

PEMBENTUKAN KODE TELAPAK TANGAN (*PALM CODE*) BERBASIS METODE GABOR 2D

I Ketut Gede Darma Putra^{*)}, Wira Bhuana, dan Erdiawan

Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Udayana, Badung 80361, Indonesia

^{*)}E-mail: duglaire@yahoo.com

Abstrak

Telapak tangan adalah biometrika yang masih relatif baru. Segmentasi *region of interest* (ROI) dan ekstraksi fitur telapak tangan merupakan dua isu penting dalam sistem pengenalan telapak tangan. Penelitian ini memperkenalkan metode segmentasi ROI dengan titik pusat momen 2 tahap dan menerapkan metode Gabor 2D untuk menghasilkan kode telapak tangan (*palm code*) sebagai fitur telapak tangan. Untuk mengukur tingkat kemiripan dua kode telapak tangan maka digunakan metode jarak *Hamming* ternormalisasi. Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan 1000 sampel telapak tangan milik 200 orang berbeda dengan 3 sampel sebagai acuan dan 2 sampel sebagai uji. Pengujian juga dilakukan dengan 2 ukuran ROI, yaitu 64 x 64 dan 128 x 128 *pixel*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa unjuk kerja terbaik diperoleh ROI 64 x 64 *pixel* mencapai 98,7% atau (FRR = 1,17%, FAR = 0,11%, T = 0,376).

Abstract

Establishment Code Hand Palm (*Palm Code*) 2D Gabor-Based Method. Palmprint is relatively new in physiological biometrics. Palmprint ROI segmentation and feature extraction are two important issues in palm print recognition. This paper introduces two steps in the center of mass moment method for ROI segmentation that will be applied in the Gabor 2D filter to obtain palm code as palmprint feature vector. Normalized Hamming distance was used to measure the similarity degrees of two feature vectors of palmprint. The system was tested using database 1000 palmprint images generated from 5 samples from each of the 200 persons randomly selected with ROI 64 x 64 and 128 x 128 pixel. Experiment results show that this system can achieve high performance with a success rate about 98.7% (FRR = 1.17%, FAR = 0.11%, T = 0.376) with ROI 64 x 64 pixel.

Keywords: biometrics, Gabor filter, Hamming distance, identification, palmprint

1. Pendahuluan

Kode telapak tangan (*palm code*) adalah kode unik yang diperoleh melalui ekstraksi fitur telapak tangan seseorang. Kode ini dapat digunakan untuk mewakili pemilik telapak tangan bersangkutan dan dapat digunakan sebagai identitas pembeda dengan orang lain. Kode telapak tangan mirip dengan kode sidik jari (*finger code*) atau kode iris (*iris code*), namun dua kode terakhir tersebut berturut-turut diperoleh dari sidik jari dan iris (selaput pelangi) seseorang.

Sistem biometrika menggunakan karakteristik fisiologi atau perilaku untuk melakukan otentifikasi secara otomatis terhadap identitas seseorang dengan membandingkannya dengan identitas yang terdaftar sebelumnya. Sistem biometrika beroperasi pada dua

mode, yaitu verifikasi dan identifikasi. Sistem verifikasi bertujuan untuk menerima atau menolak identitas yang diklaim oleh seseorang, sedangkan sistem identifikasi bertujuan untuk memecahkan identitas seseorang. Sistem verifikasi menjawab pertanyaan “Apakah identitas saya sama dengan identitas yang saya sebutkan?”, sedangkan sistem identifikasi menjawab pertanyaan “identitas siapakah ini?”. Dari sudut pandang kompleksitas, sistem verifikasi lebih sederhana karena hanya mencocokkan satu masukan dengan satu acuan (*one to one matching*), sementara pada sistem identifikasi terjadi pencocokan satu masukan dengan banyak acuan (*one to many matching*).

Berbeda dengan sidik jari, iris, wajah, geometri tangan, dan lain-lainnya yang merupakan biometrika yang sudah cukup lama dikenal, telapak tangan (*palmprint*)

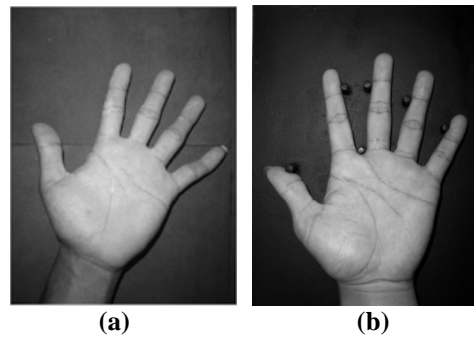
merupakan biometrika fisiologi yang masih relatif baru [1]. Telapak tangan kaya akan fitur-fitur unik, seperti fitur geometri (lebar, panjang, dan luas area telapak tangan), fitur garis-garis utama (*principle lines*), fitur garis-garis lemah (*wrinkle lines*), fitur *delta points* dan fitur minusi (*minutiae*). Telapak tangan memiliki beberapa kelebihan dibandingkan dengan biometrika lainnya, yaitu dapat menggunakan citra resolusi rendah, biaya alat akuisisi relatif rendah, sulit untuk dipalsu, dan bersifat unik dan stabil [2].

