

IDENTIFIKASI POLA SIDIK BIBIR PADA PRIA DAN WANITA MENGGUNAKAN METODE DISCRETE WAVELET TRANSFORM DAN KLASIFIKASI SUPPORT VECTOR MACHINE SEBAGAI APLIKASI BIDANG FORENSIK

IDENTIFICATION OF LIP PRINT PATTERN ON MEN AND WOMEN USING DISCRETE WAVELET TRANSFORM AND SUPPORT VECTOR MACHINE FOR FORENSIC APPLICATION

Sarah Aura Nadienda¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², H. Fahmi Oscandar, drg., MKes, SpRKG³

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

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

¹ sarahaura@telkomuniversity.ac.id, ² bhidayat@telkomuniversity.ac.id, ³ fahmi.oscandar@fkg.unpad.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. Sidik bibir memiliki sifat konsisten, stabil sepanjang hidup, dan tidak akan berubah baik pola ataupun karakteristiknya. Sidik bibir dapat diamati sejak bayi berusia empat bulan. Sampel sidik bibir diperoleh melalui kerjasama dengan Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Padjajaran dan mahasiswa Universitas Telkom.

Tugas akhir ini dibuat bertujuan untuk memudahkan identifikasi pola sidik bibir pada pria dan wanita. Pengolahan sampel citra bibir, dalam penelitian ini diimplementasikan metode ekstraksi ciri Discrete Wavelet Transform (DWT) dan metode klasifikasi Support Vector Machine (SVM).

Hasil dari tugas akhir ini adalah suatu program yang mampu melakukan identifikasi berdasarkan pola sidik bibir pria dan wanita. Didapatkan akurasi terbaik pada SVM One-Against-All (OAA) sebesar 70,83% dan pada SVM One-Against-One (OAO) didapatkan nilai akurasi sebesar 54,17%.

Kata kunci: *Forensik Kedokteran Gigi, sidik bibir, Discrete Wavelet Transform, Support Vector Machine, subband, highpass, lowpass filter, hyperplane*

Abstract

Forensic is a field of science used to assist in the process of identifying 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 print pattern. Lip print pattern have distinctive characteristics as well as the comparison of fingerprints.

Lip print pattern have distinctive characteristics as well as the comparison of fingerprint. Lip print pattern have consistent, stable properties throughout life, and will not change either pattern or characteristics. Lip print pattern can be observed since aged 4 months. Sample lip prints was obtained through cooperation with Faculty of Dentistry Padjadjaran University and students of Telkom University.

This final project is intended to facilitate the identification of lip patterns on men and women. Processing of image samples, in this research will be implemented Discrete Wavelet Transform (DWT) as feature extraction method and Support Vector Machine (SVM) as classification method.

The result of the final project is a program that is able to identification based on male and female lip patterns. For the system obtained the best accuracy reaches in the type of SVM One-Against-All (OAA) equal to 70,83% and SVM One-Against-One (OAO) got the best accuracy equal to 54,17%.

Keywords: *odontology forensic, lip print pattern, Discrete Wavelet Transform, Support Vector Machine, subband, highpass, lowpass filter, hyperplane*

1. Pendahuluan

Belakangan ini, banyak sekali kasus bencana alam yang melanda Indonesia. Begitu pula dengan kecelakaan transportasi di Indonesia seperti, kecelakaan lalu lintas yang dapat menyebabkan adanya korban jiwa, tabrakan antara kereta api, maupun jatuh dan hilangnya pesawat terbang di laut maupun pegunungan. Untuk membantu mengidentifikasi korban-korban tersebut digunakan ilmu forensik.

Odontologi forensik adalah penggunaan ilmu kedokteran gigi terhadap hukum. Kedokteran gigi forensik termasuk beberapa studi ilmiah, dimana sistem hukum dan ilmu kedokteran gigi bertemu [1]. Ilmu forensik kedokteran gigi

dapat membantu mempermudah penyidik dalam mengidentifikasi korban melalui gigi, *rugae palatine*, dan sidik bibir (*lip print*). Bibir dan pola sidik bibir dapat dimanfaatkan sebagai salah satu metode identifikasi, karena polanya yang unik, stabil dan berbeda untuk tiap individu. Hal tersebutlah yang mendorong perlunya dikembangkan forensik kedokteran gigi karena dalam pengaplikasiannya.

Pada tugas akhir ini, untuk dapat membantu proses identifikasi sidik bibir digunakan *Digital Image Processing*. Hal ini dilakukan dengan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Citra dari setiap sidik bibir diambil melalui kamera, lalu dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Citra hasil ekstraksi ciri diklasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM).

