

Analisis dan Implementasi Scale Invariant Feature Transform (SIFT) pada Sistem Autentikasi Menggunakan Pembuluh Vena

Ghofinka Putri¹, Tjokorda Agung², Siti Sa'adah³

^{1,2,3} Fakultas Informatika, Telkom School of Computing, Telkom University

Jalan Telekomunikasi No.1, Dayeuh Kolot, Bandung 40257

ghofinka@gmail.com¹, cokagung@telkomuniversity.ac.id², tisataz@gmail.com³

Abstrak

Pertumbuhan data yang semakin meningkat setiap harinya memicu pencurian data pribadi oleh pihak yang tidak bertanggung jawab. Guna mengatasi hal tersebut, sistem identifikasi biometrik menggunakan pembuluh darah vena yang terletak di dalam telapak tangan manusia menjadi isu hangat dalam meningkatkan keamanan dalam mengakses data. Citra inputan berupa foto telapak tangan diambil menggunakan *near-infrared* (NIR), sehingga pola pembuluh darah akan terlihat seperti garis hitam. Tahap pertama adalah menentukan wilayah yang akan dianalisa, kemudian citra tersebut akan melewati tahap *preprocessing* untuk mendapatkan pola pembuluh venanya. Selanjutnya dilakukan proses ekstraksi ciri untuk mendapatkan fitur unik dari citra hasil *preprocessing*. Pada tugas akhir ini metode ekstraksi ciri yang akan digunakan adalah *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT). Dalam banyak hal di bidang pengenalan objek, SIFT telah mampu menunjukkan performa terbaiknya. Diharapkan dengan menerapkan metode ini dapat memberikan performansi yang baik pada sistem autentikasi biometrik menggunakan pembuluh vena. Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, sistem mampu mengidentifikasi 8 dari 10 orang dengan tepat. Dengan menerapkan metode SIFT ini, dihasilkan nilai *Equal Error Rate* (EER) sebesar 45% dari penggunaan *database* CASIA.

Kata kunci : biometrik, pembuluh vena, sift

Abstract

Data increasing every day become trigger to theft of personal data by those who don't responsible of it. To overcome that problem, biometric identification system using palm vein that are located in human hand now become a hot issue to improving security in accessing data. The input image are form of palm photos taken using near-infrared (NIR), so those blood vessel pattern will show as black line. The first stage is determine the interest area that will be analyzed, then the image will pass though preprocessing steps to obtain the pattern of vein vessels. Next, feature extraction process is performed to get the unique features of the image from preprocessing result. In this final task, feature extraction method that used is Scale Invariant Feature Transform (SIFT). In many aspects of object recognition, SIFT has been able to show the best performance. Hopefully, by applying this method can give a good performance for biometric authentication system using palm vein. Based on research, the system is able to identify 8 of 10 people. By applying the SIFT method, the resulting value of the Equal Error Rate (EER) of 45% of the use CASIA database.

Keyword : bimetric, palm vein, sift

1. Pendahuluan

Upaya peningkatan keamanan dalam hal autentikasi dan pemberian hak akses kepada seseorang kini mulai menggunakan ciri yang dimiliki manusia. Biometrik menjadi topik hangat dalam dunia penelitian dan terus dikembangkan sehingga mampu mengenali seseorang berdasarkan keunikan yang dimilikinya. Beberapa contoh sistem identifikasi biometrik yang ada antara lain pengenalan wajah, sidik jari, iris, pembuluh darah, cara berjalan, pengenalan suara dan lain sebagainya. Sebenarnya penggunaan pin atau kata sandi sudah cukup memberikan keamanan dalam pemberian hak akses kepada seseorang. Namun kedua hal

tersebut mulai ditinggalkan karena pola hidup yang kurang sehat dan menjadikan seseorang mudah lupa. Selain itu dengan teknologi yang ada sekarang, kata sandi sangat mungkin ditebak. Untuk sistem biometrik menggunakan sidik jari pun mampu diduplikasi hanya dengan menggunakan foto jari yang diambil menggunakan kamera biasa. Hal tersebut berhasil dibuktikan oleh Jan Krissler, salah seorang anggota *Chaos Computer Club* (CCC) menurut artikel di antaranews.com.

