

Survei Penelitian Pengenalan Pola dalam Identifikasi Biometrik

Regina Lionnie, Mudrik Alaydrus

Magister Teknik Elektro, Universitas Mercu Buana, Jakarta
regionalionnie@gmail.com; mudrikalaydrus@yahoo.com

Abstrak

Pengenalan pola memainkan peranan yang penting dalam identifikasi biometrik. Hal ini dikarenakan pengenalan pola dalam identifikasi biometrik membantu pihak berwenang dalam mengungkap identitas seorang kriminal. Pengenalan pola identifikasi biometrik dalam image processing mencakup pengenalan pola wajah, geometri dari sebuah tangan, iris dan retina dari organ mata, sklera mata, pembuluh darah, tanda kulit dan rambut tubuh. Pengenalan pola identifikasi biometrik membutuhkan metode pengenalan pola yang akurat, pemilihan tahap pra proses dan metode klasifikasi yang sesuai. Pada survei paper ini dibahas mengenai beberapa metode tahap pra proses seperti Averaging Filter, Histogram, Desaturation, Binerisation dan Image Alignment. Metode pengenalan pola yang dibahas pada paper ini adalah Gabor Features, Local Binary Pattern, Local Gabor Binary Pattern dan Haar Wavelet Transform. Sedangkan metode klasifikasi yang dibahas adalah Euclidean distance, Chi-square distance dan Histogram Matching. Agar dapat memberikan hasil terbaik, setiap sistem pengenalan pola tidak dapat menggunakan metode yang sama untuk mengenali pola identifikasi biometrik yang berbeda. Dibutuhkan penelitian dalam penggunaan metode pra proses, ekstraksi fitur dan klasifikasi untuk setiap identifikasi biometrik yang ingin dikenali polanya.

Kata Kunci: pengenalan pola, identifikasi biometrik, image processing, gabor features, local binary pattern, haar wavelet transform

Abstract

Pattern recognition plays an important role in biometric identification. This is because pattern recognition in biometric identification assists the authorities in uncovering the identity of a criminal. The introduction of biometric identification patterns in image processing involves recognizing facial patterns, the geometry of a hand, the iris and the retina of the eye organs, eye sclera, blood vessels, skin marks and body hair. The introduction of biometric identification patterns requires accurate pattern recognition methods, selection of pre-process stages and appropriate classification methods. In this paper survey is discussed about some methods of pre-process stage such as Averaging Filter, Histogram, Desaturation, Binerisation and Image Alignment. The pattern recognition methods discussed in this paper are Gabor Features, Local Binary Patterns, Local Gabor Binary Pattern and Haar Wavelet

Transform. While the classification method discussed is Euclidean distance, Chi-square distance and Histogram Matching. In order to provide the best results, any pattern recognition system can not use the same method to recognize different biometric identification patterns. It takes research in the use of pre-process methods, feature extraction and classification for each biometric identification that the pattern wants to recognize.

Keywords: pattern recognition, biometric identification, image processing, gabor features, local binary pattern, haar wavelet transform

Received April 2016

Accepted for Publication April 2016

DOI: 10.22441/incomtech.v7i1.1162

1. PENDAHULUAN

Pengenalan pola dan kaitannya dengan identifikasi biometrik menjadi sebuah ilmu yang populer dalam bidang teknologi informasi dan komunikasi. Pengenalan pola dalam identifikasi biometrik mencakup hal yang luas, meliputi pengenalan wajah, pengenalan pola sidik jari, pengenalan pola iris dan retina, pengenalan geometri tangan, pengenalan sklera mata, pengenalan pola skin mark, pengenalan pola pembuluh darah dan pengenalan pola androgenic hair [1-2].

Pengenalan pola biometrik bermanfaat di berbagai bidang. Pada bidang information security, pengenalan pola biometrik menjadi begitu penting karena bermanfaat membantu pihak berwenang dalam mengungkap identitas kriminal. Pengenalan pola wajah dan sidik jari membantu pihak berwenang untuk dapat mengetahui identitas kriminal yang tertangkap di kamera (wajah) atau menempel di barang bukti (sidik jari) dengan membandingkannya dengan basis data pemerintahan atau basis data kriminal. Pengenalan pola skin mark menjadi salah satu identifikasi biometrik yang populer sejak kesuksesannya dalam trial *United States vs Michael Joseph Pepe* [3-4]. Pola nevi (skin mark) yang terletak di paha kiri *Joseph Pepe* yang kemudian membuatnya terbukti bersalah dan menjadi terdakwa dari kasus pelecehan seksual anak. Pengenalan pola skin mark [5-7] dan blood vessel [8-9] mencapai perkembangan yang signifikan karena kemampuannya dalam membantu identifikasi kriminal pada kasus di mana data wajah dan bagian tubuh yang bisa diidentifikasi seperti tato tidak ada. Kekurangan pengenalan pola skin mark dan blood vessel adalah tidak robust jika bagian tubuh yang diidentifikasi ditumbuhi androgenic hair. Dari masalah ini, dikembangkanlah pengenalan pola berdasarkan pola androgenic hair [10-13].

Pengenalan pola dalam identifikasi biometrik membutuhkan metode pengenalan yang akurat agar tidak terjadi kesalahan dalam identifikasi. Banyak penelitian telah dilakukan berusaha untuk menganalisis metode yang terbaik untuk setiap ciri biometrik. Masing-masing biometrik tidak dapat diterapkan metode pengenalan yang sama dalam hal mencari keakuratan tertinggi. Hal ini dikarenakan setiap ciri biometrik adalah unik dan diperlukan pendekatan yang berbeda untuk masing-masing ciri biometrik. Penelitian sistem pengenalan dikembangkan dan dikerjakan dengan meneliti sistem dari berbagai perspektif.