2. Dasar Teori

2.1 Odontologi Forensik

Odontologi forensik adalah penggunaan ilmu kedokteran gigi terhadap hukum. Kedokteran gigi forensik termasuk beberapa studi ilmiah, dimana sistem hukum dan ilmu kedokteran gigi bertemu [1]. Ilmu forensik kedokteran gigi dapat membantu mempermudah penyidik dalam mengidentifikasi korban melalui gigi, *rugae palatine*, dan sidik bibir (*lip print*). Identifikasi personal sangat diperlukan untuk tubuh tidak dikenal akibat dari pembunuhan, bunuh diri, kecelakaan, dan bencana massal [2]. Ilmu forensik dikategorikan ke dalam ilmu pengetahuan alam dan dibangun berdasarkan metode ilmu alam. Ilmu-ilmu yang menunjang ilmu forensik adalah ilmu kedokteran, farmasi, kimia, biologi, fisika, dan psikologi. Sedangkan kriminalistik merupakan cabang dari ilmu forensik [3].

2.2 Bibir

Bibir merupakan dua lipatan otot yang membentuk gerbang mulut yang terdiri dari bibir bagian atas dan bibir bagian bawah [5]. Bibir luar di tutup oleh jaringan kulit, sedangkan bagian dalam ditutupi oleh mukosa mulut [6]. Bibir adalah satu bagian awal dari sistem pencernaan, secara embriologis pembentukannya berakhir sampai minggu keenam masa kehamilan, dimulai dengan terbentuknya rahang, sehingga sidik bibir akan terbentuk sesudahnya. Hirth, et al. mengemukakan bahwa sidik bibir dapat diamati sejak bayi berusia empat bulan [7].

2.3 Sidik Bibir

Setiap manusia dilahirkan dengan ciri fisik yang berbeda satu dengan yang lainnya. Alur atau pola yang terdapat pada bibir adalah salah satu perbedaan yang khas dan masih banyak yang belum mengetahuinya. Sidik bibir merupakan kumpulan lekukan yang terdapat pada tepian bagian merah bibir. Lekukan-lekukan tersebut diantaranya dapat berupa garis vertikal, pola bercabang, pola retikuler, dan pola perpotongan [9].

Sidik bibir manusia tidak berubah seiring dengan perubahan usianya. Sidik bibir dapat digunakan sebagai pendukung dalam proses ke arah identifikasi individual karena sidik bibir bersifat tetap sejak lahir. Dewasa ini para ahli sedang melakukan penelitian lebih lanjut terhadap sidik bibir, supaya dapat segera digunakan sebagai penentuan identitas diri manusia [10].

Ada beberapa macam pencetakan sidik bibir yaitu dengan cara pengambilan melalui foto, bahan cetakan gigi, lipstik, dan bubuk sidik jari. Pada tugas akhir ini, penulis memanfaatkan foto. Foto digital lebih sering digunakan karena hasilnya dapat dilihat langsung sehingga pengambilan foto dapat diulang jika hasilnya kurang bagus. Selain itu hasil foto dapat dilakukan perbaikan kualitas gambar dengan menggunakan beberapa bantuan *software*.

2.4 Klasifikasi Pola Sidik Bibir

Ada beberapa klasifikasi pada pola sidik bibir yaitu Suzuki dan Tsuchihashi (1970) yang mengklasifikasi tipe pola sidik bibir menjadi 6 tipe, Renaud (ilmuan Perancis) membagi menjadi 10 tipe, Santos (1967) mengklasifikasikan menjadi empat tipe, dan Kazprzak mengklasifikasi berdasarkan sifat dari garis-garis pada fragmen bagian bibir bawah [9].

Klasifikasi yang digunakan untuk penelitian penulis adalah klasifikasi Suzuki dan Tsuchihashi karena pola dapat dipahami lebih mudah dan Tsuchihashi merupakan salah satu peneliti yang mengembangkan metode fotografi untuk pengambilan dan pendokumentasian sidik bibir. Pola sidik bibir dimanfaatkan karena polanya yang unik, stabil dan berbeda setiap individu [10].

