

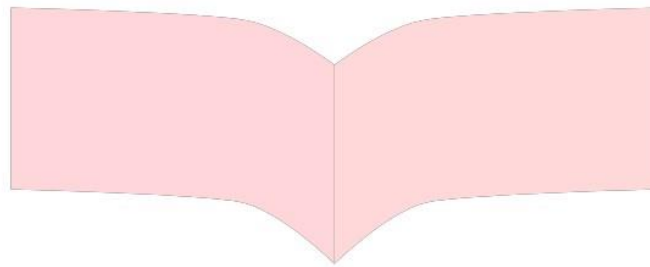
IDENTIFIKASI POLA SIDIK BIBIR MENGGUNAKAN METODE CBIR BASED ON GABOR WAVELET DAN KLASIFIKASI K-NN UNTUK APLIKASI BIDANG FORENSIK

IDENTIFICATION OF LIP PRINT PATTERN USING CBIR BASED ON GABOR WAVELET AND K-NN CLASSIFICATION FOR FORENSIC APPLICATION

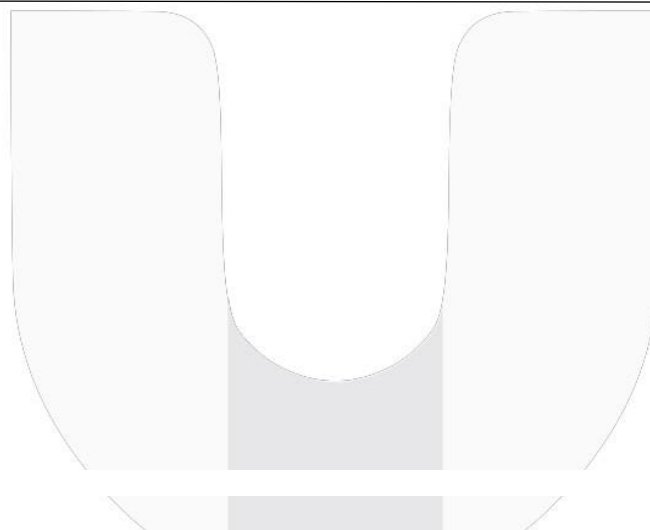
Nurul Septiyani Syafril¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², H. Fahmi Oscandar, drg., MKes, SpRKG³

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

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



1
1
5
1
i



2
1
1
1
4
1
5
6

Selama periode Tahun 2012–2014 jumlah kejadian kejahatan atau tindak kriminalitas di Indonesia berfluktuasi. Data dari Badan Pusat Statistik (BPS) memperlihatkan jumlah kejadian kejahatan (*crime total*) pada tahun 2012 sebanyak 341.159 kasus, meningkat menjadi sebanyak 342.084 kasus pada tahun 2013 dan menurun pada tahun 2014 menjadi 325.317 kasus [1]. Hal tersebut yang mendorong perlunya peranan ilmu forensik kedokteran gigi dalam identifikasi personal dan investigasi kriminal, yang akan bermanfaat dalam persoalan hukum. Identifikasi personal sangat diperlukan untuk tubuh tidak dikenal akibat dari pembunuhan, bunuh diri, kecelakaan, dan bencana massal. Ilmu forensik kedokteran gigi dapat membantu mempermudah penyidik dalam mengidentifikasi korban melalui gigi, *rugae palatine*, dan sidik bibir. Analisis gigi dan komponen lainnya dalam rongga mulut seperti sidik bibir (*lip print*), dan *rugae palatine* pada manusia dapat memberikan kontribusi nyata dalam proses identifikasi [2].

Setiap individu memiliki karakteristik khas yang merupakan identitas dirinya dan berguna sebagai data identifikasi. Hal tersebut yang mendasari proses identifikasi. Secara keilmuan identifikasi dapat diperoleh dengan memeriksa riwayat dental, perbandingan DNA, golongan darah serta sidik jari, dan jika data-data tersebut belum cukup mendukung penyelidikan perlu dilakukan metode identifikasi yang berbeda [3].

Bibir bisa menjadi salah satu ciri ragawi yang bisa digunakan sebagai salah satu metode identifikasi seperti halnya sidik jari. Sidik bibir digunakan untuk identifikasi individu karena memiliki sifat unik dan stabil bahkan pada saudara

kembar sekalipun. Dalam suatu kasus kriminal, sidik bibir dapat tertinggal, pada gelas kaca, sedotan, dan beberapa objek lain yang terdapat pada TKP. Sidik bibir yang terdapat pada permukaan objek tersebut dapat dibandingkan dengan sidik bibir dari tersangka ataupun korban, sehingga hasil analisis dari bibir tersebut dapat dijadikan sebagai salah satu alat bukti untuk kepentingan identifikasi [4].

Pada tugas akhir ini, untuk mempercepat proses identifikasi sidik bibir digunakan *Digital Image Processing*. Hal ini dilakukan dengan metode *CBIR (Content Based Image Retrieval) based on Gabor Wavelet Transform*. Citra dari setiap sidik bibir akan diambil melalui kamera, lalu akan dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode *CBIR based on Gabor Wavelet*. Citra hasil ekstraksi ciri akan diklasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*, dimana nilai k dari klasifikasi ini akan disesuaikan sehingga menghasilkan akurasi yang paling baik.

2. Dasar Teori

2.1 Odontologi Forensik

Odontologi forensik atau dikenal juga dengan ilmu kedokteran gigi forensik merupakan ilmu pengetahuan di bidang kedokteran gigi yang diterapkan dalam masalah hukum untuk kepentingan peradilan, baik hukum pidana maupun hukum perdata [5].