Sistem identifikasi biometrik menggunakan pembuluh vena memberikan solusi untuk mengatasi permasalahan di atas. Letaknya yang

terdapat di dalam tubuh manusia menjadi pondasi yang kuat bagi sistem biometrik ini untuk membangun suatu sistem keamanan baru. Setiap individu memiliki struktur pembuluh vena yang unik, bahkan dalam risetnya [3] Fujitsu menyebutkan bahwa mereka yang kembar identik pun memiliki struktur pembuluh vena yang berbeda.

Dalam papernya, Mona Ahmed et al. [1] menyebutkan empat tahapan dalam sistem identifikasi pembuluh vena yaitu pengambilan gambar menggunakan *infrared*, deteksi ROI dan *preprocessing*, ekstraksi ciri, dan pencocokan. Segmentasi ROI dapat meningkatkan pemrosesan saat ekstraksi ciri dan pencocokan dilakukan [2]. Selain meminimalisasi efek dari rotasi dan translasi, manfaat dari segmentasi ROI ini dapat mengurangi besar kapasitas citra tanpa kehilangan informasi dari citra tersebut. Wilayah dari citra telapak tangan yang diambil menggunakan *near-infrared* (NIR) [10] akan diolah untuk mengurangi *noise* dan ditingkatkan *contrast*-nya. Selanjutnya untuk mendapatkan pola pembuluh darah, Bhattacharyya et al. [2] mengajukan tiga algoritma berbeda yaitu *Vascular Pattern Marker*, *Vascular Pattern Extractor*, dan *Vascular Pattern Thinning* yang digunakan untuk meningkatkan kualitas citra sehingga pola pembuluh dapat terlihat. Permasalahan yang muncul saat proses akuisisi citra tidak seragam, maksudnya peletakkan posisi tangan yang bisa jadi terlalu dekat dari kamera atau malah terlalu jauh. Masalah lainnya seperti besar sudut rotasi yang mungkin terjadi. Untuk itu pada tugas akhir ini digunakan metode ekstraksi

ciri *Scale Invariant Features Transform*

(SIFT).

Penggunaan algoritma SIFT dipilih sebagai metode ekstraksi ciri karena metode ini invarian terhadap

perubahan skala, rotasi, translasi, dan iluminasi. SIFT digunakan untuk memperoleh ciri dari pola pembuluh darah vena tersebut kemudian akan dicocokkan antara citra uji dengan citra yang tersimpan di database. Harapannya dengan menerapkan metode ini, sistem identifikasi biometrik menggunakan pembuluh vena dapat menjadi solusi yang menjamin keamanan dalam pengaksesan suatu data. Yang menjadi tolak ukur untuk sistem autentikasi biometrik yang baik tentunya dilihat dari kemampuan membedakan antara seseorang yang memiliki hak akses

dan yang tidak. Semakin kecil kesalahan yang dilakukan sistem, tentunya performansi sistem dapat dinilai semakin baik.

2. Sistem Autentikasi Pembuluh Vena

A. Preprocessing

Tahap pertama yang dilakukan dalam penelitian ini adalah mempersiapkan data yang akan digunakan. Citra telapak tangan yang diambil menggunakan kamera NIR akan diubah menjadi gambar hitam putih kemudian menentukan *keypoint* dari pola pembuluh vena yang muncul. Pada tahap ini akan ditentukan wilayah yang akan dianalisa, wilayah ini disebut dengan ROI. Dengan melakukan pemotongan wilayah ini berarti telah meminimalisir pengaruh perubahan skala dan rotasi. Citra hasil ROI akan dikonvolusi dengan box filter berukuran 5x5 yang akan menggantikan nilai suatu piksel dengan rata-rata nilai sekitarnya. Kemudian citra akan dikonvolusi lagi dengan fungsi gaussian untuk memperbaiki tingkat kecerahan dari gambar. Hasil konvolusi gaussian ini akan dikurangkan dengan citra ROI awal. Selanjutnya citra yang sudah melalui tahapan tersebut akan dinormalisasi untuk menyetarakan nilai keabuannya dengan rumus di bawah

$$\begin{aligned}
 & \left(\frac{I(x,y) - \mu}{\sigma} \right)^2 > \tau \\
 & = \left\{ \begin{array}{l} \frac{I(x,y) - \mu}{\sigma} \\ I(x,y) - \mu \end{array} \right. \quad (2.1)
 \end{aligned}$$

Kemudian proses terakhir pada tahap *preprocessing* ini adalah memisahkan pola pembuluh vena yang didapatkan dengan latarnya menggunakan *local adaptive thresholding*.