Selain memperoleh fitur telapak tangan, isu penting lain dari sistem pengenalan telapak tangan adalah ekstraksi *region of interest* (ROI) telapak tangan secara otomatis. Kesalahan dalam melakukan ekstraksi ROI akan dapat menimbulkan kesalahan pada proses pencocokan sehingga unjuk kerja sistem dapat menurun. Penelitian sebelumnya yang membahas segmentasi ROI telapak tangan secara otomatis dengan membentuk sumbu koordinat khusus berdasarkan titik-titik acuan di antara jari tangan [3-5]. Membentuk sumbu khusus tersebut relatif sulit. Murat *et al.* [6] dan Kumar *et al.* [7] menggunakan proses morfologi. Penggunaan proses morfologi akan meningkatkan kompleksitas waktu operasi. Pada penelitian ini diperkenalkan metode baru untuk ekstraksi ROI, yaitu metode titik pusat momen 2 tahap.

Untuk ekstraksi fitur, penulis telah mencoba beberapa metode seperti menggunakan nilai *variance* pada blok tumpang tindih [8], alihragam gelombang singkat [9], fraktal dimensi dan *lacunarity* [10], dan *fractal code* [11-12]. Pada penelitian ini akan digunakan metode Gabor 2D untuk pembentukan kode telapak tangan dimana metode ini telah sukses dalam pembentukan kode sidik jari (*finger code*) dan kode iris (*iris code*) [13]. Beberapa metode dari peneliti lain adalah Duta *et al.* menggunakan fitur minusi [14], Wu *et al.* menggunakan fitur garis sepanjang garis-garis utama [15], Pang *et al.* menggunakan fitur momen [16], dan Li *et al.* menggunakan fitur Fourier [17].

2. Metode Penelitian

Akuisisi citra tangan. Setiap pengguna diminta meletakkan tangan kirinya pada suatu papan dengan latar belakang berwarna hitam. Terdapat pasak pada papan tersebut. Gambar 1(a) menunjukkan akuisisi citra dengan papan tanpa pasak, sedangkan Gambar 1(b) papan mengandung beberapa pasak pada posisi tertentu. Pada Gambar 1(a) pengguna lebih leluasa menempatkan tangan, sedangkan Gambar 1(b) posisi tangan pengguna diatur oleh pasak sehingga kesalahan orientasi, translasi dan perenggangan relatif kecil. Perbedaan model papan tersebut bertujuan untuk menguji metode segmentasi ROI. Seluruh citra telapak tangan diperoleh dengan menggunakan kamera digital Sony DSC P72 dengan resolusi 640 x 480 *pixels*.



Gambar 1. Akuisisi Citra, (a) Tanpa Pasak, (b) Berpasak

Segmentasi ROI telapak tangan. Segmentasi ROI telapak tangan dengan metode pusat momen 2 tahap dapat dijelaskan sebagai berikut: a) Citra tangan *gray scale* dikonversi menjadi citra biner. Pada umumnya citra biner ini masih mengandung *white noise* (*pixels* putih di luar objek tangan). Untuk menghilangkan *pixels* tersebut, maka pada citra biner diterapkan tapis median; b) Untuk mengurangi kesalahan orientasi saat akuisisi, maka dilakukan normalisasi orientasi. Tahap ini lebih dibutuhkan pada akuisisi dengan alas tanpa pasak. Sudut kemiringan diperoleh dengan metode orientasi momen. Pada metode ini, sudut orientasi θ menyatakan perbedaan antara sumbu normal dan sumbu mayor *elips*, yang dapat dihitung dengan Persamaan (1), (2), (3) [2].

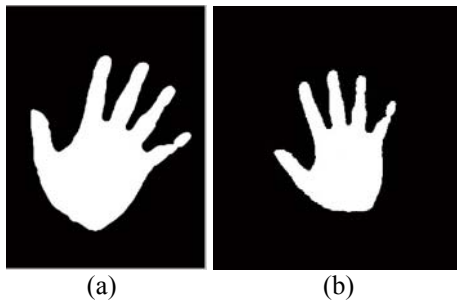
$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left[\frac{2\mu_{1,1}}{\mu_{2,0} - \mu_{0,2}} \right] \quad (1)$$