Peran odontologi forensik diperlukan saat peristiwa bencana massal, kematian yang tidak wajar dan tidak terduga, kerusakan fisik yang direncanakan, serta kelambatan dalam penemuan jenazah yang dapat menghambat proses identifikasi karena tubuh korban sudah tidak dikenali lagi [6].

Odontologi forensik yang diterapkan secara luas dalam penegakkan hukum yaitu [7]:

1. Pemeriksaan dan evaluasi terhadap luka yang terdapat pada rahang, gigi, dan jaringan lunak mulut.
2. Identifikasi individu dalam suatu tindak kriminal atau bencana massal.
3. Identifikasi, evaluasi, dan pemeriksaan bekas gigitan yang terjadi pada beberapa kasus kejahatan seksual, kekerasan pada anak dan pertahanan diri yang dilakukan seseorang.
4. Penentuan usia seseorang.

2.2 Bibir

Bibir atau disebut juga labia, adalah lekukan jaringan lunak yang mengelilingi bagian yang terbuka dari mulut. Bibir terdiri dari otot orbikularis oris dan dilapisi oleh kulit pada bagian eksternal dan membran mukosa pada bagian internal [8] [9].

Secara anatomi, bibir dibagi menjadi dua bagian yaitu bibir bagian atas dan bibir bagian bawah. Bibir bagian atas terbentang dari hidung pada bagian superior sampai ke lipatan nasolabial pada bagian lateral dan batas bebas dari sisi vermillion pada bagian inferior. Bibir bagian bawah terbentang dari bagian atas sisi vermillion sampai ke bagian komisura pada bagian lateral dan ke bagian mandibula pada bagian inferior [9].

Kedua bagian bibir tersebut, secara histologi, tersusun dari epidermis, jaringan subkutan, serat otot orbikularis oris, dan membran mukosa yang tersusun dari bagian superfisial sampai ke bagian paling dalam. Bagian vermillion merupakan bagian yang tersusun atas epitel pipih yang tidak terkeratinasi. Epitel-epitel pada bagian ini melapisi banyak pembuluh kapiler sehingga memberikan warna yang khas pada bagian tersebut. Selain itu, gambaran histologi juga menunjukkan terdapatnya banyak kelenjar liur minor, folikel rambut dan kelenjar sebacea juga terdapat pada bagian kulit pada bibir namun struktur tersebut tidak ditemukan pada bagian vermillion [9][10].

Permukaan bibir bagian dalam dari bibir atas maupun bawah berlekatan dengan gusi pada masing-masing bagian bibir oleh sebuah lipatan yang berada di bagian tengah dari membran mukosa yang disebut frenulum labial. Saat melakukan proses mengunyah, kontraksi dari otot-otot businator di pipi dan otot-otot orbikularis oris di bibir akan membantu untuk memposisikan agar makanan berada di antara gigi bagian atas dan gigi bagian bawah. Otot-otot tersebut juga memiliki fungsi untuk membantu proses berbicara.

2.3 Sidik Bibir

Sidik bibir adalah garis normal dan celah dalam bentuk keriput dan alur hadir dalam zona transisi bibir manusia, antara mukosa labial dalam dan kulit luar. Setiap sidik bibir manusia masing-masing berbeda, bahkan sidik bibir pun bersifat tetap dan tidak akan berubah sepanjang hidup seseorang [11]. Sidik bibir dapat digunakan sebagai pendukung dalam proses ke arah identifikasi individual, karena keunikannya [12]. Dewasa ini para ahli sedang melakukan penelitian lebih lanjut terhadap sidik bibir, supaya dapat segera digunakan sebagai penentuan identitas diri manusia [13].

2.4 Klasifikasi Pola Sidik Bibir

Beberapa peneliti melakukan identifikasi dan mengklasifikasikan pola sidik bibir, namun belum ada kesepakatan mengenai pola sidik bibir yang digunakan sebagai acuan internasional.

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 CBIR

CBIR adalah salah satu metodologi untuk pemanggilan kembali data citra berdasarkan *content* sebuah citra. Pada sistem CBIR, *content* visual dari citra akan diekstraksi dan diuraikan menggunakan metode pengekstrakan fitur. Untuk mendapatkan kembali citra, *user* menginputkan citra uji kemudian sistem akan mengekstrak citra tersebut sehingga menghasilkan fitur citra. Fitur pada citra uji dan *database* citra akan dicari tingkat kesamaannya. Citra yang memiliki nilai *similarity* yang paling tinggi akan muncul diurutkan teratas.

2.6 Gabor Wavelet

Pada tugas akhir ini digunakan pendekatan algoritma Gabor Wavelet. Penggunaan metode gabor memiliki relevansi biologis karena sebuah ciri *biologi* dapat memberikan informasi yang unik berkaitan dengan identifikasi masing-masing individu [15]. Daugman memelopori penggunaan representasi 2D Gabor wavelet dalam computer vision pada tahun 1980an [15]. Tujuan utama dari *Gabor Wavelet* adalah untuk memunculkan ciri-ciri dari citra yang telah dikonvolusi terhadap *kernel*. Digunakan Gabor Wavelet kernel 2D sebagai filter yang diperoleh dengan memodulasi gelombang sinus 2D pada frekuensi dan orientasi tertentu dengan Gaussian envelope. Kumpulan koefisien untuk kernel dari beberapa sudut frekuensi di satu *pixel* dalam gambar disebut *Jet*.