B. Ekstraksi Ciri

SIFT merupakan metode pendeteksian ciri lokal dari suatu citra. Algoritma yang dicetuskan oleh David Lowe pada tahun 1999 ini merupakan salah satu algoritma

ekstraksi ciri terbaik. Metode ini handal dalam mengenali citra walaupun *background*, ukuran, maupun arah dari citra tersebut berbeda.

Berikut tahapan yang dilakukan dalam SIFT [6] :

1. Mencari nilai ekstrim pada ruang skala

Tahap pertama dalam menentukan *keypoint* yang invarian terhadap perubahan skala pada gambar adalah mencari nilai ekstrim pada ruang skala. Ruang skala pada citra didefinisikan dengan fungsi $L(x,y,z)$ yang didapatkan dari hasil konvolusi fungsi Gaussian (2.2) dengan citra masukan $I(x,y)$

$$G(x,y,z,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2+z^2}{2\sigma^2}} \quad (2.2)$$

Untuk mendapatkan lokasi *keypoint* dalam suatu ruang skala secara efisien, digunakan fungsi *Difference-of-Gaussian* (DoG) (2.3). Nilai untuk fungsi DoG diperoleh dari selisih antara citra Gaussian dengan skala k berbeda. Untuk tiap oktaf akan dilakukan konvolusi berulang kali untuk menghasilkan DoG yang tepat. Gambar 2.3 merepresentasikan fungsi DoG.

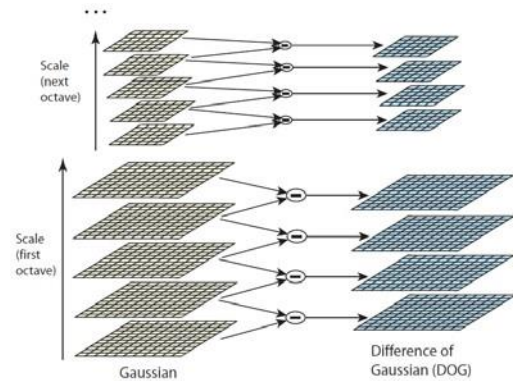
$$DOG(x,y,z) = G(x,y,z,\sigma_1) - G(x,y,z,\sigma_2) \quad (2.3)$$

Langkah selanjutnya adalah menentukan kandidat *keypoint*.

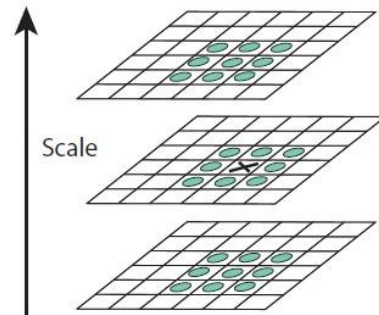
Pencarian kandidat *keypoint* (lihat gambar 2.4) atau dianggap sebagai nilai ekstrim lokal dari citra hasil DoG ini dimulai dengan membandingkan masing-masing titik dengan delapan pixel tetangga pada skala yang sama. Kemudian akan dibandingkan dengan 9 pixel di atas dan di bawahnya yang bersesuaian pada skala yang berbeda. Titik

tersebut akan dijadikan sebagai kandidat *keypoint* jika nilainya lebih

kecil atau lebih besar dari 26 titik yang dibandingkan tadi.



