

ANALISIS DAN IMPLEMENTASI METODE NIBLACK PADA SISTEM PENGENALAN IDENTITAS BERBASIS PALM VEIN

ANALYSIS AND IMPLEMENTATION OF NIBLACK METHOD FOR PALM VEIN RECOGNITION SYSTEM

Novia Inggrit Dewiayu Santikasari¹, Ratri Dwi Atmaja², Eko Susatio³

^{1,2,3} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

Abstrak

Sistem Pengenalan berbasis *palm vein* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan pengenalan identitas pada individu melalui sistem biometrik yang ada pada bagian telapak tangan, yakni melalui pembuluh darah vena yang terdapat pada telapak tangan. Pemilihan *palm vein* ini banyak diteliti dan dikembangkan sebagai sistem pengenalan identitas yang dianggap memiliki tingkat akurasi yang baik karena bagian tersebut terdapat di bagian dalam tubuh sehingga sulit untuk ditiru atau dipalsukan. *Palm vein* juga dianggap lebih cocok digunakan pada sistem rekognisi karena merupakan bidang yang relatif besar pada sebuah sistem pengenalan biometrik, dan tidak tumbuh rambut yang dapat menjadi gangguan pada citra pada saat sistem pengenalan individu tersebut.

Metode Ni-Black merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan *image enhancement*, terutama pada tahap segmentasi citra. Metode ini merupakan algoritma segmentasi *thresholding* lokal dinamis. Metode ini mampu menembus tingkat akurasi sebesar 95.5% ketika diterapkan pada *dorsal hand vein pattern recognition* dengan bantuan normalisasi, dan skeletonisasi.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa hasil akurasi terbaik sistem sebesar 90% dengan menggunakan perbandingan data latih dan data uji 5:1, menggunakan *window size* 40, *constant threshold* 0.5, dan menggunakan ROI manual.

Kata kunci : *palm vein*, *image enhancement*, NiBlack

Abstract

Palm vein recognition is one of the most useful method for recognize people identity from biometrics palm vein feature, specifically from vein blood vessel on palm vein. In this time, palm vein recognition system has popular for topic reaserch because it has high accuracy and difficult to duplicate.

NiBlack method is one of the most method who used for image enhancement, and image segmentation. This method has dynamic segmentation tresholding algorithm. So it can be reach 95% value accuracy when this method implemented on dorsal hand vein pattern recognition with normalization dan skeletonization at first.

The result of simulation has the best accuracy up to 90%, using ratio between data train and data test 5:1, window size 40, constant tresholding 0.5, and ROI automatic.

Keywords : palm vein, image enhancement, NiBlack

1. Pendahuluan

Sistem pengenalan identitas pada saat ini semakin berkembang dengan berbagai objek dan metode yang digunakan dan sistem identifikasi biometrik menjadi yang paling banyak dikembangkan. Sistem identifikasi biometrik adalah suatu sistem yang menggunakan teknik pengelola pola untuk menguji kebenaran identitas seseorang dengan menggunakan karakteristik fisiologis atau tingkah lakunya [1]. Adapun sistem identifikasi biometrik yang telah ada saat ini seperti *fingerprint, retina recognition, face pattern recognition* dan sebagainya. Namun setiap sistem pengenalan identitas memiliki kelebihan dan kekurangannya tersendiri, terutama sistem pengenalan yang ada saat ini sebagian besar masih berbasis bagian tubuh bagian luar yang masih sangat rentan terkena gangguan, dapat berubah bentuk, juga mudah ditiru dan diduplikasi.

Pembuluh darah vena adalah sistem pembuluh darah yang membawa darah menuju jantung [5]. Pembuluh darah vena setiap individu identik, oleh karena itu pembuluh vena juga cocok dijadikan acuan untuk mengidentifikasi identitas seseorang. Ide menggunakan pembuluh darah vena sebagai dasar identifikasi biometrik sudah ditegaskan pada tahun 1992[2].

Metode NiBlack merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan *image enhancement*, terutama pada tahap segmentasi citra. Metode ini merupakan algoritma segmentasi *thresholding* lokal dinamis. Metode ini mampu menembus tingkat akurasi sebesar 95.5% ketika diterapkan pada *dorsal hand vein pattern recognition* dengan bantuan normalisasi dan skeletonisasi [8].