Penelitian dengan persepektif analisis dari pemilihan tahap pra proses [14], perspektif analisis dari metode ekstraksi fitur [15-17] dan dari perspektif penggunaan metode klasifikasi yang tepat untuk mencari kelompok yang paling sama antara input dan basis data [18-19]. Susunan dari paper ini adalah sebagai berikut, pada bagian 2 akan dibahas metode pra proses. Pada bagian 3 akan dibahas metode ekstraksi fitur dan bagian 4 akan membahas metode klasifikasi. Kesimpulan akan dibahas pada bagian terakhir yaitu bagian 5.

2. METODE PRA PROSES

Pra proses adalah proses dalam menyiapkan data mentah untuk dapat diolah selanjutnya dalam proses prosedur yang lain. Tujuan dari tahap pra proses adalah untuk mengubah data menjadi bentuk baru yang dapat lebih mudah dan efektif untuk diproses [14]. Beberapa penelitian pengenalan isyarat tangan mencoba untuk menganalisis suatu sistem pengenalan isyarat tangan dari sudut pandang tahap pra proses yang digunakan.

2.1 Tapis Lolos Bawah

Tapis lolos bawah digunakan untuk blurring dan mereduksi derau [20]. Blurring dan reduksi derau dilakukan dalam tahap pra proses agar dapat menghilangkan detail kecil yang tidak digunakan jika ingin mengambil objek besar lain. Tapis lolos bawah adalah tapis sederhana yang merata-ratakan nilai piksel yang ada di dalam suatu neighbourhood. Gambar 1 memperlihatkan suatu tapis lolos bawah perata-rataan dengan ukuran neighbourhood 3x3.

$$\frac{1}{9} \times \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Gambar 1 Tapis lolos bawah dengan ukuran 3x3 [20]

Dengan menggunakan tapis lolos bawah, nilai setiap piksel akan digantikan dengan nilai rata-rata dari total piksel dalam suatu neighborhood. Proses ini akan menghasilkan citra dengan transisi tajam yang tidak sebanyak semula. Persamaan tapis lolos bawah dapat dilihat pada persamaan (1) di bawah ini [20].

$$R = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 Z_i \quad (1)$$

R = hasil rerata keabuan piksel dari neighborhood 3x3

Z_i = nilai keabuan piksel ke i

2.2 Histogram

Histogram dari sebuah citra merepresentasikan distribusi atau penyebaran dari nilai piksel di dalam sebuah citra. Penyebaran ini mencerminkan bagaimana

tampilan dari sebuah citra. Citra dengan kontras yang buruk memiliki histogram yang sempit atau distribusinya mengumpul di suatu nilai (tidak ada variance). Citra dengan kontras yang baik memiliki histogram yang terdistribusi merata (uniform distribution).

Ekualisasi histogram adalah proses untuk mengatur histogram dari sebuah citra agar nilai keabuan dari suatu citra akan terdistribusi secara lebih merata. Karena sifatnya yang dapat meratakan distribusi nilai keabuan, kontras sebuah citra yang buruk dapat diperbaiki dan dapat memperlihatkan detail penting yang terlewat atau tidak terlihat ketika kontras sebuah citra buruk.

Histogram dapat diatur penggunaannya agar dapat memaksimalkan informasi yang didapat dari sebuah citra. Penelitian *Dalal et al.* [21] memaksimalkan kerja sebuah histogram agar dapat mengeluarkan detail penting dari sebuah citra (citra tersebut pertama diekstraksi informasi gradientnya) dengan membagi informasi gradient citra menjadi blok-blok kecil dan masing-masing blok tersebut akan dianalisis berdasarkan histogramnya.

Penggunaan histogram juga dapat membantu metode ekstraksi fitur agar dapat bekerja dengan lebih maksimal. Penelitian *Su dan Kong* [10] menggunakan gabor orientation histogram sebagai metode yang diusulkan dalam pengenalan pola biometrik androgenic hair. Gabor orientation histogram pertama-tama menggunakan gabor features (dijelaskan pada sub bagian 3.1) untuk mendapatkan orientation features dari sebuah citra. Setelah orientation features didapatkan, total ukuran dari sebuah normalized citra akan dibagi-bagi menjadi beberapa blok. Setiap citra yang ada di basis data pada penelitian *Su dan Kong* mempunyai jumlah blok yang sama tetapi berbeda ukuran. Oleh sebab itu, perlu dilakukan normalisasi histogram terlebih dahulu.

2.3 Binary Image Processing

Proses binerisasi sebuah citra adalah proses mengubah nilai keabuan citra menjadi hanya dua nilai. Nilai 0 (warna hitam) atau nilai 1 (warna putih). Sebuah nilai ambang ditentukan dahulu dari sebuah sistem lalu semua nilai keabuan di bawah nilai ambang akan diubah menjadi nilai 0 dan nilai keabuan di atas nilai ambang akan diubah menjadi nilai 1.

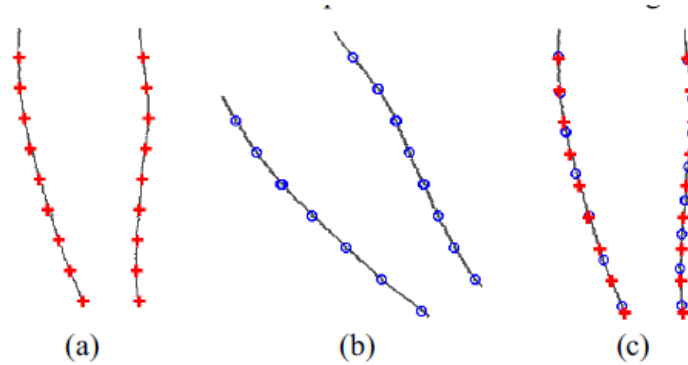
2.4 Desaturation

Desaturasi adalah proses mengubah citra berwarna tiga channels (*red, green, blue layer*) menjadi hanya satu channel yaitu citra keabuan (*grayscale*).