Gambar 2. 1 Representasi Difference-of-Gaussian (DoG) [6]



Gambar 2. 2 Ilustrasi pencarian nilai ekstrim lokal [6]

2. Lokalisasi *keypoint*

Pada tahap ini akan terjadi pengurangan jumlah kandidat *keypoint*. *Keypoint* yang dianggap tidak stabil lebih rentan terhadap gangguan *noise* sehingga akan dihilangkan. Umumnya *keypoint* dengan nilai kontras yang rendah dan berada pada tepi citra merupakan kandidat *keypoint* yang akan dieliminasi.

$$D(x,y,z) = D + \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 D}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 D}{\partial z^2} \quad (2.4)$$

Untuk mengeliminasi *keypoint* yang memiliki nilai *contrast* rendah akan digunakan formula ekspansi Taylor (2.). D merupakan turunan dari titik ekstrim yang berarti hasil DoG dan x sebagai offset (koordinat x,y dan tingkat blur). Kemudian nilai lokasi ekstrim (2.) didapatkan dari turunan formula ekspansi Taylor.

$$\frac{\partial^2 D}{\partial x^2} = - \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} \quad (2.5)$$

Dengan melakukan substitusi nilai lokasi ekstrim ke formula ekspansi Taylor di atas akan didapatkan nilai ekstrim $D(xhat)$. Kandidat *keypoint* akan dieliminasi jika nilai ekstrim $|D(xhat)|$ kurang

dari 0,03. Selanjutnya untuk

menentukan *keypoint* yang berada ditepian akan menggunakan matriks Hessian 2x2 (2.6) dari masing-masing *keypoint*, kemudian menentukan nilai *trace* (Tr) dan *determinant* (Det) dari titik tersebut. Misalkan a adalah nilai eigen yang lebih besar dari nilai eigen yang

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

$$Tr(H) = I_{xx} + I_{yy} = \alpha + \beta \quad (2.7)$$

$$Det(H) = I_{xx}I_{yy} - I_{xy}^2 = \alpha\beta \quad (2.8)$$

Keypoint yang memiliki rasio *principal curvature* lebih besar dari r akan dieliminasi. Untuk mengetahui hal tersebut, hanya perlu dilakukan pengecekan rasio antara Tr dan Det dengan threshold $r = 10$.

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < (r+1)^2$$

$$Det(H) > r \quad (2.9)$$

3. Penentuan orientasi

Setiap *keypoint* yang tidak tereliminasi akan diberikan orientasi sehingga tidak akan terpengaruh dengan adanya rotasi pada citra. Untuk menentukan orientasi akan dilakukan perhitungan nilai *gradient magnitude* (2.4) dan sudut orientasi yang terbentuk (2.5). Nilai *gradient magnitude* direpresentasikan dengan $\sqrt{I_x^2 + I_y^2}$ dan sudut orientasi dengan $\arctan(I_y/I_x)$. Setelah melakukan perhitungan, akan dibentuk histogram 36 bin dengan nilai *magnitude* sebagai bobotnya. Bin dengan nilai tertinggi menggambarkan orientasi dari *keypoint* tersebut.

$$\frac{I_x}{\sqrt{I_x^2 + I_y^2}} = \frac{I_x}{\sqrt{(I_x+1)^2 + (I_x-1)^2 + (I_y+1)^2 + (I_y-1)^2}} \quad (2.10)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{I_y+1 - I_y-1}{I_x+1 - I_x-1}\right) \quad (2.11)$$

4. Keypoint descriptor

Setelah masing-masing *keypoint* diberikan orientasi, tahap berikutnya adalah menghitung ciri yang benar-benar membedakan suatu citra seperti perubahan intensitas cahaya atau sudut pandang 3D.

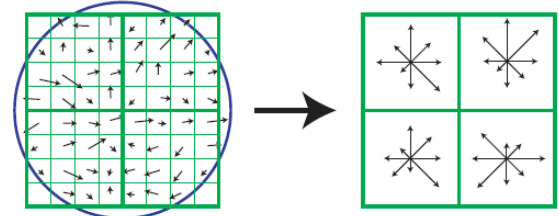
Dari perhitungan besar *gradient magnitude* dan sudut orientasi

diperoleh daerah cakupan yang dibatasi oleh jendela Gaussian, direpresentasikan dalam bentuk lingkaran. Kemudian akan dibangun histogram orientasi yang merepresentasikan vektor ciri berukuran 16x16 yang kemudian akan dibagi ke dalam 4x4 blok. Pada tiap bloknya terdapat 8 arah gradient dengan panjang anak panah yang beragam sesuai dengan besar nilai

dari histogram asal. Sebelum digunakan untuk menentukan

descriptor, nilai *magnitude* akan dikonvolusi dengan fungsi Gaussian

($\sigma = 1.5$). Histogram yang akan dibentuk berukuran 8 bin yang mewakili 8 arah gradient, sehingga vektor ciri yang akan terbentuk nantinya berukuran $4 \times 4 \times 8 = 128$.