$$\mu_{p,q} = \sum_m \sum_n (m - \bar{m})^p (n - \bar{n})^q \quad (2)$$

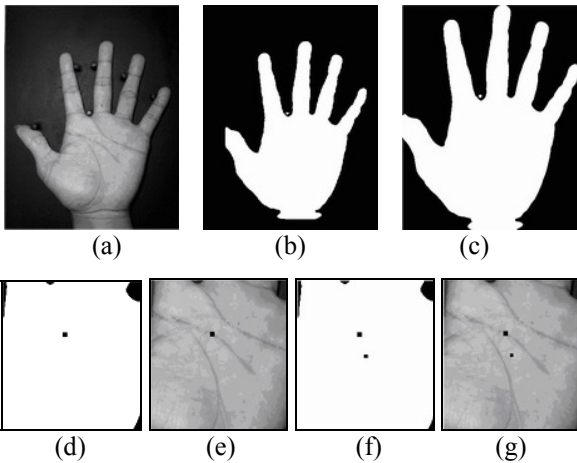
$$\bar{m} = \frac{1}{N} \sum_m \sum_n m, \quad \bar{n} = \frac{1}{N} \sum_m \sum_n n, \quad (3)$$

dengan $\mu_{p,q}$ menyatakan pusat momen orde $(p,q)^{\text{th}}$, (\bar{m}, \bar{n}) menyatakan koordinat pusat area, dan N menyatakan banyaknya *pixels* yang menyatakan objek.

Kemudian citra tangan biner dan *gray scale* dirotasi sebesar θ derajat. Gambar 2 menunjukkan hasil normalisasi orientasi. Kemiringan citra tangan seperti ditunjukkan pada Gambar 2(a), dapat diminimalisasi seperti ditunjukkan pada Gambar 2(b): a) Operasi *bounding box* kemudian diterapkan pada citra biner terotasi untuk memperoleh area terkecil yang membatasi citra tangan (objek); b) Koordinat pusat area dari citra biner hasil operasi *bounding box* (*bounded image*) dihitung dengan Persamaan (3) dan berdasarkan koordinat tersebut *bounded image* dan citra asli disegmentasi dengan ukuran 200 x 200 *pixels*; c) Koordinat pusat area dari citra biner tersegmentasi dihitung kembali dan berdasarkan koordinat tersebut ROI berukuran 128x128 dan 64x64 *pixels* diperoleh.



Gambar 2. (a) Citra Biner, (b) Citra Hasil Rotasi



Gambar 3. Ekstraksi ROI Telapak Tangan, (a) Citra Asli, (b) Citra Biner, (c) Bounded Image, (d) dan (e) Berturut-turut Posisi Koordinat Pusat Momen Pertama Citra Biner dan Gray Scale Tersegmentasi, (f) dan (g) Posisi Koordinat Pusat Momen Kedua Citra Biner dan Gray Scale

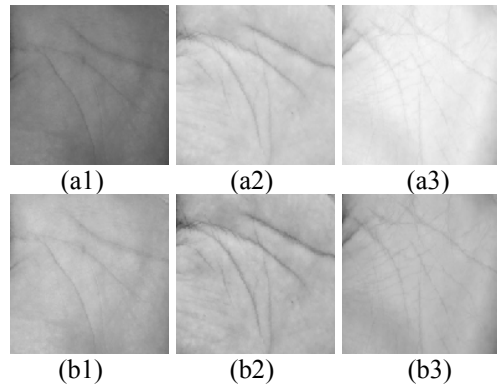
Gambar 3 menunjukkan tahapan segmentasi ROI dengan metode titik pusat momen 2 tahap.

Normalisasi Intensitas. Proses normalisasi bertujuan untuk mengurangi kesalahan akibat ketidaksempurnaan atau ketidakseragaman pencahayaan pada saat akuisisi. Metode normalisasi dapat dijelaskan pada Persamaan (4) dan (5) [2,7].

$$I'(x, y) = \begin{cases} \phi_d + \lambda & \text{if } I(x, y) > \phi \\ \phi_d - \lambda & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$\lambda = \sqrt{\frac{\rho_d \{I(x, y) - \phi\}^2}{\rho}} \quad (5)$$

dengan I dan I' berturut-turut menyatakan citra telapak tangan *grayscale* dan hasil normalisasi, ϕ dan ρ menyatakan nilai *mean* dan *variance* dari citra asli, sementara ϕ_d dan ρ_d merupakan nilai *mean* dan *variance* yang diharapkan. Semua percobaan dalam penelitian ini menggunakan $\phi_d = 180$ dan $\rho_d = 180$ yang hasilnya



Gambar 4. Hasil Normalisasi Intensitas, (a1-a3) Citra Asli dengan Pencahayaan Berbeda, (b1-b3) Hasil Normalisasi dengan $\phi_d = 180$ and $\rho_d = 180$

ditunjukkan pada Gambar 4. Gambar 4 tersebut menunjukkan citra asli memiliki nilai intensitas yang berbeda (Gambar 4a1-a3), namun proses normalisasi mampu menyeragamkannya (Gambar 4b1-b3).