Suzuki dan Tsuchihashi mengklasifikasikan pola sidik bibir menjadi enam tipe yang berbeda, yaitu [14]:

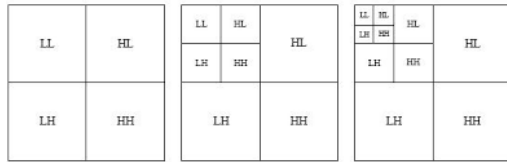
1. Tipe I : alur vertikal di sepanjang permukaan bibir (*complete straight grooves*)
2. Tipe I' : alur vertikal seperti tipe I, tetapi tidak disepanjang permukaan bibir (*partial straight grooves*)
3. Tipe II : alur yang bercabang (*branched grooves*)
4. Tipe III : alur yang saling memotong (*intersected grooves*)
5. Tipe IV : alur yang menyerupai jala (*reticular grooves*)
6. Tipe V : alur yang memiliki tipe yang berbeda dari tipe I-IV

2.5 Discrete Wavelet Transform (DWT)

Discrete Wavelet Transform (DWT) atau transformasi *wavelet* diskrit merupakan metode dekomposisi sinyal pada frekuensi *sub-band* sinyal. Komponen *sub-band* dihasilkan dari hasil penurunan level dekomposisi sinyal yang

diimplementasikan dengan cara melewati sinyal melalui filter-filter berupa *low pass filter* (LPF) dan *high pass filter* (HPF). *Discrete Wavelet Transform* lebih umum digunakan karena lebih mudah diimplementasikan dan memiliki waktu komputasi yang lebih sederhana [15].

Proses DWT pada sinyal satu dimensi mendekomposisi sebanyak dua *sub-band*, yaitu *Low* dan *High*. Proses dekomposisi ini dapat dilakukan secara hirarkis dengan melakukan proses yang sama pada *sub-band* yang dihasilkan dari proses dekomposisi sebelumnya [15]. Berikut merupakan ilustrasi proses dekomposisi sinyal dengan menggunakan DWT:



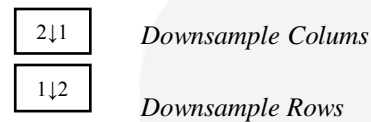
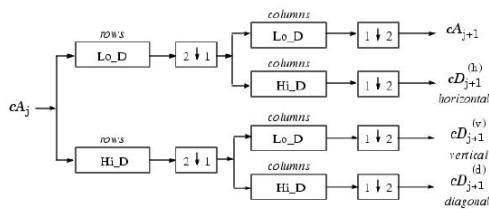
Keterangan:

- LL= Low Low Frequency (most importance);
- LH= Low High Frequency (more lesser importance);
- HL= High Low Frequency (lesser importance);
- HH= High High Frequency (most less importance);

Gambar 2. 1 Dekomposisi Wavelet Transform level 1, 2, dan 3 [15]

Sub-band LL, LH, HL dan HH didapat dari hasil filterisasi frekuensi rendah (*low*) dan frekuensi tinggi (*high*). Proses dekomposisi ini dilakukan baik pada tiap kolom maupun pada tiap baris matriks sinyal. Sehingga, *sub-band* LL berarti hasil dekomposisi frekuensi rendah pada baris L (*low*) dan frekuensi rendah pada kolom L (*low*). Proses ini diulang sampai dekomposisi yang diinginkan [15].

Pada proses dekomposisinya, DWT memproses baris dan kolom secara terpisah, yang dapat digambarkan sebagai berikut dan pada gambar 2.2 adalah gambar dari transformasi *wavelet* diskrit dua dimensi dengan level dekomposisi satu, dimana dapat dilihat pada gambar 2.3:



Gambar 2. 2 Dekomposisi Wavelet Diskrit [15]

Gambar 2. 3 Downsample Cols and Rows [15]

Seperti yang terlihat pada gambar diatas, jika suatu citra dilakukan proses transformasi *wavelet* diskrit dua dimensi dengan level dekomposisi satu, maka akan menghasilkan empat buah *subband*, yaitu :

1. Koefisien Aproksimasi (CA_{j+1}) atau disebut juga *subband* LL
2. Koefisien Detil Horisontal ($CD(h)_{j+1}$) atau disebut juga *subband* HL
3. Koefisien Detil Vertikal ($CD(v)_{j+1}$) atau disebut juga *subband* LH
4. Koefisien Detil Diagonal ($CD(d)_{j+1}$) atau disebut juga *subband* HH

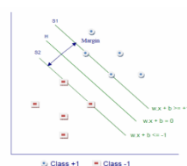
Keluaran dari *low pass filter* digunakan sebagai masukan diproses dekomposisi tingkat berikutnya. Gabungan dari keluaran *high pass filter* dan keluaran *low pass filter* disebut sebagai koefisien.

2.6 Support Vector Machine (SVM)

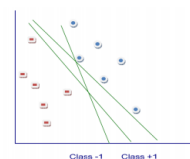
Support Vector Machine (SVM) adalah metode *learning machine* yang bekerja dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua kelas. Prinsip dasar SVM adalah *linear classifier*, SVM juga dapat digunakan dalam permasalahan *non-linear* dengan menggunakan konsep *kernel trick* pada ruang 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 [16].