Gambar 2.3 Perhitungan menggunakan jendela Gaussian (kiri) dan keypoint descriptor 4x4 (kanan) [6]

Setelah melalui keempat tahapan di atas, akan didapatkan citra dengan *keypoint* yang invarian terhadap berbagai macam perubahan seperti perubahan skala, rotasi, *contrast*, dan intensitas cahaya. *Keypoint* tersebut yang akan digunakan untuk menguji kecocokan antara citra dalam database dengan citra uji.

C. Pencocokan

Metode *nearest neighbor* atau biasa dikenal dengan algoritma NN merupakan suatu cara klasifikasi data baru yang dilihat dari kemiripan yang dimiliki. Pada tugas akhir ini, NN digunakan pada tahap pencocokan untuk menentukan kemiripan antara *keypoint* citra uji dengan citra latihan yang sudah disimpan sebelumnya.

Tahapan untuk mencocokkan *keypoint* [10] :

- 1) Mencari NN antara citra dalam database dengan citra yang diujikan
- 2) Gunakan nilai batas sebagai ratio antara nilai terdekat pertama dan

terdekat kedua untuk memperketat seleksi

3) Melakukan sorting untuk mendapatkan NN dengan jarak terendah

4) Untuk mempercepat ekstraksi, cari NN dengan probabilitas tertinggi

i. Euclidean Distance

Euclidean Distance merupakan metode pencocokan yang paling sering digunakan karena sederhana dalam penerapannya. Pencocokan dilakukan dengan menghitung jarak dua buah titik dalam suatu dimensi. Berikut rumus perhitungan *Euclidean distance* :

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (2.12)$$

Dari rumus di atas, jarak antara titik i dan j (d_{ij}) didapatkan dari selisih posisi kedua titik, dengan k sebagai jumlah ketetanggaannya. Semakin kecil nilai jarak yang dihasilkan, maka kedua titik tersebut dapat dikatakan bertetangga.

ii. Best Bin First

Best Bin First (BBF) merupakan bentuk variansi dari kNN yang menggunakan perbandingan jarak. Perbedaannya pada BBF, yang dilihat bukan jarak antar titik melainkan jumlah selisih bin dari kedua titik yang dibandingkan. Tujuan dari pencarian nilai selisih ini untuk mendapatkan nilai terkecil yang berarti titik tersebut memiliki nilai ketetanggaan yang dekat. Sebelumnya dilakukan operasi kuadrat untuk menghindari munculnya nilai negatif saat pengurangan nilai bin.

3. Percobaan dan Analisa

Skenario 1

Pada skenario ini dilakukan pengujian untuk mengetahui pengaruh threshold terhadap jumlah *keypoint match*. Threshold digunakan sebagai salah satu syarat untuk mendapatkan nilai kecocokan dari citra uji, rentang nilai threshold yang diujikan antara 0,5 – 0,9. Dalam pengujian ini menggunakan seluruh data citra yang tersedia yaitu 600 citra telapak tangan dari 100 individu. Pengujian dilakukan untuk dua tipe pembagian data yaitu 3:3 dan 4:2.