Sistem pengenalan identitas berbasis *palm vein* menjadi pilihan yang baik karena memiliki banyak kelebihan diantaranya: tidak dapat diubah ataupun ditiru karena terdapat dibagian dalam tubuh, sistem pengenalan bersifat *contactless* karena tidak mengalami kontak dan tidak menimpa tubuh manusia, karakteristik pembuluh vena bersifat abadi, juga keadaan kulit serta kelembaban kulit tidak berpengaruh pada sistem ini[5]. Dengan menggunakan metode NiBlack pada *preprocessing* sistem ini diharapkan sistem dapat memiliki performansi yang baik.

2. Dasar Teori

2.1 Algoritma NiBlack

Metode NiBlack merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan segmentasi citra dan binerisasi. Adapun fungsi segmentasi citra adalah untuk mengambil informasi yang dibutuhkan tanpa menghilangkan bagian yang penting. NiBlack berfungsi untuk menghitung rata rata piksel dan standar deviasi dalam $r \times r$ beberapa piksel yang saling bertetangga [3], kemudian citra disegmentasikan menggunakan [8] :

:

$$T(x,y) = \mu(x,y) + k * s(x,y) \tag{2.1}$$

$T(x,y)$ adalah *thresholding* dari piksel (x,y) , $\mu(x,y)$ adalah *mean gray*, $s(x,y)$ adalah standar deviasi, dan k adalah koefisien koreksi . hasil percobaan pada *dorsall hand vein pattern* menunjukkan bahwa r yang baik digunakan mencapai 35, dan k digunakan angka 0.08. Bagaimanapun, pola pembuluh darah vena tersegmentasi secara langsung oleh metode NiBlack belum memiliki kualitas citra biner yang cukup baik.

Mean atau rata-rata dapat dihitung dengan fungsi aritmetik sebagai berikut:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \tag{2.3}$$

Dengan n adalah banyaknya data dan Xi merupakan nilai data ke-i. Sedangkan untuk standar deviasi dapat dihitung dengan fungsi aritmetik sebagai berikut:

$$s = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

(2.4)

Dimana {x1,x2,...,xn} adalah nilai data dari sampel dan \bar{x} adalah rata rata nilai dari data.

Adapun hasil dari T(x,y) merupakan nilai *threshold* yang didapat dan kemudian dijadikan acuan untuk logika biner dari citra input.

2.2 Minutiae Feature

Minutiae feature merupakan salah satu metode yang digunakan untuk melakukan pencocokan ciri yang dapat membedakan suatu pattern dengan pattern lainnya. Pada awalnya metode ini digunakan untuk *feature matching* untuk *finger print*. Ada beberapa tipe *minutiae feature* [4], antara lain

	<i>Ridge ending</i>	lintasan akhir atau paling ujung
	<i>Ridge bifurcation</i>	lintasan tunggal yang membagi 2 daerah lainnya
	<i>Short ridge, or independent ridge</i>	sebuah lintasan yang dimulai, berjalan dalam jarak pendek, dan kemudian berakhir
	<i>Island</i>	lintasan kecil tunggal berupa lintasan pendek atau lintasan akhir yang tidak terhubung dengan lintasan lainnya
	<i>Ridge enclosure</i>	suatu lintasan yang awalnya tunggal, kemudian bercabang dan selanjutnya bersatu kembali sebagai lintasan tunggal
	<i>Spur</i>	suatu percabangan dengan lintasan cabang yang pendek menyimpang dari lintasan yang lebih panjang
	<i>Crossover or bridge</i>	lintasan pendek yang menghubungkan 2 lintasan yang parallel
	<i>Delta</i>	pertemuan lintasan yang berbentuk Y
	<i>Core</i>	suatu belokan berbentuk U pada ridge pattern

Gambar 2.1 Jenis-jenis *Minutiae Feature*

Penerapan *minutiae* dalam *palm vein* biasanya hanya menggunakan sebagian dari keseluruhannya, dikarenakan bentuk dan pola pembuluh vena tidak lebih kompleks dari *finger print*. Sehingga dengan menggunakan jenis *minutiae* yang tepat akan memberikan hasil yang lebih baik. Pada penerapannya di *palm vein recognition* di banyak penelitian, dipakai dua fitur utama yaitu *termination/ridge ending* dan *bifurcation*. *Minutiae*

termination adalah dimana saat pola pembuluh vena atau *finger print* menemui titik ujung, sedangkan *minutiae bifurcation* adalah saat pola tersebut bercabang menjadi dua bila ditelusuri dari awal pola lurus [7].