Jet merupakan potongan kecil dari *grey values* dalam sebuah gambar mengelilingi *pixel* yang diberikan $\mathbf{z} = (x, y)$. Dengan persamaan Gabor Filter yang biasa digunakan adalah seperti berikut:

$$G_{\mu, \nu, \theta, f}(z) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{u}{\sigma_u}\right)^2 - \frac{1}{2}\left(\frac{v}{\sigma_v}\right)^2\right) \exp\left(i\left(2\pi f u \cos\theta + 2\pi f v \sin\theta\right)\right) \quad (2.1)$$

Dimana μ dan ν adalah orientasi dan skala dari Gabor Filter, $z=(x,y)$ dan $\mathbf{z} = (x, y)$

$$G_{\mu, \nu, \theta, f}(z) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{u}{\sigma_u}\right)^2 - \frac{1}{2}\left(\frac{v}{\sigma_v}\right)^2\right) \exp\left(i\left(2\pi f u \cos\theta + 2\pi f v \sin\theta\right)\right) \quad (2.2)$$

$$G_{\mu, \nu, \theta, f}(z) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{u}{\sigma_u}\right)^2 - \frac{1}{2}\left(\frac{v}{\sigma_v}\right)^2\right) \exp\left(i\left(2\pi f u \cos\theta + 2\pi f v \sin\theta\right)\right) \quad (2.3)$$

$$G_{\mu, \nu, \theta, f}(z) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{u}{\sigma_u}\right)^2 - \frac{1}{2}\left(\frac{v}{\sigma_v}\right)^2\right) \exp\left(i\left(2\pi f u \cos\theta + 2\pi f v \sin\theta\right)\right) \quad (2.4)$$

f adalah frekuensi maksimum dan f adalah *spacing factor* diantara kernel dalam domain frekuensi. Dengan nilai $\mu = 2\pi$, $\sigma_u = \pi/2$ dan $\sigma_v = \sqrt{2}$. Dalam tugas akhir ini akan digunakan $\mu \in \{0, 1, \dots, 7\}$ dan $\nu \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$. Jika semua *Gabor filter* dengan variasi frekuensi (f) dan orientasi (θ) diterapkan pada satu titik tertentu (x, y), maka didapatkan banyak respon *filter* untuk titik tersebut, misal: digunakan lima frekuensi ($f = 0, 1, 2, 3, 4$) dan delapan orientasi (θ), maka akan dihasilkan 40 respon *filter* untuk tiap titik citra yang dikonvolusikan dengan *filter* tersebut. Citra *database* dan citra yang akan dikenali dikonvolusi lebih dahulu dengan *Gabor Filter*. Konvolusi tersebut akan menghasilkan titik titik dengan nilai tertentu yang disebut sebagai *gabor jet response* [16].



Gambar 2.1 Representasi Nilai Real Gabor Kernel [16]

2.7 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan langkah awal dalam melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Proses ini berkaitan dengan kuantisasi karakteristik citra ke dalam sekelompok nilai ciri yang sesuai. Dalam tugas akhir ini akan diamati metoda ekstraksi ciri statistik orde pertama.

2.7.1 Ekstraksi Ciri Orde Pertama

Ekstraksi ciri orde pertama merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan *pixel* pada suatu citra. Dari nilai-nilai pada histogram yang dihasilkan, dapat dihitung beberapa parameter ciri orde pertama, antara lain adalah *mean*, *variance*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy* [17].

a. Mean (μ)

Menunjukkan ukuran dispersi dari suatu citra dimana $\mathbf{z}$ merupakan suatu nilai intensitas keabuan, sementara

μ menunjukkan nilai histogramnya (probabilitas kemunculan intensitas keabuan pada citra).

$$\mu = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \quad (2.5)$$

b. *Variance* (σ^2)

Menunjukkan variasi elemen pada histogram dari suatu citra.

$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^2 \cdot p(i) \quad (2.6)$$

c. *Skewness* (α_3)

Menunjukkan variasi elemen pada histogram dari suatu citra.

$$\alpha_3 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^3 \cdot p(i)}{\sigma^3} \quad (2.7)$$

d. *Kurtosis* (α_4)

Menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra.

$$\alpha_4 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^4 \cdot p(i)}{\sigma^4} \quad (2.8)$$

e. *Entropy* (H)

Menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk dari suatu citra.

$$H = -\sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 p(i) \quad (2.9)$$

2.8 Citra Digital

Citra digital adalah sebuah fungsi dua dimensi $f(x,y)$, yang merupakan fungsi intensitas cahaya, dimana nilai x dan y merupakan koordinat spasial dan nilai fungsi di setiap titik (x,y) merupakan tingkat keabuan citra pada titik tersebut. Citra digital dinyatakan dengan matriks dimana baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya (yang disebut sebagai elemen gambar atau *pixel*) menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut. Ketika x,y dan nilai intensitas dari f adalah semua terbatas, *Discrete quantities*, oleh karena itu citra tersebut dinamakan *digital image* (citra digital), citra digital dapat ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,L-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,L-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,L-1) \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Dimana indeks baris (x) dan indeks kolom (y) menyatakan suatu koordinat titik pada citra, sedangkan $f(x,y)$ merupakan intensitas (derajat keabuan) pada sebuah titik (x,y) . Jenis-jenis dari citra digital dapat dibagi menjadi 3, yaitu citra biner (*monochrome*), citra keabuan (*grayscale*), citra warna (*true color*) [18].