Pembentukan kode telapak tangan dengan tapis Gabor 2D. Bentuk umum tapis Gabor 2D adalah pada Persamaan (6) [2,13].

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \exp\{2\pi j(u.x.\cos\theta + u.y.\sin\theta)\} \quad (6)$$

dengan: $j = \sqrt{-1}$, u merupakan frekuensi dari gelombang sinusoidal, θ merupakan sudut pengendalian terhadap orientasi dari fungsi Gabor, σ adalah standar deviasi dari *Gaussian envelop*, dan (x, y) menyatakan koordinat tapis. Tapis Gabor ternormalisasi terhadap ukuran tapis dinyatakan pada persamaan (7).

$$\tilde{G}[x, y, \theta, u, \sigma] = G[x, y, \theta, u, \sigma] - \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n G[i, j, \theta, u, \sigma]}{(2n+1)^2} \quad (7)$$

dengan $(2n+1)^2$ adalah ukuran tapis Gabor yang pada umumnya berukuran ganjil, dan pada penelitian ini digunakan ukuran tapis 9 x 9, 17 x 17 dan 35 x 35.

Tapis Gabor terdiri atas bagian *real* dan imajiner. Pemilihan nilai parameter θ , σ , μ dan ukuran tapis akan mempengaruhi unjuk kerja tapis Gabor.

Kode telapak tangan yang merupakan sederetan kode biner diturunkan dari bagian *real* dan imajiner tersebut dengan cara

$$\begin{aligned} br &= 1 & \text{jika } \text{Re}[\tilde{G}[x, y, \theta, \sigma]^* I] &\geq 0 \\ br &= 0 & \text{jika } \text{Re}[\tilde{G}[x, y, \theta, \sigma]^* I] < 0 \\ bi &= 1 & \text{jika } \text{Im}[\tilde{G}[x, y, \theta, \sigma]^* I] &\geq 0 \\ bi &= 0 & \text{jika } \text{Im}[\tilde{G}[x, y, \theta, \sigma]^* I] < 0 \end{aligned} \quad (8)$$

dengan I menyatakan citra telapak tangan ternormalisasi,

operator * menyatakan proses *konvolusi*, $\text{Re}[\dots]$ dan $\text{Im}[\dots]$ menyatakan bagian *real* dan imajiner [2,13]. Tahapan pembentukan kode telapak tangan dengan tapis Gabor ditunjukkan pada Gambar 5.

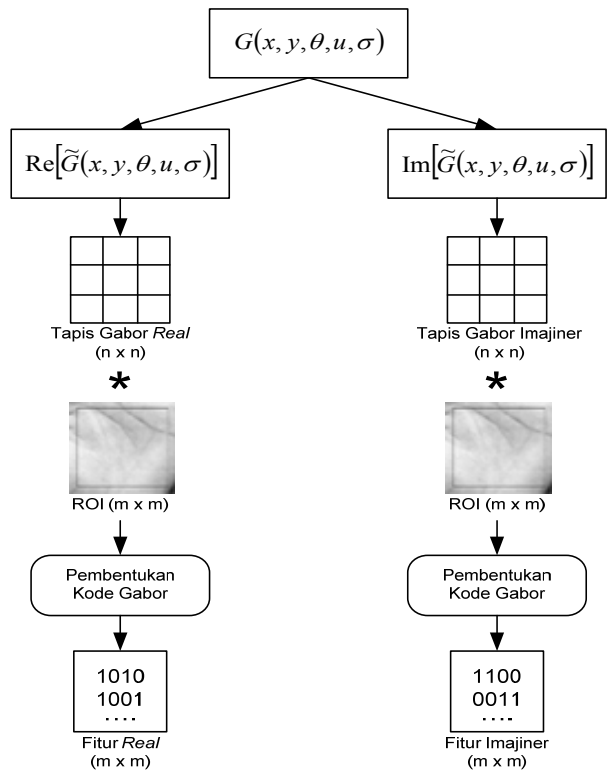
Gambar 6 menunjukkan kode telapak tangan menggunakan sudut 45° dengan ukuran tapis Gabor berbeda-beda, yaitu 9×9 , 17×17 dan 35×35 , sedangkan Gambar 7 menunjukkan kode telapak tangan dengan ukuran tapis 17×17 menggunakan ukuran sudut yang berbeda, yaitu -45° , 0° , 45° dan 90° .