2.3 Algoritma Crossing Number [5]

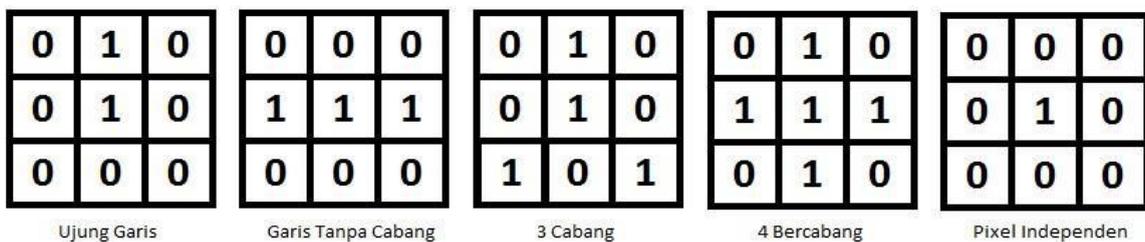
Dengan menggunakan algoritma *crossing number*, garis pada citra tersebut dapat dideteksi bentuk percabangannya baik yang berbentuk garis lurus, percabangan dua, percabangan tiga atau garis yang terputus.

Berikut adalah persamaan yang digunakan dalam algoritma *crossing number*.

$$CN = 0.5 \sum_{i=0}^8 |(p_i + p_{i-1})| \tag{2.2}$$

Dimana p_i adalah nilai pixel tetangga ke i dari pixel yang dieteksi, dan CN adalah hasil perhitungannya. Bentuk garis pada pixel tersebut dapat diketahui dari nilai CN.

- a. Pixel tersebut adalah titik akhir dari suatu garis bila nilai CN = 1, karena hanya terdapat satu pixel tetangga yang memiliki nilai berbeda.
- b. Pixel tersebut berbentuk garis tanpa cabang apabila nilai CN = 2, karena pixel yang sedang dideteksi memiliki dua tetangga pixel yang nilainya berbeda dari pixel tetangga lainnya.
- c. Pixel tersebut memiliki tiga cabang apabila nilai CN = 3, karena terdapat tiga pixel tetangga yang memiliki nilai berbeda.
- d. Pixel tersebut memiliki empat buah percabangan dan berbetuk “x” atau “+” bila nilai CN = 4.
- e. Sedangkan bilan nilai CN = 0, maka pixel tersebut adalah hanyalah sebuah titik yang tidak tersambung dengan titik atau garis lainnya.



Gambar 2.2 Visualisasi algoritma crossing number

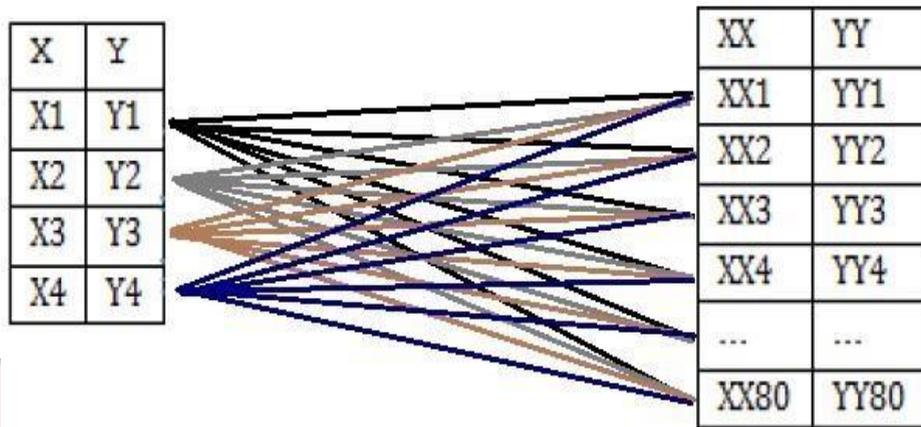
2.4 Modified Hausdorff distance[5]

Feature matching merupakan tahap pencocokan antara data uji dengan database. Adapun pada *palm vein recognition* melalui perhitungan posisi dan kedekatan polalah yang paling umum digunakan.