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. 7Pemisah Antar Kelas [16]



Gambar 2. 8 Garis-Garis yang merupakan *Discrimination Boundaries* [16]

2.9.1 Multi-Class SVM [16]

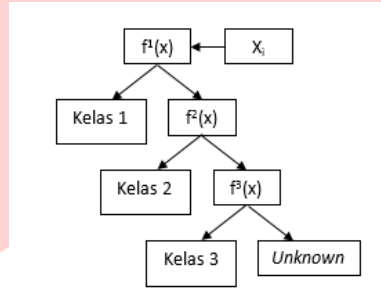
Saat pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik, SVM hanya dapat mengklasifikasi data ke dalam dua kelas atau dikenal dengan klasifikasi biner. Terdapat dua cara untuk mengimplementasikan SVM *multi-class* yaitu dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau dengan menggabungkan semua data yang terdiri dari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

2.9.1.1 One-Against-All [16]

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.

Tabel 2. 1 Contoh SVM Biner Metode OAA [16]

| $y_i = 1$ | $y_i = -1$ | 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 | $f^3(x)=(w^3)x+b^3$ |



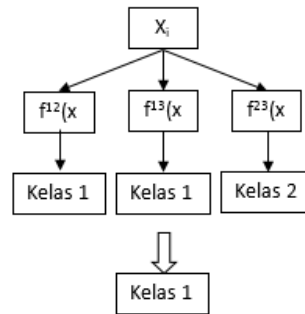
Gambar 2. 4 Contoh klasifikasi dengan menggunakan metode OAA [16]

2.9.1.2 One-Against-One [16]

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. 2 Contoh SVM Biner dengan Metode OAO [16]

| $y_i = 1$ | $y_i = -1$ | 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. 5 Contoh klasifikasi dengan menggunakan metode OAO [16]

3. Perancangan Sistem

Pada tugas akhir ini, perangkat lunak yang dirancang menggunakan Matlab, memiliki tahapan sebagai berikut: input citra digital atau akuisisi citra, kemudian tahap *pre-processing* untuk meningkatkan kualitas citra pada proses selanjutnya, lalu tahap ekstraksi ciri menggunakan DWT untuk mendapatkan ciri yang digunakan sebagai inputan pada proses klasifikasi dan tahap terakhir adalah klasifikasi menggunakan SVM untuk menentukan tipe pola sidik bibir dari citra yang diinput ke perangkat lunak. Sistem ini dirancang untuk melakukan identifikasi pola sidik bibir pria dan wanita. Gambaran umum dapat dilihat pada blok diagram berikut:



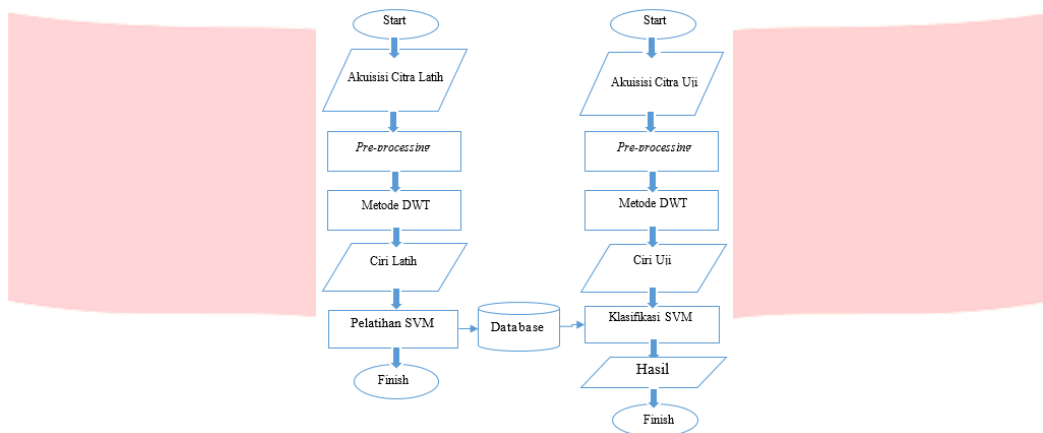
Gambar 3. 1 Blok Diagram Sistem

3.1 Diagram Alir Sistem

Pada tugas akhir ini, perangkat lunak yang dirancang terdiri atas dua tahap yaitu tahap latih dan tahap uji. Tahap latih adalah proses pembentukan *database* yang menyimpan nilai vektor ciri dari tiap citra yang dijadikan sebagai referensi bagi citra uji nantinya. Sedangkan tahap uji adalah proses yang digunakan untuk menguji data citra sehingga dapat diklasifikasikan oleh perangkat lunak.