Pencocokan kode telapak tangan. Tingkat kemiripan 2 kode telapak tangan dapat dihitung dengan jarak *Hamming* ternormalisasi. Jarak *Hamming* dari dua kode telapak tangan P dan Q dapat dinyatakan sebagai

$$D_o = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (P_R(i,j) \otimes Q_R(i,j)) + (P_I(i,j) \otimes Q_I(i,j))}{2N^2} \quad (9)$$

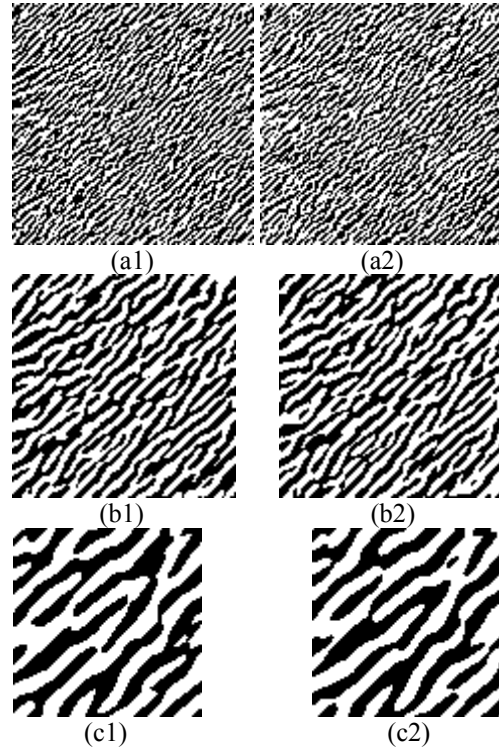
dengan $P_R(Q_R)$ dan $P_I(Q_I)$ berturut-turut menyatakan bagian *real* dan imajiner dari $P(Q)$. Hasil dari operator *boolean* (\otimes) adalah sama dengan nol, jika dan hanya jika bit $P_{R(I)}(i,j) = Q_{R(I)}(i,j)$.

Ukuran dari matrik dinyatakan oleh $N \times N$. Nilai D_o akan berada dalam jangkauan 0 sampai 1. Untuk proses pencocokan yang sempurna, maka skor jarak *Hamming*

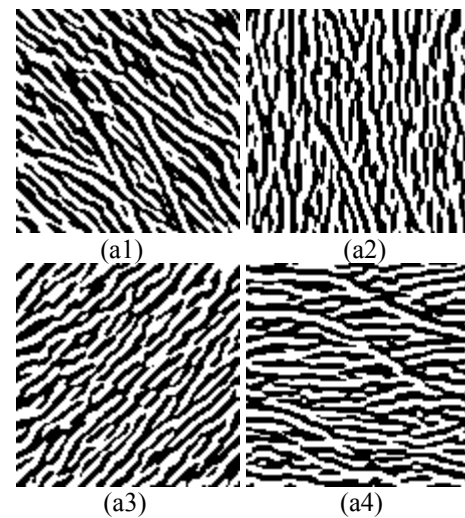


Gambar 5. Tahapan Pembentukan Kode Telapak Tangan dengan Tapis Gabor

semakin mendekati nol. Karena ketidaksempurnaan dalam pra-pemrosesan gambar, maka salah satu vektor fitur bisa ditranslasi dengan beberapa *pixel*, baik dalam arah vertikal maupun horisontal.



Gambar 6. Kode Telapak Tangan untuk Berbagai Ukuran Tapis, (a1)-(a2) adalah Bagian *Real* dan *Imajiner* dengan Tapis 9×9 , (b1)-(b2) adalah Bagian *Real* dan *Imajiner* dengan Tapis 17×17 , (c1)-(c2) adalah Bagian *Real* dan *Imajiner* dengan Tapis 35×35



Gambar 7. Kode Telapak Tangan dengan Tapis 17×17 , (a1) Bagian *Real* dengan Sudut -45° , (a2) Bagian *Real* dengan Sudut 0° , (a3) Bagian *Real* dengan Sudut 45° , (a4) Bagian *Real* dengan Sudut 90°

Skor minimum dari hasil pencocokan (D_0) untuk vektor fitur tertranslasi tersebut merupakan skor akhir. Untuk menentukan apakah citra uji adalah sah (*genuine*) atau tidak (*impostor*), maka digunakan suatu nilai ambang (*threshold value*). Bila skor lebih kecil atau sama dengan nilai ambang, maka pengguna dikatakan sah (*genuine*), bila lebih besar, maka pengguna dikatakan tidak sah (*impostor*). Skor pengguna sah diperoleh dari pencocokan sampel telapak tangan yang berasal dari orang yang sama, sedangkan skor pengguna tidak sah diperoleh dari pencocokan sampel telapak tangan orang yang berbeda. Tidak ada skor hasil pencocokan bernilai nol. Dengan kata lain tidak ada pencocokan yang dilakukan pada sampel telapak tangan yang sama.