2.9 Jenis Citra Digital

2.9.1 Citra Biner

Citra biner adalah citra yang telah melalui proses pemisahan banyak *pixel* berdasarkan derajat keabuan yang dimiliki. Pembentukan citra biner memerlukan nilai batas keabuan yang akan digunakan sebagai nilai patokan. *Pixel* dengan derajat keabuan lebih besar dari nilai batas akan diberi nilai 1 dan sebaliknya *pixel* dengan derajat keabuan lebih kecil dari nilai batas akan diberi nilai 0 [19].

2.9.2 Citra Abu-abu

Setiap *pixel* merupakan bayangan abu-abu, yang memiliki nilai intensitas 0 (hitam) sampai 255 (putih). Rentang ini berarti bahwa setiap *pixel* dapat direpresentasikan oleh delapan bit, atau satu byte. Citra abu-abu ini bisa digunakan untuk merepresentasikan citra medis (sinar-X), tulisan/buku, dan lain-lain. Citra abu-abu dengan 256 level abu-abu dapat digunakan untuk mengenali kebanyakan objek [20].

2.9.3 Citra Warna atau RGB

Disini setiap *pixel* memiliki suatu warna khusus. Warna tersebut dideskripsikan oleh jumlah warna merah (R, red), hijau (G, green), dan biru (B, blue). Jika setiap komponen warna tersebut memiliki rentang intensitas 0-255, maka terdapat sejumlah $255^3 = 16.777.216$ kemungkinan jenis warna pada citra ini. Karena dibutuhkan 24 bit per *pixel*, maka citra ini disebut pula dengan citra warna 24-bit. Citra warna ini dipandang sebagai penumpukkan tiga matriks; masing-masing matriks merepresentasikan nilai-nilai merah, hijau, dan biru pada setiap *pixel* [19].

2.10 Histogram Equalization

Histogram didefinisikan sebagai probabilitas statistik distribusi setiap tingkat abu-abu dalam gambar digital. Persamaan histogram (HE) adalah teknik yang sangat populer untuk peningkatan kontras gambar [21][22]. Konsep dasar dari *Histogram Equalization* adalah dengan melebarkan histogram, sehingga perbedaan *pixel* menjadi lebih besar atau dengan kata lain informasi menjadi lebih kuat sehingga mata dapat menangkap informasi yang disampaikan

[23].

2.11 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital merupakan proses yang bertujuan untuk memanipulasi dan menganalisis citra dengan bantuan komputer. Pengolahan citra digital dapat dikelompokkan dalam dua jenis kegiatan:

1. Memperbaiki kualitas suatu gambar, sehingga dapat lebih mudah diinterpretasi oleh mata manusia.
2. Mengolah informasi yang terdapat pada suatu gambar untuk keperluan pengenalan objek secara otomatis. Bidang aplikasi kedua yang sangat erat hubungannya dengan ilmu pengenalan pola (*pattern recognition*) yang umumnya bertujuan mengenali suatu objek dengan cara mengekstrak informasi penting yang terdapat pada suatu citra.

Bila pengenalan pola dihubungkan dengan pengolahan citra, diharapkan akan terbentuk suatu sistem yang dapat memproses citra masukan sehingga citra tersebut dapat dikenali polanya. Proses ini disebut pengenalan citra atau image recognition. Proses pengenalan citra ini sering diterapkan dalam kehidupan sehari-hari.

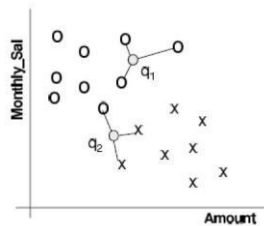
2.12 Klasifikasi KNN

Algoritma *k-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan suatu data. Pada data latih biasanya diambil lebih dari satu tetangga terdekat dengan data uji kemudian akan digunakan algoritma ini untuk ditentukan kelasnya [24].

Ide utama dari algoritma K-NN ditunjukkan pada gambar di bawah yang menunjukkan *K-Nearest Neighbor* pada dua kelas masalah dalam ruang dua dimensi. Pada contoh ini keputusan untuk q_1 sangat mudah karena semua dari ketiga tetangga terdekat adalah kelas O sehingga diklasifikasikan sebagai kelas O. Situasi dari q_2 sedikit lebih rumit karena memiliki dua tetangga dari kelas X dan satu dari kelas O. Masalah pada q_2 dapat diatasi dengan *voting* mayoritas sederhana [25].

Jadi klasifikasi K-NN mempunyai dua langkah [26], yaitu:

1. Menentukan tetangga – tetangga terdekat dari data tersebut.
2. Menentukan kelas dari masing – masing tetangga terdekat tersebut.



Gambar 2.2 Model Metode K-NN [24]

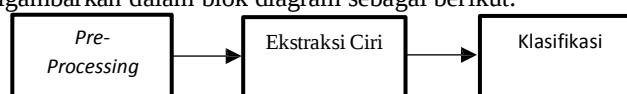
Pada Gambar 2.9, pada q_2 penentuan kelas sangat mudah yaitu dengan *voting* mayoritas sederhana yaitu dengan membandingkan jumlah kelas X terdekat ada dua dan jumlah kelas O ada satu buah, jadi dapat diambil kesimpulan bahwa q_2 adalah kelas X. Tetapi akan menjadi masalah bila misal k yang diambil ada 2 dengan perincian kelas terdekat masing-masing kelas X dan kelas O satu buah maka menggunakan *voting* mayoritas sederhana tidak bisa dilakukan. Untuk mengatasi masalah tersebut maka akan digunakan rumus aturan jarak. Jenis jarak K-NN yang digunakan adalah jarak *euclidean distance*, yaitu dengan rumus [26]:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.11)$$