Pada tahap latih setiap prosesnya terdiri atas *pre-processing* terhadap data latih citra yang dimasukkan, kemudian dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan *Discrete Wavelet Transform (DWT)*. Selanjutnya dihasilkan ciri citra yang membedakan antara tipe 1, 1', 2, 3, 4, 5 pada pola sidik bibir. Untuk kemudian ciri citra tersebut disimpan ke dalam suatu bentuk *database* yang nantinya digunakan sebagai data pembandingan pada proses klasifikasi

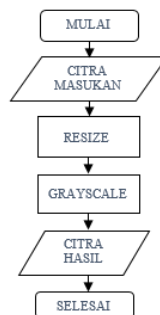
citra uji. Tahap latih adalah proses pencarian nilai piksel yang menjadi acuan untuk *database* program, dimana nilai piksel tersebut yang dicocokkan dengan citra uji untuk mendeteksi tipe. Pada tahap uji, setelah dilakukan *pre-processing* dan ekstraksi ciri selanjutnya citra diidentifikasi menggunakan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengetahui kecocokan vektor ciri dari data uji terhadap data latih sehingga didapatkan hasil identifikasi. Gambaran umum sistem simulasi dan analisis dari penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.2 sebagai berikut:



Gambar 3. 2 Diagram Alir Data Latih dan Uji

3.3 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 3.3.



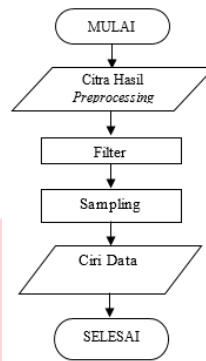
Gambar 3. 3 Diagram Alir *Pre-processing*

Berikut adalah langkah-langkah *pre-processing*:

1. *Resizing*: Citra masukan di-*resize* menjadi 200x400 piksel, sehingga semua citra memiliki ukuran yang sama.
2. *Grayscale*: Proses mengubah citra RGB menjadi citra *grayscale*, proses ini berfungsi untuk mereduksi citra tiga dimensi menjadi satu dimensi saja dengan nilai intensitas yang sama, sehingga dalam proses komputasinya tidak memerlukan waktu yang lama.

3.4 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan cara yang dilakukan untuk mendapatkan ciri dari sebuah citra. Pada tahap ini adalah ekstraksi ciri menggunakan metode DWT (*Discrete Wavelet Transform*), yaitu dengan melewati sinyal dengan frekuensi tinggi menggunakan filter HPF (*High Pass Filter*) dan frekuensi rendah menggunakan filter LPF (*Low Pass Filter*). Proses utama dalam metode DWT adalah melakukan dekomposisi. Seperti terlihat pada gambar 3.4 proses pertama pada DWT adalah melakukan dekomposisi pada level satu pada citra. Kemudian citra tersebut difilter menggunakan LPF dan HPF secara baris untuk semua baris dan dilanjutkan secara kolom untuk semua kolom. Setelah difilter, langkah berikutnya pada metode DWT adalah proses operasi sub sampling, sehingga menghasilkan 4 buah *Subband* yaitu LL, LH, HL, dan HH. Sehingga didapatkan koefisien *wavelet* level 1. Hasil koefisien *wavelet* inilah yang nantinya mencari ciri dari suatu citra.

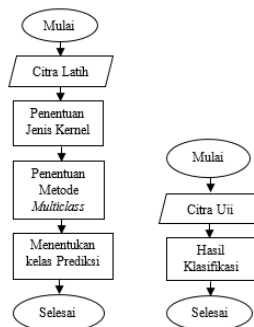


Gambar 3. 4 Proses Ekstraksi Ciri *Discrete Wavelet Transform*

3.5 Klasifikasi

Tujuan utama proses klasifikasi untuk menentukan pola sidik bibir berdasarkan yang didapat dari proses ekstraksi ciri. Pada proses klasifikasi, dibagi menjadi klasifikasi SVM untuk data latih dan klasifikasi SVM untuk data uji. Gambar 3.7 merupakan diagram alir klasifikasi SVM untuk data latih dan uji pada sistem.

Klasifikasi SVM untuk data latih dimulai dengan masukan citra latih hasil ekstraksi ciri DWT, kemudian menentukan jenis kernel yang digunakan (*Polynomial*, *RBF* atau *Linear*). Penentuan jenis kernel karena datanya berupa data non linear, sehingga dibutuhkan fungsi kernel untuk memetakan data-data pada ruang dimensi awal ke ruang dimensi baru (relatif lebih tinggi). Selanjutnya menentukan metode *multiclass* SVM yang digunakan yaitu OAO (*one-against-one*) atau OAA (*one-against-all*). Setelah itu dilakukan pelatihan data yang diambil dari *folder* yang sudah didefinisikan tergolong sebagai data latih untuk segera diproses, dan terakhir dilakukan proses pengujian data yang dibandingkan dengan data citra latih.