Berikut hasil yang didapatkan dari hasil pengujian ini :

Tabel 4. 1 Hasil pengujian skenario 1 untuk perbandingan 3:3

Threshold	Jumlah citra match	Akurasi (%)
0,5	88	29.33
0,6	89	29.67
0,7	90	30
0,8	90	30
0,9	90	30

Untuk perbandingan 3:3 antara data latih dan data uji, dimana terdapat 300 citra latih dan 300 citra uji didapatkan hasil yang kurang bagus. Hanya sedikit citra yang mampu teridentifikasi dengan tepat. Meskipun begitu nilai threshold yang digunakan terlihat memberikan peningkatan terhadap jumlah citra yang cocok. Walaupun peningkatan tidak terlalu signifikan, namun nilai threshold memiliki pengaruh yang baik. Rendahnya jumlah citra yang teridentifikasi benar dimungkinkan jika tidak banyak *keypoint match* yang terdeteksi sedangkan nilai pembagiannya sangat besar. Nilai pembagi bersifat relatif dilihat dari minimal antara jumlah seluruh *keypoint* citra yang dibandingkan. Hal tersebut menyebabkan nilai kecocokan citra yang seharusnya teridentifikasi benar menjadi rendah, sedangkan nilai kecocokan dengan citra latih lain yang tidak seharusnya tinggi.

Tabel 4. 2 Hasil pengujian skenario 1 untuk perbandingan 4:2

Threshold d	Jumlah citra match	Akurasi i (%)
0,5	191	95.5
0,6	192	96
0,7	193	96.5
0,8	194	97
0,9	194	97%

Berbeda dengan pengujian sebelumnya, untuk perbandingan data 4:2 dengan 400 data latih berbanding 200 data uji menunjukkan hasil yang sangat baik. Terlihat pula nilai threshold mampu memberikan peningkatan dalam performansi sistem. Perbedaan yang sangat mencolok untuk kedua tipe perbandingan data di atas kemungkinan

akibat kombinasi data yang kurang baik saat pembagian data.

Dari kedua hasil pengujian tersebut dapat dilihat, semakin besar nilai threshold yang digunakan maka jumlah *keypoint match* yang didapatkan lebih banyak. Semakin banyak jumlah *keypoint match* yang terdeteksi, semakin besar potensi suatu citra diidentifikasi dengan benar. Akurasi sistem pun ikut meningkat seiring bertambahnya jumlah citra yang teridentifikasi dengan benar.

Skenario 2

Pengujian kedua dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi sistem terhadap jumlah data yang digunakan. Pada pengujian ini data dibagi menjadi 3 bagian, data dari 50 orang, data dari 75 orang dan data dari 100 orang. Tiap data diujikan dengan tiga tipe perbandingan yaitu 2:4, 3:3, dan 4:2. Dalam pengujian ini threshold yang digunakan adalah 0,8.

Tabel 4. 3 Hasil pengujian skenario 2

Jumlah Data	Perbandingan Data	Akurasi (%)
50	2 : 4	10
75		8
100		10
50	3 : 3	20
75		24,44
100		30
50	4 : 2	96
75		96
100		97

Dari hasil pengujian yang dilakukan, penurunan akurasi sistem sangat mungkin terjadi seiring dengan pertambahan jumlah data. Hal tersebut tergantung dari nilai kecocokan yang dihasilkan saat perbandingan. Contohnya jika citra x1 mampu dikenali sebagai x1 saat jumlah data 50, bisa saja saat jumlah individu ditambahkan menjadi 75 orang nilai kecocokan citra x1 lebih besar ketika dibandingkan dengan citra x51. Apabila itu terjadi, tentunya akan terjadi kesalahan pengenalan sehingga akurasi sistem mengalami penurunan.

Skenario 3

Pada skenario ini ada dilakukan pengujian menggunakan metode pencocokan yang berbeda. Dalam skenario sebelumnya pencocokan dilakukan dengan membandingkan jarak lokasi antar titik, namun pada skenario ini pencocokan akan menggunakan vektor ciri atau *keypoint descriptor*. Data yang digunakan dalam pengujian ini berjumlah 300 data yang berasal dari 50 orang. Kemudian data tersebut dibagi menjadi tiga perbandingan yaitu 3:3, 4:2 dan 5:1 dimana masing-masing perbandingan tersebut diujikan terhadap 10, 25, dan 50 individu. Berikut hasil pengujian yang dilakukan :