3. Hasil dan Pembahasan

Unjuk kerja sistem diukur menggunakan *false acceptance rate* (FAR), *false rejection rate* (FRR), akurasi sistem, grafik distribusi skor pengguna sah dan tidak sah serta *receiver operation curve* (ROC). Pengujian dilakukan dengan menggunakan 1000 sampel telapak tangan milik 200 orang yang berbeda; setiap orang diwakili 5 sampel. Dua dari lima sampel tersebut digunakan sebagai sampel uji, sedangkan sisanya digunakan sebagai sampel acuan sehingga jumlah total sampel uji adalah 400 dan sampel latih 600 sampel.

Berikut adalah nilai dari beberapa parameter pengujian: ukuran ROI 64 x 64 dan 128 x 128 *pixels*, ukuran tapis 9 x 9, 17 x 17, dan 35 x 35; sudut orientasi -45°, 0°, 45° dan 90°; sedangkan nilai σ , μ disesuaikan dengan ukuran tapis, yaitu tapis 9 x 9 dengan nilai $\sigma = 1,4045$, $\mu = 0,3666$, tapis 17 x 17 dengan $\sigma = 2,8090$, $\mu = 0,1833$, tapis 35 x 35 dengan $\sigma = 5,619$, $\mu = 0,0916$, serta pada saat proses pencocokan dilakukan tanpa translasi dan dengan translasi 1 *pixel*.

Tabel 1 dan Tabel 2 menunjukkan tingkat akurasi sistem menggunakan ROI 64 x 64 dan 128 x 128 *pixel*, dengan jumlah pengguna $N=200$. Kolom A dan B berturut-turut menyatakan tingkat akurasi sistem tanpa menggunakan translasi dan dengan menggunakan translasi 1 *pixel*. Ukuran tapis 9 x 9 memiliki akurasi paling rendah (Tabel 1 dan 2). Proses pencocokan dengan melibatkan faktor translasi 1 *pixel* memiliki akurasi lebih tinggi dibandingkan tanpa translasi. Faktor translasi 1 *pixel* dapat meningkatkan unjuk kerja karena dengan melibatkan faktor translasi akan dapat mengurangi pengaruh pergeseran saat segmentasi ROI.

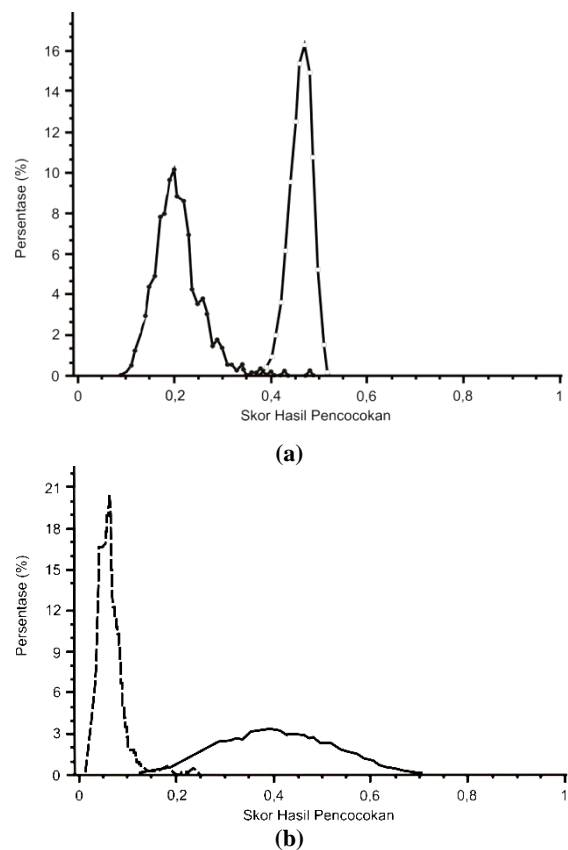
Gambar 8(a) dan 8(b) berturut-turut menunjukkan distribusi skor pengguna sah dan tidak sah pada *database* berukuran 200, sudut -45°, translasi 1 *pixel*, ROI 64 x 64, dengan tapis berukuran 17 x 17 dan 35 x 35.

Tabel 1. Tingkat Akurasi (%) ROI 64 x 64 Pixel

θ	Tapis 9 x 9		Tapis 17 x 17		Tapis 35 x 35	
	A	B	A	B	A	B
-45°	70,03	96,95	88,22	97,64	90,65	95,67
0°	82,25	96,19	94,59	98,45	94,91	97,18
45°	80,08	92,99	96,44	98,72	96,82	97,29
90°	67,23	93,69	87,14	97,69	92,75	96,82

Tabel 2. Tingkat Akurasi (%) ROI 128 x 128 Pixel

θ	Tapis 9 x 9		Tapis 17 x 17		Tapis 35 x 35	
	A	B	A	B	A	B
-45°	51,44	89,05	71,29	93,62	88,47	95,79
0°	61,26	87,25	85,61	95,30	94,80	97,51
45°	62,26	85,74	84,76	94,61	96,19	98,46
90°	56,77	73,14	71,09	88,33	87,11	95,05