Pengaplikasian *feature matching* secara geometri dapat dilakukan dengan metode *hausdorff distance*, yaitu dengan cara merepresentasikan fitur pada vena sebagai kumpulan atau sejumlah set dua dimensi yang akan diukur batas maksimum dan minimumnya antara data *latih* dan data uji. Berikut merupakan perhitungan dan gambaran umum metode *hausdorff distance*.

$$HD(X, Y) = \max(d(X, Y), d(Y, X))$$

$$d(X, Y) = \max_{x \in X} \min_{y \in Y} |x - y|$$



Gambar 2.3 Ilustrasi Housdroff distance

Akan tetapi *hausdorff distance* sangat sensitive terhadap perubahan lokasi titik jika diterapkan pada pencocokan bentuk. Oleh karena itu Chaeng-Bo Yu, dan tim membetuk *modified hausdorff distance* untuk mengatasi kekurangannya tersebut. Dengan *modified hausdorff distance* yang memiliki sifat peningkatan nilai secara monoton apabila jumlah perbedaan dua set poin meningkat. Berikut adalah perumusannya:

$$H(A, B) = \frac{1}{N_x} + \sum_{x \in A} (d(x, B)) \tag{2.3}$$

Disini dua buah vektor dibandingkan yaitu antara keseluruhan vektor dalam dataset dengan data yang didapat dari data uji. Setelah dibandingkan semua nilai dengan keseluruhan data set maka akan dicari rata-rata dan diambil nilai paling kecil sebagai nilai yang paling mendekati.

2.5 Akurasi, False Acceptance Rate dan Rejection

Untuk mengukur performansi sebuah sitem terdapat akurasi, FAR dan FRR sebagai tolak ukurnya. Adapun akurasi merupakan perhitungan perbandingan antara jumlah total percobaan yang hasilnya sesuai terhadap jumlah seluruh percobaan yang telah dilakukan.

Berikut merupakan rumus umum untuk menghitung akurasi [5]:

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum_{i=1}^x \text{Jumlah Benar}}{\sum_{i=1}^x \text{Jumlah Percobaan}} \times 100\% \tag{2.4}$$

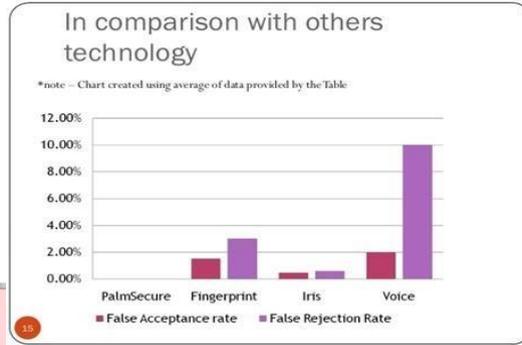
FAR (False Acceptance Rate) merupakan tingkat sistem melakukan kesalahan pengenalan yakni suatu data individu yang salah dikenali sebagai individu lain yang ada dalam database. Berikut merupakan rumus umum untuk menghitung FAR [5]:

$$\text{FAR} = \frac{\sum_{i=1}^x \text{Jumlah Salah}}{\sum_{i=1}^x \text{Jumlah Percobaan}} \times 100\% \tag{2.5}$$

FRR (False Rejection Rate) merupakan perhitungan kesalahan pengenalan seperti halnya FAR, akan tetapi pada FRR merupakan kasus ketika suatu individu yang tidak dikenali dikenali sebagai salah satu individu yang terdapat dalam database. Berikut merupakan rumus umum untuk menghitung FRR [5]:

$$\text{FRR} = \frac{\sum_{i=1}^x \text{Jumlah Salah}}{\sum_{i=1}^x \text{Jumlah Percobaan}} \times 100\% \tag{2.6}$$

Sistem biometrik selama ini secara garis besar memiliki berbagai macam FAR dan FRR masing masing, berikut adalah nilai dari tiap sistem rekognisi [2][5].



Gambar 2.4 Grafik FAR dan FRR pada sistem biometrik

3. Perancangan dan Realisasi Sistem

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai analisis sitem, alur sistem, kebutuhan sistem, kebutuhan data serta lingkungan implementasi.