2.5 Image Alignment

Image alignment menjadi salah satu tahap pra proses yang sangat penting karena membantu sistem untuk menentukan batas-batas objek yang ingin diteliti. Salah satu metode image alignment yang biasa digunakan untuk pengenalan pola biometrik adalah edge sampling. Jika menggunakan metode edge sampling pada umumnya untuk menentukan titik tepi objek, pada kasus-kasus tertentu seperti jika objek tersebut berubah posisi, maka metode edge sampling akan salah

menentukan tepi titik sampel. Gambar 2 memperlihatkan kesalahan dalam menentukan titik sampel pada objek sama tetapi dirotasi terlebih dahulu sebesar 30 derajat.



Gambar 2 Ilustrasi Kelemahan Metode Edge Sampling dalam Menentukan Titik Sampel Tepian Objek (a) dan (b) adalah batas dua objek yang sama dimana (b) objek yang sama tetapi dirotasi 30 derajat (c) objek di b yang dirotasi 30 derajat berlawanan arah pada (b) [12]

Pada gambar titik merah dan biru adalah titik sampel dari metode edge sampling. Jika sebelumnya objek dirotasikan terlebih dahulu sebesar 30 derajat baru ditentukan titik sampel oleh edge sampling kemudian dirotasikan -30 derajat (berlawanan arah dengan sebelumnya) maka hasil titik sampel objek sama yang tidak dirotasikan (warna merah) dengan titik sampel objek sama yang dirotasikan terlebih dahulu (warna biru) akan menghasilkan titik sampel yang berbeda (lihat gambar c).

Penelitian *Chan dan Kong* [12] mengusulkan metode angular sampling untuk menyelesaikan masalah rotasi ini. Pada angular sampling terlebih dahulu akan ditentukan titik pusat dan garis pusat suatu objek. Persamaan (2) adalah persamaan untuk menentukan jarak titik pusat ke tepian (kiri dan kanan).

$$D_i(p) = \min_{b \in B_i} \|p - b\|_2 \quad (2)$$

dimana $i \in \{L, R\}$

dengan

B_L = batas tepian kiri objek

B_R = batas tepian kanan objek

D_L = hasil perhitungan jarak tepian kiri objek dan titik pusat

D_R = hasil perhitungan jarak tepian kanan objek dan titik pusat

$p = (x, y)$ = lokasi objek dari citra input

Untuk menggabungkan informasi dari kedua tepian digunakan persamaan (3) berikut.

$$D_o(p) = \max(D_L(p), D_R(p)) \cdot e^{-m} \quad (3)$$

dengan $m = ||D_L(p) - D_R(p)||$

Titik pusat dihitung didefinisikan dari persamaan (4) yaitu

$$p_c = \arg \max D_o(p) \quad (4)$$

Garis pusat lalu diturunkan dari titik pusat yaitu

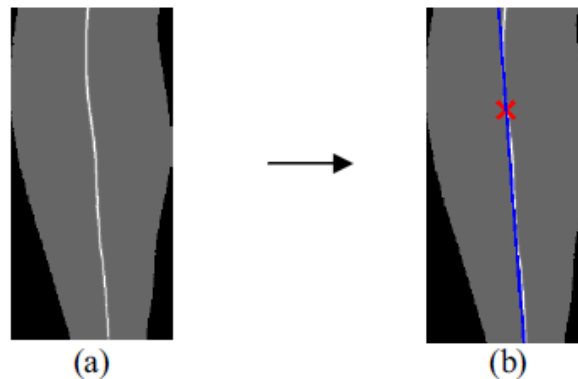
$$p_1, \dots, p_c, \dots, p_H$$

dimana

$$p_i = \arg \max_p D_o(p) \quad (5)$$

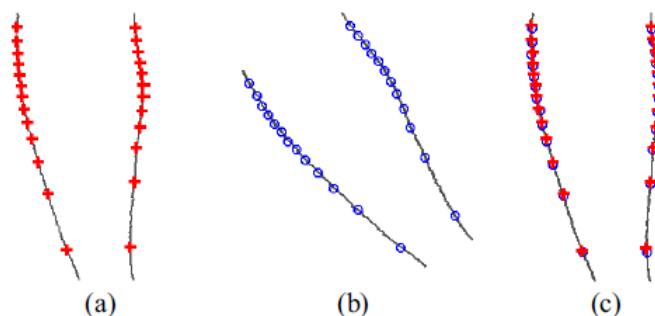
p adalah lokasi piksel baris ke- i dari D_o .

Gambar 3 menunjukkan contoh hasil dari metode angular sampling, sedangkan gambar 4 berikut memperlihatkan hasil dari metode angular sampling pada penelitian *Chan dan Kong*. Terlihat pada gambar (c) bahwa jika objek sama dirotasi terlebih dahulu akan memberikan titik sampel yang sama dengan objek yang tidak dirotasi.



Gambar 3 Ilustrasi Hasil Metode Angular Sampling [12]

Garis putih pada (a) memperlihatkan nilai tertinggi dari D_o . Garis biru pada (b) adalah garis pusat sedangkan titik merah adalah titik pusat dari objek tersebut.



Gambar 4 Hasil Metode Usulan Angular Sampling pada Penelitian *Chan dan Kong* [12] (a) titik sampel pada objek dengan derajat 0, (b) titik sampel pada objek dirotasi 30 derajat (c) hasil yang tumpang tindih untuk metode angular sampling menandakan metode tersebut sukses memberikan titik sampel sama bagi objek yang memiliki varians rotasi

3. METODE EKSTRAKSI FITUR

3.1 Gabor Features

Gabor features merupakan salah satu metode yang sukses dalam identifikasi biometrik [22], contohnya untuk pengenalan iris dari penelitian *Daugman* menggunakan gabor features dan merupakan metode acuan dalam pengenalan iris sebuah mata [23].

