperplane* pada proses SVM masih terlalu sederhana sehingga belum mampu dengan benar memberikan klasifikasi data yang belum dikenali sebelumnya.

Berikut merupakan hasil klasifikasi kelas tipe sidik bibir dengan skenario nilai parameter $\lambda=0.5$, $\gamma=0.01$, $C=1$, dan *itermax* = 100 dan jarak = 1.



Gambar 8. Hasil Klasifikasi

Pada Gambar 8 dapat dilihat untuk hasil klasifikasi yang benar berjumlah 3 data dan data

yang tidak sesuai dengan kelas nya ada 3 data. Hal ini disebabkan karena kurangnya data untuk pelatihan pada kelas tersebut. Solusi yang dapat dilakukan yaitu melakukan perbaikan citra agar dapat membedakan pola kelas dengan baik dan memperbanyak data latih agar dapat dengan tepat memberikan hyperplane yang optimal untuk dapat memberikan hasil klasifikasi yang benar.

6. KESIMPULAN

Permasalahan klasifikasi jenis kelamin dengan metode *gray level co-occurrence matrix* dan *support vector machine*, sistem masih kurang dapat memberikan hasil klasifikasi sesuai dengan kelasnya. Hal ini karena tidak adanya seleksi fitur untuk setiap data agar mewakili ciri yang spesifik untuk pembeda dengan kelas lainnya dan jumlah juga dataset yang sedikit. Nilai rata-rata akurasi hanya mampu mencapai nilai 51,4% dengan skenario pengujian yaitu rasio data 80% data *training* : 20% data *testing*, menggunakan kernel *polynomial* dan nilai parameter yaitu $\lambda=0.5$, $\gamma=0.01$, $C=1$, *itermax* = 100 dan jarak=1. Pengaruh variasi nilai parameter *lambda*, *gamma*, *C*, iterasi maksimal dan *d* pada pengujian memberikan hasil yaitu hampir semua nilai akurasi data nilainya tidak optimal. Akurasi yang rendah tersebut disebabkan karena nilai tekstur pada beberapa dataset yang kelasnya berbeda memiliki kemiripan dan perbedaan pola pada setiap kelas tidak signifikan. Walaupun rata-rata akurasi yang didapatkan masih rendah, sistem sudah dapat dengan benar mengklasifikasikan beberapa tipe bibir.

Untuk penelitian lebih lanjut agar dapat meningkatkan hasil yang diperoleh sistem, dengan melakukan perbaikan seperti menambahkan beberapa tahapan *pre-processing* agar membuat kualitas citra menjadi lebih baik untuk dapat memisahkan dengan benar kelas-kelas yang termasuk didalamnya dan juga dapat mencoba menggunakan metode ekstraksi fitur lainnya. Kemudian untuk kasus multi-class pada SVM dapat mencoba menggunakan strategi *One Against One* ataupun strategi yang lainnya.

7. DAFTAR PUSTAKA

Harahap, E. H., Muflikhah, L. & Rahayudi, B., 2018. Implementasi Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) Untuk Penentuan Seleksi Atlet Pencak Silat. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan*

Ilmu Komputer, Volume 2, pp. 3843-3848.

Haralick, R. M., Shanmugam, K. & Dinstein, I., 1973. Textural Features for Image Classification. pp. 610 - 621.

Hidanti, M., Zahra, A. A. & Isnanto, R. R., 2016. Sistem Identifikasi Jenis Tanaman Obat Menggunakan Matriks Kookurensi Aras Keabuan (GLCM) dan Jarak Canberra. *Proceedings Seminar Nasional Teknik Elektro (FORTEI 2016)*, p. 115.

Kadir, A. & Susanto, A., 2012. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta: Andi.

Kasprzak, J., 1990. Possibilities of Cheiloscopy. *Forensic Science International*, pp. 145-151.

Kurniawan, N. Z., Rasmana, S. T. & Triwidyastuti, Y., 2016. Identifikasi Jenis Penyakit Daun Tembakau Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Dan Support Vector Machine (SVM). *JCONES*, Volume 5, pp. 158-163.

Kurniawaty, D., Cholissodin, I. & Adikara, P. P., 2018. Klasifikasi Gangguan Jiwa Skizofrenia Menggunakan Algoritme Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Volume 2, pp. 1866-1873.

Lathief, D., 2016. Klasifikasi Jenis Kelamin Manusia menggunakan Citra Wajah berbasis Metode Support Vector Machine (SVM).

Prawestiningtyas, E. & Algozi, A. M., 2009. Forensic Identification Based on Both Primary and Secondary Examination Priority in. *Jurnal Kedokteran Brawijaya*, Volume XXV.

Puspitasari, A. M., Ratnawati, D. E. & Widodo, A., 2018. Klasifikasi Penyakit Gigi Dan Mulut Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Volume 2, pp. 802-810.

Septadina, I. S., 2015. Identifikasi Individu dan Jenis Kelamin Berdasarkan Pola Sidik Bibir. April, Volume II, pp. 231-236.

Vijayakumar, S. & Wu, S., 1999. *Sequential Support Vector Classifiers and Regression*. *International Conference on SoftComputing*, pp. 610-619.