Gambar 3. 5 Diagram Alir SVM Latih dan Uji Sistem

3.6 Performansi Sistem

Performansi sistem diukur berdasarkan parameter sebagai berikut:

1. Akurasi Sistem

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

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Data Benar}}{\text{Jumlah Data Keseluruhan}} \times 100\% \quad (3.5)$$

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:

$$\text{Waktu Komputasi} = \text{waktu akhir} - \text{waktu mulai} \quad (3.6)$$

4. Hasil Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan berdasarkan beberapa parameter yang diperoleh selama proses pemrograman sistem. Masing-masing pengujian memiliki hasil yang direpresentasikan dalam bentuk table. Pada pengujian ini dilakukan untuk mendapatkan keluaran hasil citra pola sidik bibir pria dan wanita. Untuk mendapatkan keluaran tersebut dilakukan dengan menggunakan 3 skenario.

4.1 Pengaruh Subband DWT Terhadap Akurasi Output Sistem

Pada pengujian skenario 1, untuk mengetahui jenis *subband* yang paling tepat digunakan pada proses ekstraksi ciri, dilakukan pengujian terhadap berbagai jenis *subband* yakni LL saja, LH saja, HL saja, dan HH saja pada level

dekomposisi 1. Dalam skenario ini untuk proses identifikasi sendiri menggunakan SVM jenis OAA dan OAO, dengan kernel *linear*.

Tabel 4. 1 Hasil Pengujian Skenario 1

| No. | Subband | Akurasi (%) | | Waktu Komputasi (s) | |
|-----|---------|-------------|-------|---------------------|--------|
| | | OAA | OAO | OAA | OAO |
| 1 | LL | 62,50 | 54,17 | 0,0382 | 0,0384 |
| 2 | LH | 45,83 | 54,17 | 0,0414 | 0,0396 |
| 3 | HL | 39,58 | 45,83 | 0,0511 | 0,0420 |
| 4 | HH | 41,67 | 43,75 | 0,0453 | 0,0452 |

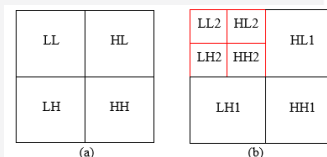
Pada tabel 4.1 dapat diketahui bahwa jenis *subband* yang digunakan dapat mempengaruhi akurasi. Pada OAA, *subband* yang paling baik digunakan untuk merepresentasikan sebuah citra sebagai dasar pengenalan adalah *subband* LL yakni 62,50% dengan waktu komputasi 0,0382s. Pada OAO, *subband* yang paling baik digunakan adalah *subband* LL yakni 54,17% dengan waktu komputasi 0,0384s. Karena *subband* LL adalah filter yang memiliki kemiripan dengan citra asli. Maka *subband* LL dapat digunakan untuk melakukan aproksimasi terhadap citra asli. Hasil pada *subband* yang lainnya cenderung lebih rendah dibandingkan dengan *subband* LL karena pada *subband* LH, HL, HH dipengaruhi oleh filter HPF yang membuat karakteristik dari citra menjadi memudar. Setiap metode klasifikasi, khususnya *Support Vector Machine* pada dasarnya membutuhkan ciri yang khas antar citra agar tidak terjadi kesalahan dalam melakukan pengenalan. Dengan demikian, *subband* LL hasil transformasi citra merupakan cara yang paling tepat untuk memberikan ciri yang khas bagi citra tersebut.

4.2 Pengaruh Level DWT Terhadap Akurasi Output Sistem

Pada skenario 2, untuk mendapatkan level dekomposisi yang paling tepat maka dilakukan pengujian dengan mengukur hasil dari 3 level dekomposisi wavelet dengan menggunakan nilai akurasi *subband* LL pada SVM OAA dan SVM OAO, karena nilai *subband* tersebut memiliki hasil yang lebih baik dari nilai *subband* yang lain. Dalam skenario ini untuk proses identifikasi sendiri menggunakan SVM jenis OAA dan OAO, dengan kernel *linear*.