Gabor features dihasilkan ketika suatu sistem mengkonvolusikan citra input dengan gabor filter. Persamaan (6) berikut merupakan persamaan gabor filter dimensi dua dalam ranah waktu [22].

$$\psi(x, y) = \frac{f^2}{\pi\gamma\eta} e^{-\left(\frac{f^2}{\gamma^2}x'^2 + \frac{f^2}{\eta^2}y'^2\right)} e^{j2\pi f x'} \quad (6)$$

dengan $x' = x \cos \theta + y \sin \theta$
dan $y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$

dimana

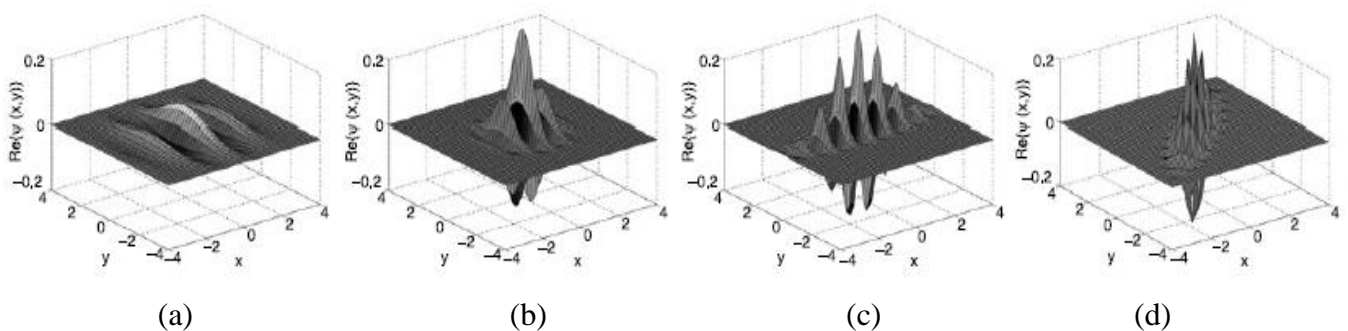
f = frekuensi tengah dari filter

θ = sudut perputaran antara sumbu mendatar utama Gaussian dan bidang gelombang

γ = ketajaman sepanjang sumbu utama

η = ketajaman sepanjang sumbu bukan utama yang tegak lurus dengan gelombangnya

Untuk dapat lebih memahami persamaan (6) lihat masing-masing penggunaan parameter pada gambar 5 [22].



Gambar 5 Dimensi Dua Gabor Filter dalam ranah waktu dengan beberapa nilai pada parameternya : (a) $f = 0.5$; $\theta = 0^\circ$; $\gamma = 1.0$; $\eta = 1.0$
(b) $f = 1.0$; $\theta = 0^\circ$; $\gamma = 1.0$; $\eta = 1.0$ (c) $f = 1.0$; $\theta = 0^\circ$; $\gamma = 2.0$; $\eta = 0.5$
(d) $f = 0.5$; $\theta = 45^\circ$; $\gamma = 2.0$; $\eta = 0.5$ [22]

Dalam image processing, sistem akan mencari respon berupa gabor features dari filter gabor ini dengan cara mengkonvolusikan filter gabor dengan citra input

[22].

$$r(x, y; f, \theta) = \psi(x, y; f, \theta) * i(x, y)$$

$$r(x, y; f, \theta) = \iint_{-\infty}^{\infty} \psi(x - x_{\tau}, y - y_{\tau}; f, \theta) i(x_{\tau}, y_{\tau}) dx_{\tau} dy_{\tau} \quad (7)$$

$r(x, y; f, \theta)$ = respon citra atau gabor features hasil konvolusi gabor filter dan citra input

Hasil konvolusi dari persamaan (7) ini merupakan filter bank atau kumpulan filter dengan varians dari frekuensi (penyekalaan) dan orientasi. Pada filter bank hasil konvolusi pada persamaan (7), setiap lokasi dalam dikonstruksi menjadi matriks besar G seperti berikut [8].

$$G = \begin{pmatrix} r(x_0, y_0; f_0; \theta_0) & \cdots & r(x_0, y_0; f_0; \theta_{n-1}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r(x_0, y_0; f_{m-1}; \theta_0) & \cdots & r(x_0, y_0; f_{m-1}; \theta_{n-1}) \end{pmatrix} \quad (8)$$

dengan parameter yang didapat dari persamaan (9) dan (10) berikut

$$f_k = c^{-k} f_{max} \quad \text{untuk } k = 0, \dots, m - 1 \quad (9)$$

f_k = frekuensi untuk nilai ke- k
 c^{-k} = faktor penyeskalaan untuk setiap nilai k
 f_{max} = nilai maksimum frekuensi

$$\theta_k = \frac{k\pi}{n} \quad \text{untuk } k = 0, \dots, n - 1 \quad (10)$$

θ_k = sudut orientasi untuk setiap nilai k

Pada penelitian identifikasi biometrik pola androgenic hair yang dikembangkan *Su dan Kong* [10] pemakaian gabor features ini dikhususkan untuk diambil hanya bagian magnitude dan orientasi saja. Penelitian *Kong* lainnya menyebutkan bahwa feature orientasi adalah feature terpenting dan tahan terhadap perubahan [24]. Untuk dapat memperoleh feature magnitude, dari hasil konvolusi pada persamaan (7), diperoleh

$$M(x, y; f, \theta) = |r(x, y; f, \theta)| \quad (11)$$

dan feature orientasi diperoleh dari

$$\theta(x, y) = \arg \theta_k \max M(x, y; f, \theta) \quad (12)$$

3.2 Haar Wavelet Transform

Wavelet adalah bentuk gelombang dengan durasi terbatas [16]. Transformasi wavelet menggunakan Multi-resolution analysis (MRA) yang secara berurutan akan melakukan dekomposisi suatu sinyal (dalam image processing adalah citra input) ke dalam dua bagian yaitu bagian frekuensi rendah dan bagian frekuensi tinggi. Terdapat dua transformasi wavelet secara umum yaitu discrete wavelet transform dan continuous wavelet transform. Wavelets diambil dari suatu induk wavelet dengan fungsi penyekalaan dan pergeseran. Persamaan induk / mother wavelet diberikan pada persamaan (13) dimana a adalah parameter penyekalaan dan b adalah parameter pergeseran [25].