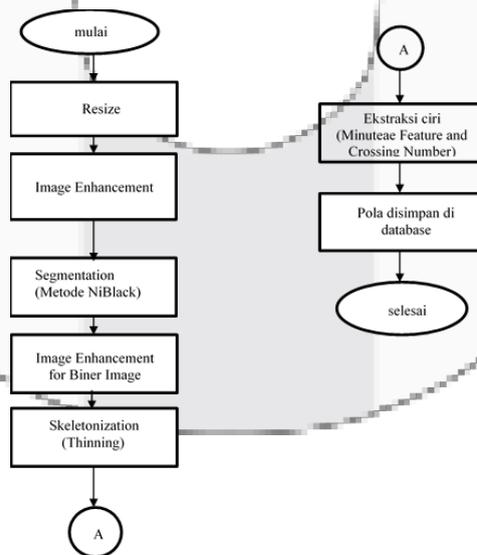
3.1 Analisis Sistem

Secara umum sistem yang dibangun pada penelitian ini terdiri dari dua proses utama yaitu pemrosesan citra latih dan pemrosesan citra uji yang masing masing memiliki serangkaian tahapan didalamnya.

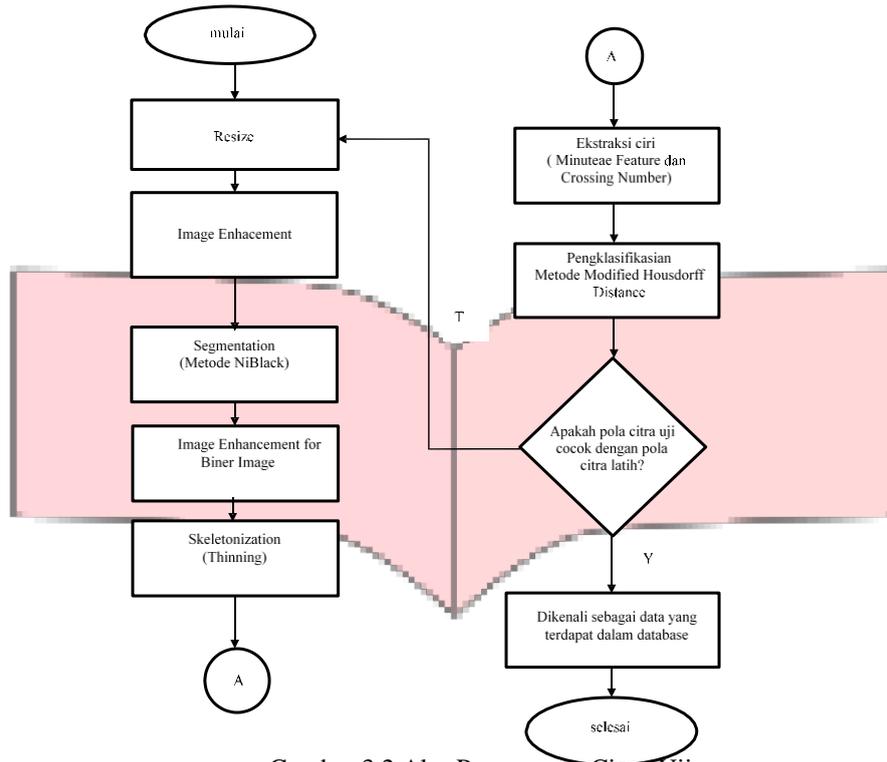
Pada pemrosesan citra latih (Gambar 3.1) dan (Gambar 3.2) hal pertama yang akan dilakukan sistem terhadap citra input adalah *preprocessing* yang terdiri dari *resize*, *image enhancement*, *segmentation*, dan *binerization*.

Setelah seluruh tahapan *preprocessing*, dilakukan ekstraksi ciri untuk mendapatkan seluruh titik koordinat percabangan dan ujung menggunakan metode Crossing Number. Tahapan ini terdapat pada pemrosesan citra latih (Gambar 3.1) dan pemrosesan citra uji (Gambar 3.2).

Pada pemrosesan citra latih tahapan yang dilakukan berakhir pada tahap ekstraksi ciri yang kemudian disimpan di *database* sistem (Gambar 3.1). Sedangkan pada pemrosesan citra uji dilakukan proses *matching* dan verifikasi terhadap *database* sistem menggunakan metode Modhausdorff distance (Gambar 3.2).