Tabel 4. 4 Hasil pengujian skenario 2

Jumlah Individu	Perbandingan data latih dan data uji	Match	Akurasi (%)
10	3 : 3	11	36,67
25		22	29,33
50		20	13,33
10	4 : 2	10	50
25		19	38
50		17	17
10	5 : 1	5	50
25		9	36
50		10	20

Dari hasil pengujian di atas, akurasi memang cenderung menurun karena jumlah pembagi atau jumlah citra yang diujikan pun sebenarnya semakin bertambah sehingga *stress test* sistem bertambah. Walaupun mengalami penurunan namun jumlah citra telapak tangan dari individu yang dapat diidentifikasi dengan benar meningkat. Hasil yang didapatkan pada pengujian ini memang tidak dapat dikatakan bagus tapi cukup stabil dibandingkan dengan pengujian sebelumnya. Kemungkinan terdapat kesalahan dalam pengkombinasian data latih dan data uji pada pengujian sebelumnya.

Skenario 4

Pada skenario 4 dilakukan percobaan dengan menambahkan data individu yang tidak terdaftar atau disebut dengan data *unknown*. Data latih yang digunakan berasal dari 50 individu dimana perbandingan yang digunakan adalah 5:1.

Jumlah data latih yaitu $50 \times 5 = 250$ citra. Sedangkan untuk data uji berasal dari 25 individu berikutnya yang berarti masing-masing individu memiliki 6 citra. Jumlah data uji pada skenario ini adalah $25 \times 6 = 150$ citra. Seharusnya sistem yang baik mampu menolak semua citra impostor ini. Threshold yang digunakan sebesar 0.36, sehingga untuk citra uji yang berada dibawah threshold ini akan ditolak. Berdasarkan hasil pengujian memang sebagian besar citra uji ditolak oleh sistem namun sayangnya beberapa citra uji dari 50 orang yang terdaftar juga ditolak oleh sistem ini.

Skenario 5

False Acceptance Rate (FAR) adalah suatu mekanisme penilaian sistem biometrik yang mengukur dari nilai kesalahan penerimaan data. Sistem yang baik selain mampu menerima data masukan dari orang yang terdaftar juga harus mampu menolak data dari orang yang tidak terdaftar dalam sistem. Namun tetap ada kemungkinan dimana sistem akan menerima data masukan dari orang yang tidak terdaftar, kesalahan inilah yang disebut dengan FAR. Dalam perhitungan FAR ini, citra dari orang X dibandingkan dengan citra dari orang selain X sehingga didapatkan hasil penerimaan data yang salah jika nilai kecocokan citra tersebut melebihi threshold.

Bertolak belakang dengan FAR, *False Rejection Rate* (FRR) mengukur kemampuan autentikasi sistem berdasarkan kesalahan penolakan yang dilakukan dimana data yang seharusnya diterima malah ditolak oleh sistem. Pada pengujian ini citra dari masing-masing orang dibandingkan dengan citra lain milik orang yang sama.

**Tabel 4. 4 Hasil pengujian FAR
FRR**

Threshold	FAR	FRR
1	0,8422	0,1475
2	0,6948	0,2708
3	0,5711	0,37
4	0,4671	0,4525
4,1	0,457	0,46
4,3	0,4388	0,4767
4,5	0,4216	0,4883
4,7	0,4051	0,5058

4,9	0,389	0,5192
5	0,3817	0,5258
6	0,3096	0,5967
7	0,2499	0,6517
8	0,1969	0,7
9	0,1505	0,7358

Dari tabel diatas dapat dilihat performansi yang dihasilkan oleh perhitungan nilai FAR dan FRR pada sistem biometrik yang dibangun. Semakin kecil nilai threshold, sistem akan melakukan semakin banyak kesalahan penerimaan. Sebaliknya jika nilai threshold semakin besar, maka sistem akan semakin banyak melakukan kesalahan penolakan. Untuk itu dalam membangun sebuah sistem autentikasi perlu diambil nilai tengah dari grafik FAR dan FRR tersebut. Nilai ini disebut *Equal Error Rate*, dimana perpotongan titik tersebut menunjukkan titik keseimbangan dari sistem yang dibangun. Sehingga threshold yang digunakan pada sistem autentikasi ini bernilai 4,1.