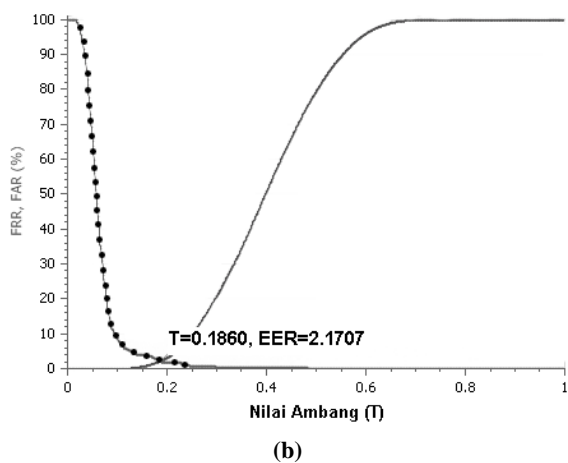
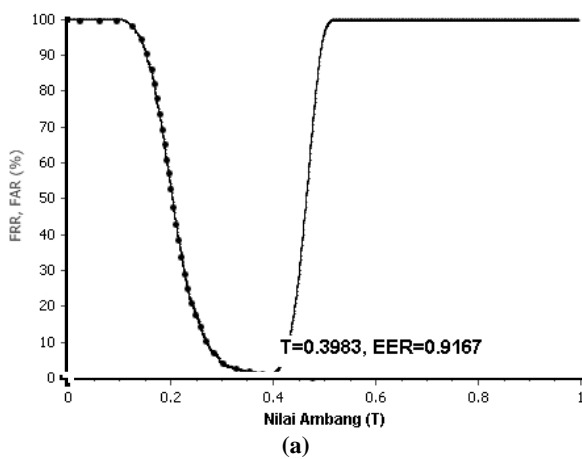


Gambar 8. Distribusi Skor Pengguna *Geniune* (---) dan *Imposter* (—), Sudut -45°, ROI 64 x 64 *Pixel*, dan translasi 1 *pixel*, $N = 200$, (a) tapis 17 x 17, (b) tapis 35 x 35

Sumbu x menyatakan skor, sedangkan sumbu y menyatakan prosentase skor yang muncul. Semakin jauh terpisah antara grafik pengguna sah dan tidak sah maka unjuk kerja akan semakin meningkat, demikian pula sebaliknya, bila semakin berimpit maka unjuk kerja akan menurun karena semakin banyak terjadi skor yang saling tumpang tindih (*overlapping*).

Gambar 9(a) dan 9(b) berturut-turut menunjukkan ROC untuk Gambar 8(a) dan 8(b). Sumbu x menyatakan nilai ambang T, sedangkan sumbu y menyatakan persentase kemunculan nilai FRR dan FAR. Pertemuan grafik FAR dan FRR menghasilkan nilai EER (*equal error rate*). Pada Gambar 9(a) ditunjukkan bahwa pada saat $T=0,3983$, menghasilkan $FAR=FRR=EER=0,9167$, sedangkan pada Gambar 9(b) ditunjukkan pada saat $T=0,1860$ menghasilkan $FAR=FRR=EER=2,1707$. Nilai FAR dan FRR bergantung pada pemilihan nilai T. Semakin kecil FAR dan FRR maka semakin tinggi unjuk kerja sistem, demikian pula sebaliknya.

Bila distribusi skor pengguna sah dan tidak sah semakin terpisah maka, FAR, FRR, dan EER akan semakin kecil, demikian pula bila semakin banyak skor yang tumpang tindih maka semakin besar nilai FAR, FRR, dan EER-nya. Bagian tumpang tindih pada Gambar 8(a) relatif lebih sedikit dari Gambar 8(b) sehingga FAR, FRR dan EER-nya pun lebih kecil (Gambar 9(a) memiliki EER lebih kecil yaitu 0,9167 dibandingkan dengan Gambar 9(b) yang memiliki EER = 2,1707).