3. Pembahasan

3.1 Deskripsi Sistem

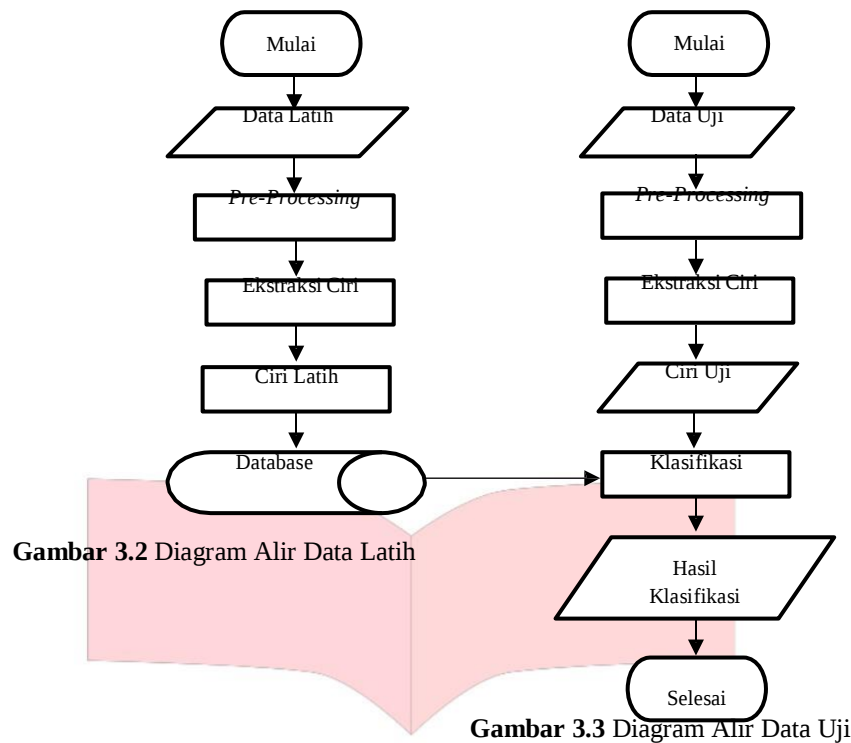
Deskripsi sistem ini menjelaskan alur pembuatan program dan menjelaskan detail pada setiap tahapan. Pada perancangan sistem dapat digambarkan dalam blok diagram sebagai berikut:



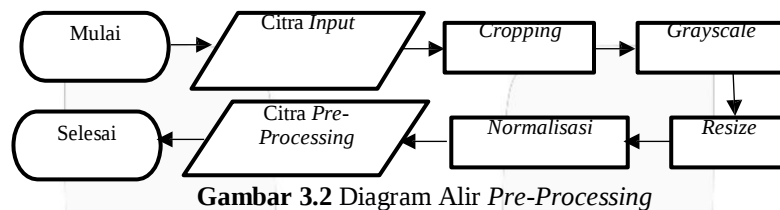
Gambar 3.1 Diagram Alir Umum Sistem

3.2 Deskripsi Sistem

Sistem yang dirancang terdiri dari dua bagian yaitu: proses pengambilan ciri acuan dan pengujian. Penjelasan proses pengambilan ciri acuan dipaparkan pada diagram alir berikut:



3.3 Pre-Processing



3.3.1 Citra input

Citra masukan berupa citra bibir yang diperoleh dari Laboratorium Odontologi Forensik, Universitas Padjajaran yang secara manual diambil menggunakan kamera kemudian disalin kedalam laptop dengan *format jpeg*.

3.3.2 Cropping

Pada tahap ini dilakukan pemotongan citra pola sidik bibir agar citra yang tampak hanyalah daerah yang akan dideteksi.

3.3.3 Grayscale

Pada tahap ini *pixel RGB* akan diubah menjadi *pixel grayscale* dengan cara menjumlahkan seluruh nilai R, G, dan B, kemudian dibagi 3, sehingga diperoleh nilai rata-ratanya.

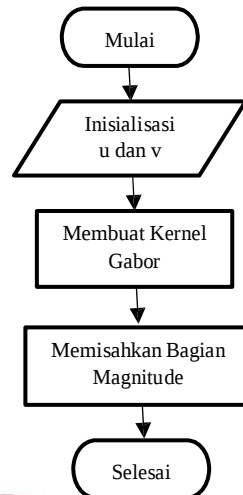
3.3.4 Resize

Pada tahap ini ukuran citra diubah agar setiap *input* citra memiliki resolusi yang sama. Pengubahan ukuran citra ini merupakan proses yang bertujuan untuk mempercepat waktu komputasi objek saat proses pengambilan ekstraksi ciri dengan ukuran panjang *pixel* 512 dan lebar *pixel* 256.

3.3.5 Normalisasi Histogram

Normalisasi histogram merupakan teknik yang digunakan untuk mendapatkan citra baru dengan kontras yang lebih baik dari kontras citra asalnya. Proses yang dilakukan adalah dengan cara nilai intensitas setiap *pixel* dibagi dengan nilai intensitas *grayscale* yang paling tinggi.