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi[(t - b)/a] \quad (13)$$

Melakukan dekomposisi pada citra input dapat dilakukan pada citra input dengan menggunakan filter banks discrete wavelet transform yang berisi proses tapis lolos bawah dan atas yang menghasilkan fungsi penyekalaan dan fungsi wavelet. Terdapat banyak jenis wavelet yang berbeda-beda dalam fungsi penyekalaan dan fungsi wavelet. Pada survei paper kali ini akan dibahas mengenai haar wavelet transform.

Seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya, Transformasi Wavelet Haar menggunakan dua komponen utama dalam melakukan transformasi yaitu berupa tapis lolos bawah (fungsi penyekalaan) dan tapis lolos atas (fungsi wavelet). Dalam image processing, tapis lolos atas akan meloloskan perbedaan frekuensi tinggi dalam sebuah citra dan tapis lolos bawah akan meloloskan perbedaan frekuensi rendah dalam sebuah citra. Selain itu, Transformasi Wavelet Haar juga akan memperlihatkan rata-rata dan perbedaan dari sebuah citra.

Fungsi penyekalaan dan fungsi wavelet diberikan dalam persamaan (14) dan (15) berikut [16].

$$a = \frac{(S_i + S_{i+1})}{2} \quad (14)$$

$$d = \frac{(S_i - S_{i+1})}{2} \quad (15)$$

dimana

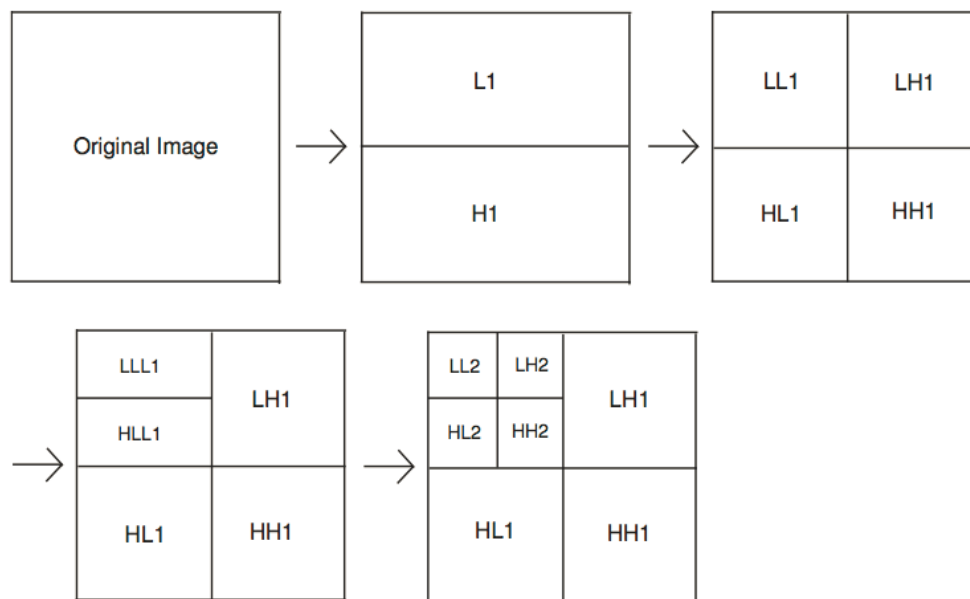
a = hasil perata-rataan antara S_i dan S_{i+1}

d = hasil diferensiasi antara S_i dan S_{i+1}

S_i = data citra input

Gambar 6 memperlihatkan sebuah data citra input yang akan diproses melalui Transformasi Wavelet Haar. Hasil keluaran dari transformasi ini adalah 4 sub level citra yang merupakan hasil tapis lolos bawah (LL1) dan variasi antara tapis lolos bawah dan atas (LH1, HL1, dan HH1). Proses ini disebut proses dekomposisi tingkat 1. Jika ingin dilakukan proses dekomposisi tingkat 2 maka hasil keluaran tapis lolos bawah (LL1) akan menjadi input / masukan ke dalam proses tingkat 2 dan hasil dekomposisi juga merupakan 4 sub sub level citra (LL2, LH2, HL2 dan HH2) [12].

Transformasi Wavelet Haar banyak digunakan dalam penelitian pengenalan pola karena transformasi ini menghasilkan sub level yang unik dan mengandung informasi dari sebuah citra berupa informasi frekuensi tinggi dan rendah. Transformasi Wavelet Haar mempunyai keuntungan untuk menganalisis data dengan transisi yang mendadak, dalam image processing adalah transisi nilai piksel yang tiba-tiba (frekuensi tinggi). Dengan transformasi yang menghasilkan sub level citra yang informatif akan membantu memunculkan detail dari pola yang terlewat sebelumnya. Detail yang digunakan dapat membantu membedakan macam-macam pola suatu objek.