Gambar 3.1 Alur Pemrosesan Citra Latih



Gambar 3.2 Alur Pemrosesan Citra Uji

4. Pengujian dan Analisis

4.1 Skenario pengujian dan hasil pengujian

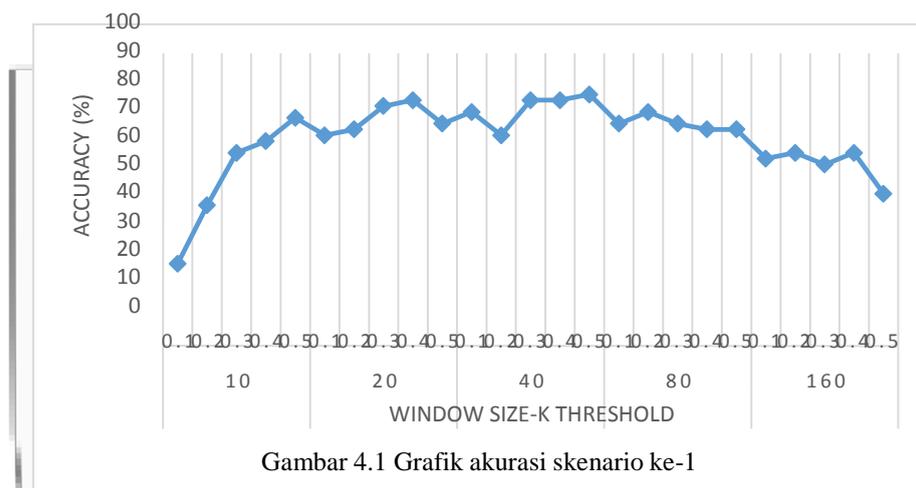
4.1.1 Hasil Pengujian Skenario 1

Hasil pengujian dari skenario pertama yang telah dilakukan dengan banyak variasi kombinasi pengujian sistem sebanyak 25 dan banyak citra uji sebanyak 50 citra, dapat disimpulkan bahwa hasil akurasi terbaik yang didapat dari pengujian sistem diatas adalah 86% dengan nilai *window size* dan koefisien koreksi yang menghasilkan performansi terbaik adalah 40 dan 0.5 (tabel 4.1). Adapun kombinasi penggunaan dari *window size* dan koefisien koreksi akan menghasilkan hasil yang bervariasi seperti yang dapat dilihat pada grafik hasil pengujian (Gambar 4.1).

Tabel 4.1 Hasil pengujian skenario ke-1

windowsize	koefisien koreksi	Akurasi (%)
10	0.1	28
	0.2	48
	0.3	66
	0.4	70
	0.5	78
20	0.1	72
	0.2	74
	0.3	82
	0.4	84
	0.5	76

window size	koefisien koreksi	Akurasi (%)
40	0.1	80
	0.2	72
	0.3	84
	0.4	84
	0.5	86 *
80	0.1	76
	0.2	80
	0.3	76
	0.4	74
	0.5	74
160	0.1	64
	0.2	66
	0.3	62
	0.4	66
	0.5	52