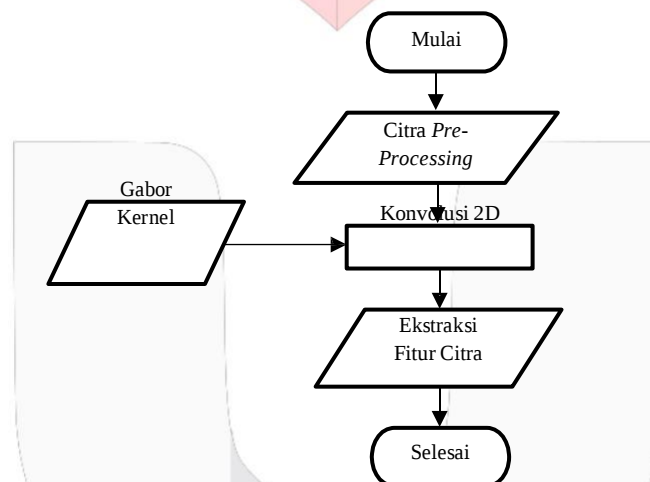
3.4 Gabor Kernel



Gambar 3.5 Diagram Alir Pembuatan Gabor Kernel

Pada Gambar 3.8, akan dilakukan penentuan nilai gabor kernel. Gabor kernel akan dibuat dengan menentukan nilai u dan v . kemudian akan dipisahkan nilai magnitudenya. Gabor kernel yang dihasilkan akan digunakan untuk konvolusi 2D dengan citra hasil *pre-processing*. Nilai yang digunakan adalah $u = 5$ dan $v = 8$.

3.5 Ekstraksi Ciri



Gambar 3.6 Diagram Alur Ekstraksi Ciri Gabor Wavelet

Pada Gambar 3.9, akan dilakukan ekstraksi ciri dengan metode gabor wavelet dengan cara mengkonvolusi gabor kernel dengan citra hasil *pre-processing* pola sidik bibir. Setelah dikonvolusi maka akan dihasilkan dimensi yang besar sehingga akan dilanjutkan dengan proses pengurangan dimensi dan kemudian diambil nilai ekstraksi ciri pada orde pertama.

3.6 Klasifikasi

Pada proses K-NN, akan dilakukan pengklasifikasian ciri uji ke dalam 6 tipe pola sidik bibir dengan klasifikasi K-NN. *K-Nearest Neighbor* (K-NN) adalah metode pengukuran kemiripan yang sederhana. Pada sistem ini menggunakan euclidean distance untuk pengukuran kemiripan berdasarkan geometrik. Analisis yang dilakukan pada K-NN adalah pengaruh pengukuran kemiripan dan nilai k dan jenis jarak yang digunakan terhadap akurasi sistem dalam mengklasifikasikan tipe pola sidik bibir. Nilai k yang diuji adalah 1, 3, 5.

3.7 Performansi Sistem

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

$$\frac{\text{Waktu Komputasi}}{\text{Waktu Selesai} - \text{Waktu Mulai}} = 100\% \quad (3.1)$$

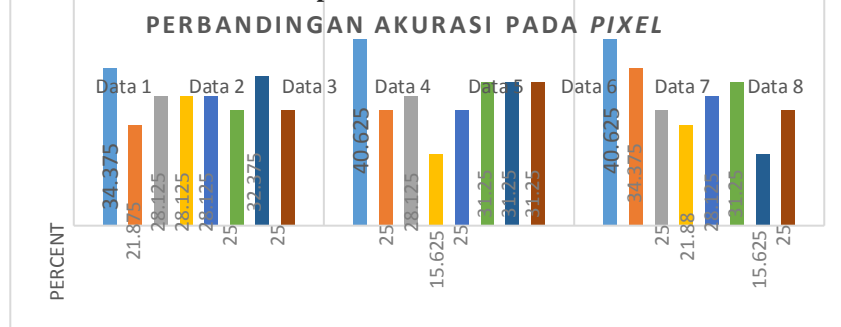
2. Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem melakukan suatu proses. Pada sistem ini, waktu komputasi dihitung dengan menggunakan waktu selesai dikurangi waktu mulai, sehingga akan didapatkan waktu komputasi sistem.

$$\text{Waktu Komputasi} = \text{Waktu Selesai} - \text{Waktu Mulai} \quad (3.2)$$

4. Hasil Pengujian

4.1 Analisis Pengaruh Ukuran Pixel Terhadap Akurasi



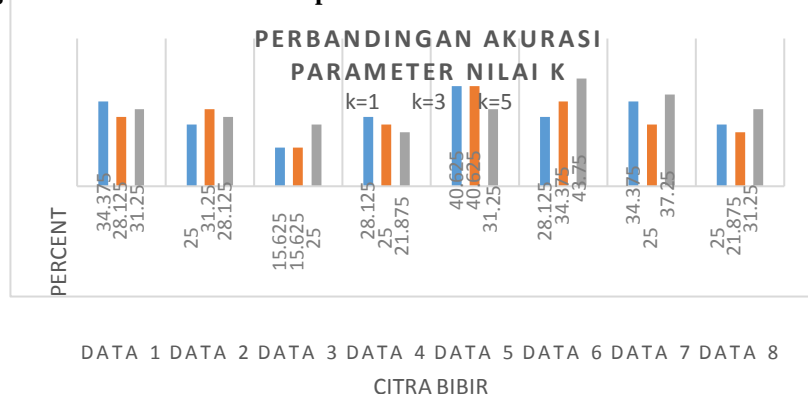
Gambar 4.1 Perbandingan Akurasi Ukuran Pixel

Pada Gambar 4.1, dapat dilihat hasil perbandingan akurasi dari pixel 128x64 dengan nilai K = 3 sebesar 21.875% - 34.375%. Nilai akurasi terbesar dicapai pada data ke 1 yaitu sebesar 34.375% dengan jumlah pola sidik bibir benar terdeteksi sebanyak 11 bentuk dari 32 bentuk dalam 1 bibir. Sedangkan nilai akurasi terkecil di peroleh pada data ke 2 yaitu sebesar 21.875% dengan jumlah pola sidik bibir benar terdeteksi sebanyak 7 bentuk dari 32 bentuk yang ada di data ke 2.