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Skenario 2

| No. | Level Dekomposisi | Subband | Akurasi (%) | | Waktu Komputasi (s) | |
|-----|-------------------|---------|-------------|-------|---------------------|--------|
| | | | OAA | OAO | OAA | OAO |
| 1 | 1 | LL | 62,50 | 54,17 | 0,0388 | 0,0409 |
| 2 | 2 | LL | 70,83 | 52,08 | 0,0407 | 0,0426 |
| 3 | 3 | LL | 54,17 | 50 | 0,0525 | 0,0549 |



Gambar 4. 1 Visualisasi Data

Pada tabel 4.2 dapat diketahui bahwa dari pengujian pada level dekomposisi 1 dengan akurasi sebesar 62,50% karakteristik ciri citra masih terlihat seperti ukuran citra aslinya. Namun pada saat level dekomposisi 2, akurasi meningkat sebesar 70,83%. Hal ini dikarenakan pada gambar 4.1 (b) sistem bekerja pada kotak warna merah yang berarti bahwa karakteristik ciri citra menjadi lebih detail. Sehingga akurasi meningkat. Kemudian pada level dekomposisi 3, akurasi menurun menjadi 54,17% dikarenakan karakteristik ciri citra sangat detail sehingga mengakibatkan ciri dari citra pola sidik bibir menghilang.

Pada OAO, proses pengolahan data bersifat voting yang dimana tiap data dibandingkan satu dengan yang lainnya kemudian diambil jumlah kelas yang terbanyak. Dalam proses ini terlihat bahwa kelas yang jumlahnya sedikit tidak digunakan. Hal ini mengakibatkan akurasi menjadi lebih rendah sebesar 54,17% turun menjadi sebesar 50%.

Dapat disimpulkan bahwa pada OAA nilai akurasi terbaik sebesar 70,83% pada level dekomposisi 2 dengan waktu komputasi 0,0388s. Pada OAO, akurasi terbaik sebesar 54,17% pada level dekomposisi 1 dengan waktu komputasi 0,0409s. Jika dilihat dari memori, proses yang lebih baik digunakan adalah SVM OAO. Karena data yang diproses satu per satu. Namun jika berdasarkan pada tahapan, proses yang lebih baik digunakan adalah SVM OAA. Karena tahapan yang dilalui singkat.

4.3 Pengaruh Jenis Kernel Terhadap Akurasi Output Sistem

Pada skenario 3 dilakukan dengan mengubah kernel pada SVM. Kernel pada SVM yang diujikan yaitu *Linear*, *Polynomial*, dan *Gaussian Radial Basis Function* (RBF). Pada pengujian ini menggunakan nilai akurasi level dekomposisi 1 untuk OAO dan level dekomposisi 2 untuk OAA, karena dilihat dari nilai akurasi terbaik. Dalam proses ini identifikasi dengan menggunakan SVM jenis OAA dan OAO. Adapun hasil pengujian skenario 3 dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 4. 3 Hasil Pengujian Skenario 3 untuk OAA

| No. | Jenis Kernel | Level Dekomposisi | Akurasi (%) | Waktu Komputasi (s) |
|-----|--------------|-------------------|-------------|---------------------|
| 1 | Linear | 2 | 70,83 | 0,0356 |
| 2 | Polynomial | 2 | 45,83 | 0,0395 |
| 3 | RBF | 2 | 45,83 | 0,0866 |

Tabel 4. 4 Hasil Pengujian Skenario 3 untuk OAO

| No. | Jenis Kernel | Level Dekomposisi | Akurasi (%) | Waktu Komputasi (s) |
|-----|--------------|-------------------|-------------|---------------------|
| 1 | Linear | 1 | 54,17 | 0,0342 |
| 2 | Polynomial | 1 | 43,75 | 0,0434 |
| 3 | RBF | 1 | 45,83 | 0,4542 |

Pada tabel 4.3 dapat dilihat akurasi paling baik digunakan pada OAA yaitu pada kernel *linear* dengan akurasi sebesar 70,83% dengan waktu komputasi 0,0356s. Perbedaan dari kernel yang digunakan pada pengujian ini terdapat pada fungsi pemetaannya ke dalam *feature space*. Dari tabel di atas dapat disimpulkan bahwa akurasi yang dihasilkan oleh kernel *linear* lebih baik dibandingkan dengan kernel yang lainnya dan dapat dikatakan bahwa data yang dimiliki bersifat *linear*.