Gambar 4.1 Grafik akurasi skenario ke-1

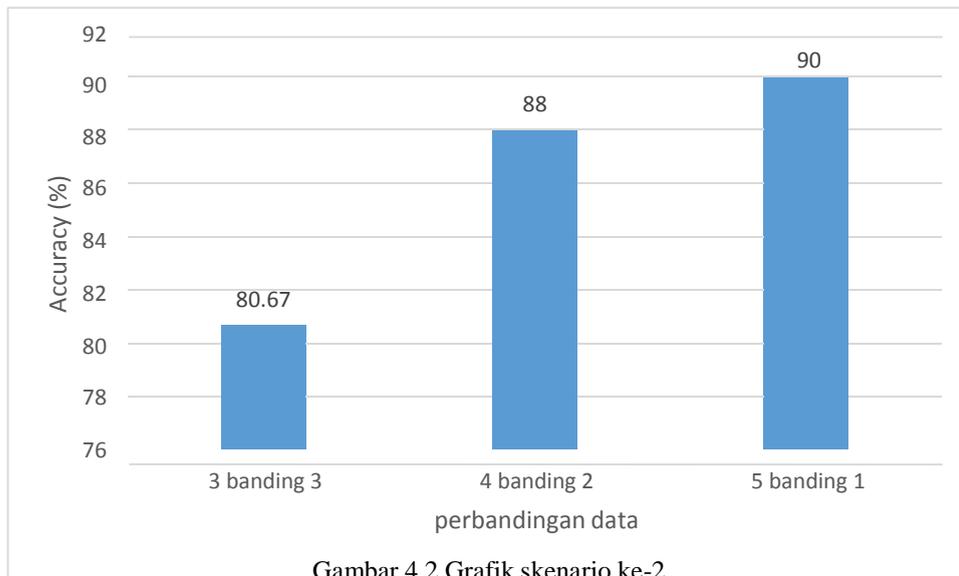
4.1.2 Hasil pengujian skenario ke-2

Hasil dari pengujian skenario kedua yang didapat dengan melakukan pengujian sebanyak 31 kali dapat dilihat pada tabel 4.2 bahwa hasil akurasi terbaik mencapai 90% pada perbandingan data 5:1.

Semakin banyak data latih yang digunakan dalam database akan semakin baik akurasinya, hal tersebut dibuktikan pada data tabel hasil pengujian (tabel 4.2) dari perbandingan 5:1, 4:2, dan 3:3 dengan masing masing kombinasi urutan pada setiap perbandingan didapatkan akurasi tertinggi 90% pada saat jumlah data latih terbanyak yaitu 5:1. Adapun pada grafik hasil skenario (Gambar 4.2) secara berturut turut perbandingan 3:3, 4:2, dan 5:1 menunjukkan semakin banyak data latih maka akurasi yang dihasilkan semakin baik.

Tabel 4.2 Hasil pengujian skenario ke-2

perbandingan	datalatih	datauji	Akurasi (%)
5-1	12345	6	86
	12346	5	90 *
	12356	4	82
	12456	3	74
	13456	2	84
	23456	1	76
	3456	12	75
4-2	2456	13	72
	2356	14	82
	2346	15	78
	2345	16	80
	1456	23	73
4-2	1356	24	80
	1346	25	88
	1345	26	83
	1256	34	82
	1246	35	80
	1245	36	81
	1236	45	76
	1235	46	77
	1234	56	77
	456	123	58.6
3-3	146	235	74.66
	145	236	76
	136	245	80.67
	135	246	76.66
	134	256	75.3
	126	345	75.3
	125	346	76.66
	124	356	28
123	456	61.3	



Gambar 4.2 Grafik skenario ke-2

4.1.3. Hasil pengujian skenario ke-3

Pengujian untuk skenario ketiga yang telah dilakukan dengan memasukkan citra impositor kedalam sistem pengujian. Hasil yang diperoleh dari pengujian dengan menggunakan skenario ke-3 mendapatkan hasil akurasi 71% dengan nilai FAR dan FRR yang didapatkan adalah 3.33% dan 0.28% (tabel 4.3).

Tabel 4.3 Hasil pengujian skenario ke-3

Data latih	Data uji	Data impositor	perbandingan	FAR	FRR	Akurasi
250	50	10	5:1	3.33%	0.28%	71%

4.1.4 Hasil pengujian skenario ke-4

Dari hasil pengujian menggunakan skenario ke-4 yaitu dengan adanya citra impositor pada citra uji didapatkan nilai akurasi sebesar 76% (tabel 4.4) . Dibandingkan dengan hasil yang didapat pada penggunaan ROI manual yang mencapai 90% (tabel 4.2) pada nilai akurasinya dapat kita simpulkan bahwa penggunaan ROI manual memiliki akurasi lebih baik dibandingkan dengan ROI otomatis, hal tersebut dikarenakan kemampuan manusia memilah area palm vein lebih baik dibanding dengan algoritma yang dibuat untuk ROI otomatis itu sendiri.