Hasil perbandingan akurasi dari pixel 256x128 dengan nilai K = 3 terdapat perubahan dari nilai akurasi dan waktu komputasi seperti pada Tabel 4.2. didapatkan nilai akurasi sebesar 15.625% - 40.625%. Nilai akurasi terbesar dicapai pada data ke 1 yaitu sebesar 40.625% dengan jumlah pola sidik bibir benar terdeteksi sebanyak 13 bentuk dari 32 bentuk dalam 1 bibir untuk data ke 1. Sedangkan nilai akurasi terkecil di peroleh pada data ke 4 yaitu sebesar 15.625% dengan jumlah pola sidik bibir benar terdeteksi sebanyak 5 bentuk dari 32 bentuk yang ada di data ke 4.

Selanjutnya hasil perbandingan akurasi dari pixel 512x256 dengan nilai K = 3 terdapat perubahan dari nilai akurasi dan waktu komputasi seperti pada Tabel 4.3. didapatkan nilai akurasi sebesar 15.625% - 40.625%. Nilai akurasi terbesar dicapai pada data ke 1 yaitu sebesar 40.625% dengan jumlah pola sidik bibir benar terdeteksi sebanyak 13 bentuk dari 32 bentuk dalam 1 bibir untuk data ke 1. Sedangkan nilai akurasi terkecil di peroleh pada data ke 7 yaitu sebesar 15.625% dengan jumlah pola sidik bibir benar terdeteksi sebanyak 5 bentuk dari 32 bentuk yang ada di data ke 7.

4.2 Analisis Pengaruh Parameter K Terhadap Akurasi



Gambar 4.2 Pebandingan Akurasi Berdasarkan Nilai K

Dari Gambar 4.2, setelah di analisa didapatkan skenario paling baik adalah ketika ukuran *pixel* 512x256 dan menggunakan $K = 5$, rentang akurasi yang didapat dari skenario tersebut adalah akurasi terkecil 21.875% dan akurasi terbesar 43.75% dan waktu komputasi tercepat yaitu 7.84585 detik.

4.3 Analisis Pengaruh Ukuran Gambar dan Parameter K Terhadap Akurasi dan Waktu Komputasi

Tabel 4.1 Akurasi dan Waktu Komputasi Jumlah *Pixel* Citra dan Nilai K

Ukuran <i>Pixel</i>	Akurasi (%)			Waktu Komputasi (s)		
	K = 1	K = 3	K = 5	K = 1	K = 3	K = 5
128x64	40.625 %	34.375 %	46.875 %	6.941691 s	7.291113 s	7.237219 s
	37.5 %	21.875 %	50 %	7.122913 s	6.973169 s	6.895693 s
	25 %	28.125 %	25 %	7.571689 s	6.97644 s	6.843373 s
	31.25 %	28.125 %	21.875 %	7.321855 s	6.930581 s	6.853874 s
	28.125 %	28.125 %	34.375 %	6.963514 s	6.91002 s	7.123826 s
	28.125 %	25 %	37.5 %	6.87456 s	7.044542 s	7.133535 s
	31.25 %	32.375 %	34.375 %	6.923564 s	6.878652 s	7.231347 s
	34.375 %	25 %	31.25 %	7.480392 s	6.92601 s	7.274254 s
256x128	43.75 %	40.625 %	34.4 %	7.047422 s	7.107025 s	7.175007 s
	25 %	25 %	31.25 %	7.085992 s	7.255727 s	7.263566 s
	31.25 %	28.125 %	18.75 %	7.254101 s	7.018706 s	7.509612 s
	21.875 %	15.625 %	15.625 %	7.306403 s	6.998235 s	7.450581 s
	15.625 %	25 %	40.625 %	7.456929 s	6.999417 s	7.183158 s
	28.125 %	31.25 %	37.5 %	7.348995 s	7.146115 s	7.573665 s
	31.25 %	31.25 %	37.5 %	7.090038 s	7.395953 s	7.190897 s
	31.25 %	31.25 %	28.125 %	7.303359 s	7.172012 s	7.168899 s
512x256	34.375 %	28.125 %	31.25 %	8.947498 s	8.14016 s	9.501211 s
	25 %	31.25 %	28.125 %	9.38886 s	8.301785 s	7.850528 s
	15.625 %	15.625 %	25 %	9.43152 s	7.934434 s	8.33761 s
	21.875 %	25 %	28.125 %	9.23488 s	7.977981 s	7.985524 s
	40.625 %	40.625 %	31.25 %	9.394036 s	8.500269 s	8.267070 s
	28.125 %	34.375 %	43.75 %	9.161324 s	8.395199 s	7.847507 s
	34.375 %	25 %	37.25 %	9.201205 s	7.856519 s	7.84585 s
	25 %	21.875 %	31.25 %	9.234006 s	8.077943 s	10.674036 s

Pada Tabel 4.1, setelah di analisa untuk pola sidik bibir diperoleh hasil akurasi tertinggi adalah ketika ukuran *pixel* 128x64 dengan nilai $K = 5$ sebesar 50% dengan waktu komputasi 6.895693 detik. Sedangkan pada waktu komputasi, waktu tercepat proses dilakukan oleh data ke 3 ukuran *pixel* 128x64 dan nilai $K = 5$ dengan kisaran 6.843373 detik, dan waktu terlama dari proses dilakukan oleh data ke 8 ukuran *pixel* 512x256 dan nilai $K = 5$ dengan kisaran 10.674036 detik.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