4. Kesimpulan

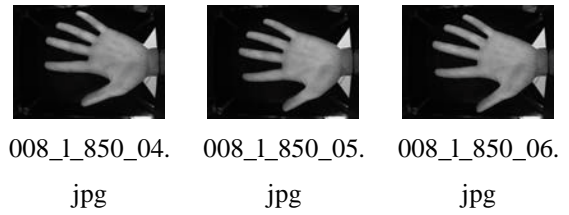
Pada penelitian ini, sistem autentikasi pembuluh vena menggunakan *scale invariant feature transform* (SIFT) telah dibangun. Fitur-fitur berupa lokasi *keypoint* dan juga vektor ciri dari *keypoint* tersebut telah didapatkan. Kemudian klasifikasi pun telah dilakukan, sehingga dapat disimpulkan bahwa sistem ini mampu mengidentifikasi 8 dari 10 orang dengan tepat. Seiring bertambahnya jumlah individu yang ujikan, akurasi sistem menurun. Hal ini yang masih harus diteliti lebih lanjut sehingga didapatkan sistem autentikasi yang lebih baik. Selain itu, dari *database* CASIA yang digunakan, dapat dilakukan penelitian lebih lanjut untuk *finger vein* karena citra yang diambil pada tahap akuisisi utuh seluruh telapak tangan.

Daftar Pustaka

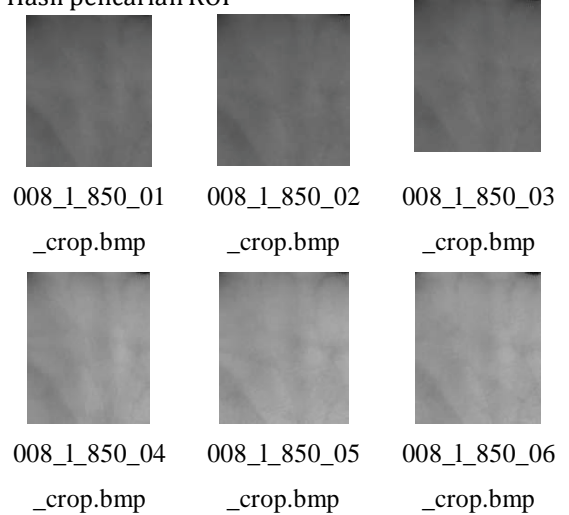
- [1] Ahmed, Mona A., et al. (2013). *Analysis of Palm Vein Pattern Recognition Algorithms and System*. Egypt. ISSN 2321-9017
- [2] Bhattacharyya, D., et al. (2009). *Vascular Pattern Analysis towards Pervasive Palm Vein Authentication*. India. JUCS 1081-1089
- [3] Fujitsu White Paper. *Palm Vein Pattern Authentication Technology*. Japan
- [4] How biometrics works. <http://science.howstuffworks.com/biometrics5.htm> diakses pada 18 Maret 2014
- [5] Ladoux, P.O., C. Rosenberger, and B. Dorizzi. (2009). *Palm vein verification system based on SIFT matching*. France. DOI : 10.1007/978-3-642-01793-3
- [6] Lowe, David G. (2004). *Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints*. Canada
- [7] Palm vein biometric systems dalam http://www.biometricnewsportal.com/palm_biometrics.asp diakses pada 18 Maret 2014
- [8] Plasencia, Amanda. 2011. *Hospital Scans Patient Hands to Pull Medical Info*. NBC New York. Diakses pada 18 Maret 2014
- [9] Schmid, Natalia. 2009. *Slide BIOM 426 : Performance Evaluation*. dalam http://www.csee.wvu.edu/~natalias/biom426/performance_fall09.pdf diakses tanggal 10 april 2014
- [10] Soliman, Hassan, A.S. Mohamed, A. Atwan. (2012). *Feature Level Fusion of Palm Veins and Signature Biometrics*. Egypt. 126801-7474 IJVIPNS-IJENS
- [11] Zhou, Yingbo, Ajay Kumar. *Contactless Palm Vein Identification using Multiple Representations*. Hongkong

Lampiran

Contoh citra masukan



Hasil pencarian ROI



Hasil tahap preprocessing