Gambar 6 Dekomposisi Transformasi Wavelet Haar Tingkat 2 [17]

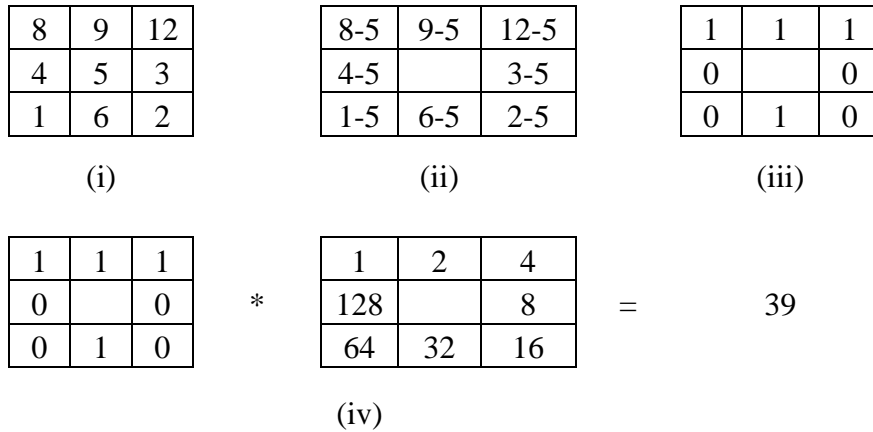
3.3 Local Binary Pattern

Local Binary Pattern adalah sebuah operator yang diperkenalkan oleh *Ojala et al* [26-27]. Operator local binary pattern akan memberi definisi bahwa nilai keabuan suatu citra dalam neighbour-8 akan digantikan nilainya menjadi nilai biner.

Gambar 7 mengilustrasikan urutan proses konvolusi citra input dengan operator dari local binary pattern.

Gambar 7(i) memperlihatkan sebuah neighbour-8 yang diambil dari matriks citra input. Nilai ini adalah nilai keabuan dari sebuah citra. Gambar (ii) menunjukkan proses pengurangan setiap nilai keabuan dalam neighbour-8 dengan nilai dari piksel yang berlokasi di pusat. Gambar (iii) memperlihatkan thresholding dari operator local binary pattern. Jika hasil pengurangan pada proses gambar (ii) nilainya positif maka diganti dengan nilai 1 dan jika hasilnya negative diganti dengan nilai 0. Gambar (iv) memperlihatkan hasil binerisasi dikali dengan suatu

pemberat yang merupakan nilai 2 dipangkatkan dengan lokasi titik sampling. Hasil nilai biner ini akan menggantikan nilai keabuan pada citra input di lokasi pusat. Berikut persamaan untuk memperlihatkan jalannya proses pada gambar (ii) hingga (iv) ini [22].



Gambar 7 Contoh Proses Operator Local Binary Pattern

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(i_p - i_c) 2^p \quad (16)$$

dengan notasi

(P,R) = neighbourhood P titik sampling dan radius lingkaran R

x_c, y_c = nilai piksel untuk lokasi x_c dan y_c

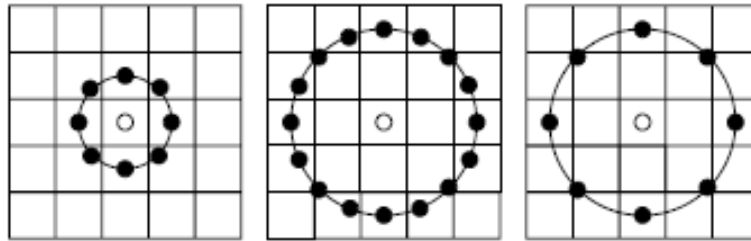
i_p = nilai keabuan dari piksel pada lokasi ke P dari neighbour-8 lingkaran

i_c = nilai keabuan dari piksel yang berlokasi di pusat

dan fungsi $s(x)$ didefinisikan sebagai

$$s(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$$

Gambar 8 menunjukkan penggunaan pemilihan parameter P dan R pada neighbourhood yang berbeda. Gambar paling kiri memperlihatkan pemilihan $P = 8$ dan $R = 1$, gambar tengah $P = 16$ dan $R = 2$ sedangkan yang paling kanan $P = 8$ dan $R = 2$.



Gambar 8 Pemilihan Parameter P dan R pada LBP [28]

Proses operator LBP di atas merupakan operator LBP yang pertama kali dikembangkan oleh *Ojala et al.*, hingga saat ini banyak sekali penelitian pengembangan operator LBP. Pengembangan ini dikhususkan untuk meningkatkan kemampuan membedakan [29-30], meningkatkan ketahanan terhadap perubahan (robustness) [31-32], pengembangan dalam penelitian pemilihan neighbourhood [33-34], pengembangan dalam ranah dimensi tiga [35-36], pengembangan dalam kombinasi penggunaan dengan metode lain [37-38].

3.3 Local Gabor Binary Pattern

Dalam kombinasi dengan metode lain, LBP dapat digunakan bersama dengan Gabor Features dan memberikan hasil yang sangat baik [28]. Penggunaan LBP dengan Gabor Features juga dipakai oleh *Su dan Kong* [10] sebagai metode perbandingan untuk pengenalan sistem identifikasi kriminal berdasarkan pola androgenic hair.

Penggabungan LBP dan Gabor features oleh *Zhang et al* [38] untuk pengenalan biometrik wajah menggunakan magnitude features dari gabor features dengan Gabor filter (5 penyekalaan dan 8 orientasi features diambil dari filter bank Gabor). Hasil feature magnitude ini lalu akan dikonvolusikan dengan operator LBP neighbour-8 sehingga didapat Local Gabor Binary Pattern (LGBP).

4. METODE KLASIFIKASI

Dalam image processing, metode klasifikasi adalah metode yang mengklasifikasikan citra input ke dalam kelas yang ada di basis data. Pertimbangan memilih metode klasifikasi tergantung dari penggunaan objek yang ingin dipakai, apakah dalam bentuk vektor. Beberapa metode klasifikasi yang umumnya dipakai di dalam penelitian pengenalan pola adalah sebagai berikut.