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

1. Telah dibangun sistem pengidentifikasian pola sidik bibir yang sebelumnya hanya mengandalkan kemampuan pengamatan mata, secara umum sistem ini tidak dapat dengan baik untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi pola sidik bibir menggunakan proses CBIR Based On Gabor Wavelet dan klasifikasi K-NN.
2. Ukuran citra *pixel* 128x64 menghasilkan akurasi yang paling baik dibandingkan dengan ukuran citra lainnya, dengan rentang akurasi minimum 21.875% dan maksimal 50% dan mendapatkan waktu komputasi tercepat yaitu 6.843373 detik.
3. Semua tipe pada penelitian ini tidak terdeteksi dengan baik dengan hasil akurasi yang didapatkan hanya mencapai rata-rata 30%.

Daftar Pustaka:

- [1] S. D. S. P. dan Keamanan, "Statistik Kriminal," 2015. [Online]. Available: <http://www.bps.go.id>.
- [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] Reddy, L.V.K. 2011. *Lip prints: an overview in forensic densistry*. Journal of Advanced Dental Research Vol.II (I). p.17-19.
- [4] M. Yuni, "Metode pengambilan sidik bibir untuk kepentingan identifikasi individu," vol. 64, no. 3, pp. 64–70, 2013.
- [5] John, MK. 2006. *Justice through forensic odontology*. Dental Asia Nov/Des. p.30-34.
- [6] Eckert, W.G. 1997. *Introduction to Forensic Science 2nd edition*. Boca Raton: CRC Press. p.304-306.
- [7] Saxena, S. ; Sharma, P ; and Gupta, N. 2010. *Experimental studies of forensic odontology to aid in the identification process*. Journal of Forensic Dental Sciences Vol. 2. p.69-76.
- [8] Seeley, R.R., Stephens, T.D., Tate, P., Akkaraju, S.R., Eckel, C.M., Regan, J.L. et al., 2008. Digestive System. Anatomy & Physiology Eighth Edition. United States of America: The McGraw-Hill Company, Inc, 874-876.
- [9] Jahan-Parwar, B., Blackwell, K., 2011. Lips and Perioral Region Anatomy. Available from: <http://emedicine.medscape.com/article/835209-overview#a1>. [Accessed 25 Agustus 2016].
- [10] Tortorra, G., Derrickson, B., 2009. The Digestive System. Principles of Anatomy and Physiology 13th Edition. United States of America: John Wiley & Sons, Inc, 927-964.
- [11] Venkatesh, R. and David, M.P. 2011. *Cheiloscopy: an aid for personal identification*. Journal of Forensic Dental Sciences. Vol. 3. p.67-70.
- [12] Jaishankar, S. ; Jaishankar ; and Shanmugam. 2010. *Lip prints in personal identification*. JIADS Vol. 1 (4). p.23-26.
- [13] Suzuki K, Tsuchihashi Y (1970) Personal identification by means of lip prints. J Forensic Med17: 52-57.
- [14] Datta, P ; Sood, S. ; and J.R., Sabarwal. 2012. *Cheiloscopy as a tool for human identification*. Indian Journal of Forensic Odontology. Vol. 5 (1). p.17-23.
- [15] Daubechies, I. 1990. *The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization And Signal Analysis*. IEEE Trans. Information Theory 36 (1990) 961–1005.
- [16] Nurul. D.A. 2015. Implementasi Dan Analisis Metode Gabor Wavelet Dan Jaringan Saraf Tiruan Untuk Pengenalan Wajah Berbasis Video. Skripsi. Bandung: Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom. hal. 11.
- [17]
- [18] Rahman. S, "Buku Ajar Teknik Pengolahan Citra". 2015.
- [19] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta : Andi, 2010.
- [20] Agus Priyono & Marvin Ch. Wijaya, 2007. *Pengolahan Citra Digital Menggunakan MatLAB Image Processing Toolbox*. Bandung : Informatika .
- [21] Kim, T. and J. Paik. (2008). "Adaptive Contrast Enhancement Using GainControllable Clipped Histogram Equalization". IEEE Trans. Consumer Electr., 54: 1803-1810. DOI: 10.1109/TCE.2008.4711238.
- [22] Sengee, N. and H. Choi. (2008). "Brightness Preserving Weight Clustering Histogram Equalization", IEEE Trans. Consumer Electr., 54: 1329-1337. DOI:10.1109/TCE.2008.4637624.
- [23] Ahmad1 Nazaruddin, Hadinegoro Arifyanto. (2012). *METODE HISTOGRAM EQUALIZATION UNTUK PERBAIKAN CITRA DIGITAL*. Universitas Atma Jaya Yogyakarta: Program Pasca Sarjana Magister Teknik Informatika.
- [24] Padraig. Cunningham, and Sarah Jane Delany, "*k-Nearest Neighbor Classifier*". Technical Report UCD-COI, vol. 4, pp. 1-2, 2007.
- [25] S. Aksoy. (2008). "*Non Bayesian Classifier, k-Nearest Neighbor Classifier and Distance Functions*". Ankara: Bilkent University., vol. I, pp. 5-6.
- [26] W. Hidayat, (2009). *Penerapan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Gambar Landscape Berdasarkan Fitur Warna dan Tekstur*. Bandung: Politeknik Telkom Bandung.