Tabel 4.4 Hasil pengujian skenario ke-4

Index	ID	Keterangan	Index	ID	Keterangan
1	1	Sesuai	26	42	Tidak sesuai
2	49	Tidak sesuai	27	27	Sesuai
3	3	Sesuai	28	28	Sesuai
4	28	Tidak sesuai	29	5	Tidak sesuai
5	5	Sesuai	30	30	Sesuai
6	11	Tidak sesuai	31	39	Tidak sesuai
7	7	Sesuai	32	32	Sesuai
8	8	Sesuai	33	33	Sesuai
9	9	Sesuai	34	34	Sesuai

Index	ID	Keterangan	Index	ID	Keterangan
10	10	Sesuai	35	12	Tidak sesuai
11	22	Tidak sesuai	36	23	Tidak sesuai
12	12	Sesuai	37	37	Sesuai
13	13	Sesuai	38	38	Sesuai
14	14	Sesuai	39	39	Sesuai
15	22	Tidak sesuai	40	40	Sesuai
16	16	Sesuai	41	41	Sesuai
17	17	Sesuai	42	42	Sesuai
18	18	Sesuai	43	43	Sesuai
19	19	Sesuai	44	40	Tidak sesuai
20	20	Sesuai	45	45	Sesuai
21	21	Sesuai	46	46	Sesuai
22	22	Sesuai	47	47	Sesuai
23	23	Sesuai	48	48	Sesuai
24	36	Tidak sesuai	49	49	Sesuai
25	25	Sesuai	50	50	Sesuai
Jumlah ID yang sesuai dengan indeks					36
Jumlah ID yang tidak sesuai dengan indeks					14
Jumlah data uji total					50
Akurasi = $\frac{\text{Jumlah ID yang sesuai dengan indeks}}{\text{Jumlah data uji total}}$					76%

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Dari seluruh pengujian yang telah dilakukan pada penelitian diatas, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Nilai dari *window size* dan koefisien koreksi dari metode NiBlack sangat berpengaruh terhadap akurasi sistem. Adapun nilai terbaik yang dihasilkan pada penelitian kali ini yaitu nilai *window size* 40 dan nilai koefisien koreksi 0.5.
2. Niblack merupakan *auto local thresholding* yang cukup baik diterapkan pada sistem pengenalan identitas berbasis *palm vein* karena memiliki nilai akurasi tertinggi hingga 90%.
3. perbandingan data latih: data uji terbaik pada penelitian ini didapatkan sebesar 5:1. Dengan kata lain, semakin banyak data latih akan semakin tinggi pula tingkat akurasinya.
4. FAR dan FRR menunjukkan tingkat performansi dan kehandalan suatu sistem untuk mampu mengidentifikasi identitas suatu individu. Adapun pada penelitian didapatkan nilai FAR dan FRR terbaik sebesar 3.33% dan 0.28%.

5.2 Saran

Setelah dilakukan penelitian, dibawah ini merupakan saran-saran yang diharapkan mampu meningkatkan performansi sistem:

1. Perlunya citra hasil akuisisi yang lebih stabil, karena akan berpengaruh terhadap tingkat akurasi dan performansi sistem.
2. Perlunya memperhitungkan waktu dalam permosesan citra yang lebih cepat, karena pada penelitian ini segmen waktu tidak menjadi pertimbangan.

DAFTAR REFERENSI

- [1] Adi Sarwoko, Eko .(2006). *Mekanisme Sistem Identifikasi Biometrik*. UNDIP.
- [2] Blackburn Duane, Chirs Miles & Brad Wing. (2006). *Biometric History*. National Science and Technology Council (NSTC).
- [3] Huan, Zhang & Dewen Hu. (2010). *A Palm Vein Recognition System*. IEEE International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, pp 285-288.
- [4] R, Yogamangalam. (2013). *Segmentation techniques Comparison in Image Processing*. School of Computing SASTRA University.
- [5] Shafi Kasyfillah, Muhammad. (2014). *Peningkatan Performansi Pengenalan Identitas Berbasis Palm Vein Menggunakan Adaptive Filtering dan Reflex Method*. Telkom Univerity, Bandung.
- [6] Watanabe, Masaki . *Palm vein Authentication*. 1 Fujitsu Laboratories Ltd., Research Center for Image Processing and Biometrics Technologies.
- [7] Wulandari, Nurcahyani. (2013). *Analisis dan Implementasi Minutiae Feature (Bifurcation dan Termination) pada Palmvein Recognition*. Institut Teknologi Telkom Bandung, Bandung.
- [8] Yang, Lin, Xiangbin Liu & Zhiceng Liu. (2010). *A Skeleton Extracting Algorithm for Dorsal Hand Vein Pattern*. IEEE International Conference on Computer Application and System Modeling, pp V13-92 – V13-95.