Pada tabel 4.4 hasil pengujian untuk OAO nilai akurasi paling baik menggunakan kernel *linear* dengan akurasi sebesar 54,17% dengan waktu komputasi 0,0342s. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa akurasi yang dihasilkan oleh kernel *linear* lebih baik dibandingkan dengan kernel yang lainnya. Hal ini disebabkan jenis kernel *linear* berbentuk garis lurus dan data yang digunakan telah tersebar dengan rapi (*linear*). Penggunaan kernel jenis *linear* pada pengujian ini dapat dikatakan *linear* tetapi ketika diuji secara statistik terbukti tidak *linear*. Ketidak-linearitas itu tidak berpengaruh ketika dimensinya tinggi (ciri citra). Sehingga akurasinya tetap tinggi pada kernel *linear*.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang sudah dilakukan pada sistem identifikasi pola sidik bibir ini, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Jenis *subband* yang digunakan dapat mempengaruhi akurasi. Pada SVM OAA dan SVM OAO, *subband* LL adalah yang paling baik digunakan.
2. Pada OAA nilai akurasi terbaik sebesar 70,83% pada level dekomposisi 2. Pada OAO, akurasi terbaik sebesar 54,17% pada level dekomposisi 1. Dilihat dari memori, proses yang lebih baik digunakan adalah SVM OAO. Namun jika berdasarkan pada tahapan, proses yang lebih baik digunakan adalah SVM OAA.
3. Penggunaan kernel jenis *linear* pada pengujian ini dapat dikatakan *linear* tetapi ketika diuji secara statistik terbukti tidak *linear*. Ketidak-linearitas itu tidak berpengaruh ketika dimensinya tinggi. Sehingga akurasinya tetap tinggi pada kernel *linear*.
4. Hasil terbaik dari penelitian ini pada OAA didapatkan di level dekomposisi 2, *subband* LL dengan jenis kernel *linear* dan nilai akurasi yang diperoleh sebesar 70,83% dan pada OAO didapatkan di level dekomposisi 1, jenis *subband* LL dengan jenis kernel *linear* dan nilai akurasi yang diperoleh sebesar 54,17%.

Daftar Pustaka

- [1] John, MK. 2006. *Justice Through Forensic Odontology*. Dental Asian Nov/Des.
- [2] V. Hermosilla Venegas, J. San Pedro Valenzuela, M. Cantín López, and I. Claudio Suazo Galdames, "Palatal Rugae: Systematic Analysis of its Shape and Dimensions for Use in Human Identification.," *Rugas Palatinas Sist. del Análisis su Forma y Dimens. para su Uso en Identificación Humana.*, vol. 27, no. 3, pp. 819–825, 2009.
- [3] Wirasuta, I.M.A.G. tt. Pengantar Menuju Ilmu Forensik. Bukit Jimbaran : Lembaga Forensik Sains dan Kriminologi, Universitas Udayana.
- [4] Eckert, W. G. 1997. *Introduction to Forensic Science 2nd edition*. Boca Raton: CRC Press.
- [5] M4udjosemedi M. Bibir, sidik bibir, ilmu kesehatan, dan antropologi ragawi: Integrasi Antara Teori dan Aplikasi. Yogyakarta: Banyu Biru Offset 20012:2:12,15,20-2,114-55
- [6] Singh H, Chikkara P. Ritusingroha. Lip prints as evidence. J Puncab Acad Forensic Med Toxicol 2011; 11:24
- [7] Arey, L. B. 1974. *Developmental Anatomy, 7th Ed*. Philadelphia: W. B. Saunders Company.
- [8] Odunze, M. 2011. *What is a Cleft Lip?*. Available online at <http://plasticsurgery.about.com> (diakses 29 Januari 2017).
- [9] Domiaty MAE, Al-gaidiSA, Elayat AA, Safwat MDE, Galal SA,. Morphological patterns of lip prints in Saudi Arabia at Almasinah Almonawwaroh province. J For Sci Int 2010; 200: 179.e1 – 179.e9
- [10] Suzuki, K.; Y. Tsuchihashi.1970. New attempt of personal identification by means lip prints. J. Indian Dental Association. Available at: <http://www.sciencedirect.com>.
- [11] Abdul, Kadir. Adh., Susanto. (2013). Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra, Yogyakarta: Andi.
- [12] Hall-Beyer, Mryka. 2008, Gray Level Co – occurrence Matrix,

[online],(http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/the_glcm.html, diakses Maret 2017).

- [13] Solomon, Chris. 2011. Fundamentals of Digital Image Processing-A Practical Approach with Examples in Matlab. USA: A John Wiley & Sons, INC.
- [14] Munir, Renaldi. (2004). Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik. Bandung: Penerbit Informatika.
- [15] Sutarno. 2010. Analisis Perbandingan Transformasi Wavelet pada Pengenalan Sinyal Wajah. Vol.5 No.2 (Juli 2010)
- [16] Sembiring, Krisantus. 2007. Penerapan Teknik Support Vector Machine untuk Pendeteksi Intrusi pada Jaringan. Tugas akhir, S1 Teknik Informatika, ITB, Bandung
- [17] Hsu, Chih-Wei, Chih-Jen Lin. 2002. A Comparisson of Method for Multi-class Support Vector Machine. IEEE Transactions on Neural Networks, 13(2) :415- 425.