4.1 Euclidean Distance

Euclidean distance merupakan salah satu jarak yang dipakai dalam 1-nearest neighbour. 1-nearest neighbour adalah metode klasifikasi yang mengelompokkan objek ke dalam 1 kelompok terdekat berdasarkan jarak diantara dua objek tersebut [15]. Persamaan (17) berikut memperlihatkan perhitungan 1-nearest neighbour

berdasarkan jarak Euclidean.

$$d(\mathbf{m}, \mathbf{n}) = \|\mathbf{m} - \mathbf{n}\| = \sqrt{\sum_{i=1}^r (m_i - n_i)^2} \quad (17)$$

$d(\mathbf{m}, \mathbf{n})$ = jarak Euclidean antara \mathbf{m} dan \mathbf{n}

\mathbf{m} = vektor kolom citra input

\mathbf{n} = vektor kolom citra pada basis data

m_i = nilai pada elemen ke- i pada vektor \mathbf{m}

n_i = nilai pada elemen ke- i pada vektor \mathbf{n}

r = total jumlah elemen pada vektor \mathbf{m} atau \mathbf{n}

4.2 Chi-Square Distance

Chi square distance diturunkan dari chi square statistic test yang digunakan untuk membandingkan dua buah peluang distribusi peubah acak diskrit. Pada image processing, chi square distance digunakan untuk menghitung jarak dari dua buah histogram. Persamaan (18) berikut memperlihatkan perhitungan jarak chi square diantara dua buah histogram [10].

$$X(H_{O_i}, H_{O_d}) = \sum_{t=1}^N \sum_{k=1}^K \frac{(h_{O_i B_t}(k) - h_{O_d B_t}(k))^2}{(h_{O_i B_t}(k) + h_{O_d B_t}(k))} \quad (18)$$

dengan

$H_{O_i} \{h_{O_i B_1}, \dots, h_{O_i B_N}\}$ = histogram citra input

$H_{O_d} \{h_{O_d B_1}, \dots, h_{O_d B_N}\}$ = histogram citra pada basis data

4.3 Histogram Intersection Matching

Terdapat banyak perhitungan untuk membandingkan dua buah histogram. Pada survei paper kali ini akan dibahas mengenai histogram intersection matching. Histogram intersection matching mencari bagian yang serupa dari dua buah histogram [38].

$$\mu(H^1, H^2) = \sum_{i=1}^L \min(h_i^1, h_i^2) \quad (19)$$

dengan

$\mu(H^1, H^2)$ = histogram intersection

\mathbf{h}^1 = histogram citra input

\mathbf{h}^2 = histogram citra basis data

L = jumlah bin pada kedua histogram

5. KESIMPULAN

Pada survei paper ini dibahas mengenai beberapa metode tahap pra proses

seperti averaging filter, histogram, desaturation, binerisation dan image alignment. Metode pengenalan pola yang dibahas pada paper ini adalah gabor features, local binary pattern, local gabor binary pattern dan haar wavelet transform. sedangkan metode klasifikasi yang dibahas adalah euclidean distance, chi-square distance dan histogram matching. Agar dapat memberikan hasil terbaik, setiap sistem pengenalan pola tidak dapat menggunakan metode yang sama untuk mengenali pola identifikasi biometrik yang berbeda. dibutuhkan penelitian dalam penggunaan metode pra proses, ekstraksi fitur dan klasifikasi untuk setiap identifikasi biometrik yang ingin dikenali polanya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Anil K. Jain, et al., *Handbook of Biometrics*, Springer, 2008.
- [2] Agarwal, Sugandha, et al. "A Comparative Study of Facial, Retinal, Iris and Sclera Recognition Techniques.", *IOSR Journal of Computr Engineering*, Vol. 16, p. 47-52, 2014.
- [3] The U.S. Attorney's Office, Central District of California, Release No. 08-074, "Ex-marine Guilty of Using Drugs and Force to Have Sex with Young Girls in Cambodia," 29 May 2008.
Available: <http://www.justice.gov/usao/cac/Pressroom/pr2008/074.html>
- [4] United States v. Pepe, Case No. 07-168-DSF. Trial transcript, May 5, 2008.
- [5] H. Zhang, C. Tang, A.W.K. Kong and N. Craft, "Matching vein patterns from color images for forensic investigation", *BTAS*, 2012, pp. 77-84.
- [6] A. Nurhudatiana, A.W.K. Kong, K. Matinpour, S.Y. Cho and Noah Craft, "Fundamental statistics of relatively permanent pigmented or vascular skin marks", *Proc. of International Joint Conference on Biometrics*, 2011, pp. 1-6.
- [7] C. Tang, A.W.K. Kong and Noah Craft, "Uncovering vein patterns from color skin images for forensic analysis", *CVPR*, 2011, pp. 665-672.
- [8] A. Nurhudatiana *et al.*, "The Individuality of Relatively Permanent Pigmented or Vascular Skin Marks (RPPVSM) in Independently and Uniformly Distributed Patterns," in *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 8, no. 6, pp. 998-1012, June 2013.
- [9] A. Nurhudatiana and A. W. K. Kong, "On Criminal Identification in Color Skin Images Using Skin Marks (RPPVSM) and Fusion With Inferred Vein Patterns," in *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 10, no. 5, pp. 916-931, May 2015.
- [10] H. Su and A. W. K. Kong, "A Study on Low Resolution Androgenic Hair Patterns for Criminal and Victim Identification," in *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 9, no. 4, pp. 666-680, April 2014.
- [11] M. R. Islam, F. K. S. Chan and A. W. K. Kong, "A Preliminary Study of Lower Leg Geometry as a Soft Biometric Trait for Forensic Investigation," *Pattern Recognition (ICPR), 2014 22nd International Conference on*, Stockholm, 2014, pp. 427-431.
- [12] F. K. S. Chan and A. W. K. Kong, "Using Leg Geometry to Align Androgenic Hair Patterns in Low Resolution Images for Criminal and Victim Identification," *Pattern Recognition (ICPR), 2014 22nd International Conference on*, Stockholm, 2014, pp. 495-500.
- [13] F. K. S. Chan and A. W. K. Kong, "Using Hair Follicles with Leg Geometry to Align Androgenic Hair Patterns," *Intelligence and Security Informatics Conference (EISIC), 2015 European*, Manchester, 2015, pp. 137-140.
- [14] R. Lionnie, I.K. Timotius and I. Setyawan, "Performance Comparison of Several Pre-Processing Methods in a Hand Gesture Recognition System based on Nearest Neighbor for Different Background Conditions," *ITB ICT Journal*, 2012, Vol. 6, No. 2, pp. 184-195.
- [15] R. Lionnie, I. K. Timotius and I. Setyawan, "An analysis of edge detection as a feature extractor in a hand gesture recognition system based on nearest neighbor," *Electrical Engineering and Informatics (ICEEI), 2011 International Conference on*, Bandung, 2011, pp. 1-4.
- [16] P. S. Sanjekar and P. S. Dhabe, "Fingerprint verification using haar wavelet," *Computer Engineering and Technology (ICCET), 2010 2nd International Conference on*, Chengdu, 2010, pp. V3-361-V3-365.
- [17] R. Lionnie, I. K. Timotius and I. Setyawan, "Penggunaan Transformasi Wavelet dalam Sistem Pengenalan Isyarat Tangan dengan Beberapa Kombinasi Pra-Proses," *TECHNE, Jurnal Ilmiah Elektronika* vol. 10, no. 2, October 2011, FTEK UKSW
- [18] C. F. Liew and T. Yairi, "A comparison study of feature spaces and classification methods for facial expression recognition," *Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2013 IEEE International Conference on*, Shenzhen, 2013, pp. 1294-1299.
- [19] G. Heumer, H. B. Amor, M. Weber and B. Jung, "Grasp Recognition with Uncalibrated Data

- Gloves - A Comparison of Classification Methods," 2007 IEEE *Virtual Reality Conference*, Charlotte, NC, 2007, pp. 19-26.
- [20] Gonzalez, Rafael C., and Richard E. Woods., *Digital Image Processing* 2nd ed, Prentice Hall, 2002.
- [21] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," 2005 *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, San Diego, CA, USA, 2005, pp. 886-893 vol. 1.
- [22] Anil K. Jain, et al., *Handbook of Face Recognition*, Springer Verlag, London, 2011.
- [23] J. G. Daugman, "High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 11, pp. 1148-1161, Nov 1993.
- [24] Kong, Adams Wai-Kin. "An analysis of Gabor detection." *Image Analysis and Recognition*. Springer Berlin Heidelberg, 2009. 64-72.
- [25] Paul S. Addison, *The Illustrated Wavelet Transform Handbook*, IOP Publishing, 2002.
- [26] Ojala, Timo, Matti Pietikäinen, and David Harwood. "A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions." *Pattern recognition* 29.1 (1996): 51-59.
- [27] Ojala, Timo, Matti Pietikäinen, and Topi Mäenpää. "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns." *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions on 24.7 (2002): 971-987.
- [28] D. Huang, C. Shan, M. Ardabilian, Y. Wang and L. Chen, "Local Binary Patterns and Its Application to Facial Image Analysis: A Survey," in *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 41, no. 6, pp. 765-781, Nov. 2011.
- [29] J. Ruiz-del-Solar and J. Quinteros, "Illumination compensation and normalization in eigenspace-based face recognition: A comparative study of different pre-processing approaches," *Pattern Recog. Lett.*, vol. 29, no. 14, pp. 1966-1979, 2008.
- [30] G. Bai, Y. Zhu, and Z. Ding, "A hierarchical face recognition method based on local binary pattern," in *Proc. Congr. Image Signal Process.*, May 2008, pp. II: 610-614.
- [31] X. Tan and B. Triggs, "Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions," in *Proc. Anal. Model. Faces Gestures*, 2007, pp. 168-182.
- [32] T. Ahonen and M. Pietikäinen, "Soft histograms for local binary patterns," in *Proc. Fin. Signal Process. Symp.*, Oulu, Finland, 2007.
- [33] S. Liao and S. Z. Li, "Learning multi-scale block local binary patterns for face recognition," in *Proc. Int. Conf. Biometrics*, 2007, pp. 828-837.
- [34] L. Wolf, T. Hassner, and Y. Taigman, "Descriptor based methods in the wild," in *Proc. ECCV Workshop Faces 'Real-Life' Images: Detection, Alignment, Recog.*, Marseille, France, 2008.
- [35] L. Paulhac, P. Makris, and J.-Y. Ramel, "Comparison between 2D and 3D local binary pattern methods for characterization of three-dimensional textures," in *Proc. Int. Conf. Image Anal. Recog.*, 2008, pp. 670-679.
- [36] G. Zhao and M. Pietikäinen, "Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 29, no. 6, pp. 915-928, Jun. 2007.
- [37] D. Huang, G. Zhang, M. Ardabilian, Y. Wang, and L. Chen, "3D face recognition using distinctiveness enhanced facial representations and local feature hybrid matching," in *Proc. IEEE Int. Conf. Biometrics: Theor., Appl. Syst.*, Washington, DC, Sep. 2010.
- [38] Wenchao Zhang, Shiguang Shan, Wen Gao, Xilin Chen and Hongming Zhang, "Local Gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition," *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05) Volume 1*, 2005, pp. 786-791 Vol. 1.