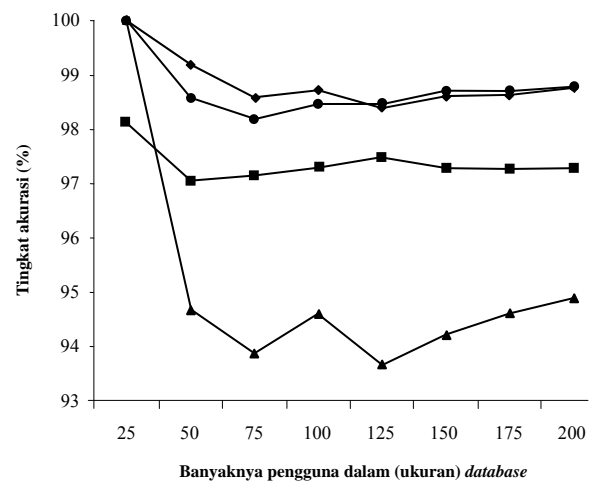


Gambar 9. Kurva Karakteristik Kinerja Sistem. FRR (—●—), FAR (—■—), Sudut -45° , ROI 64×64 Pixel, dan Translasi 1 Pixel, $N = 200$, (a) Tapis 17×17 , (b) Tapis 35×35

Grafik distribusi dan ROC untuk tapis 9×9 tidak digambar karena unjuk kerjanya lebih rendah dari tapis lainnya. Demikian pula grafik distribusi dan ROC dari hasil pengujian tanpa menggunakan faktor translasi tidak digambar karena memiliki unjuk kerjanya lebih rendah.

Pengujian terhadap pengaruh penambahan ukuran *database* terhadap tingkat akurasi sistem ditunjukkan pada Gambar 10 dan Tabel 3. Pada Tabel 3 terlihat bahwa untuk ROI 64×64 dengan ukuran tapis 17×17 menghasilkan unjuk kerja relatif lebih baik dibandingkan 35×35 , sedangkan pada ROI 128×128 yang terjadi sebaliknya yakni ukuran tapis 35×35 relatif lebih baik daripada 17×17 . Sedangkan unjuk kerja tertinggi untuk kedua ukuran ROI dengan ukuran *database* 200 adalah relatif sama, yaitu sekitar 98,7 (baris paling bawah dari Tabel 3).

Gambar 10 dibuat berdasarkan data pada Tabel 3. Berdasarkan Gambar 10, baik untuk ROI 64×64 maupun 128×128 pixels, tidak terjadi penurunan unjuk



Gambar 10. Pengaruh Penambahan Ukuran *Database* terhadap Akurasi Sistem dengan ROI 64×64 (17×17 (—▲—), 35×35 (—■—)) dan 128×128 Pixels (17×17 (—●—), 35×35 (—◆—)), dengan Faktor Translasi 1 Pixel

Tabel 3. Pengaruh Penambahan Ukuran *Database* terhadap Akurasi Sistem, dengan Translasi 1 Pixel

user	ROI 64×64		ROI 128×128	
	17×17	35×35	17×17	35×35
25	100	98.11	100	100
50	99,18	97,05	94,68	98,59
75	98,60	97,13	93,86	98,19
100	98,72	97,30	94,61	98,50
125	98,39	97,47	93,66	98,46
150	98,60	97,28	94,21	98,70
175	98,64	97,28	94,61	98,69
200	98,79	97,28	94,90	98,79

Tabel 4. Kompleksitas Waktu dengan N = 200

Operasi	Waktu (detik)		Rasio
	Tapis	Tapis	
	17 x 17	35 x 35	
	64 x 64	128 x 128	
Pra-pengolahan	0,81	0,81	1 : 1
Ekstraksi ciri	0,16	2,70	1 : 17
Pencocokan (translasi 1 <i>pixel</i>)	6,66	24,13	1 : 4

kerja secara signifikan meskipun ukuran *database* bertambah. Dengan kata lain, unjuk kerja cenderung relatif stabil. Ini adalah informasi yang sangat berharga untuk sistem pengenalan telapak tangan pada *database* berskala besar.

Tabel 4 menunjukkan ROI 64 x 64 mengungguli ROI 128 x 128 dari sisi kompleksitas waktu operasi. Kompleksitas waktu pada tabel tersebut diperoleh dengan menggunakan komputer Intel Pentium III 733 MHz dengan memori utama 512 MB.

Pengembangan lebih lanjut dari penelitian ini adalah menggabungkan (*fussion*) biometrika pada *level* representasi fitur dengan menggunakan metode Gabor dengan metode ekstraksi fitur *kernel principal component analysis* (K-PCA) [18].

4. Simpulan

Penelitian ini menghasilkan beberapa hal yang menarik. Pertama, kode telapak tangan dapat memberikan unjuk kerja tinggi ditunjukkan oleh nilai FAR dan FRR yang relatif rendah, yaitu FAR = 0,11%, FRR = 1,17% atau tingkat akurasi yang mencapai 98,7% dengan parameter terbaik ROI 64 x 64 *pixel*, ukuran tapis 17 x 17. Kedua, metode Gabor dapat memberikan unjuk kerja relatif stabil meskipun ukuran *database* ditambah. Hasil ini merupakan informasi berharga untuk pengembangan sistem pengenalan telapak tangan pada *database* berskala besar. Ketiga, metode titik pusat momen 2 tahap dapat memberikan hasil ROI yang dapat dipercaya terbukti dari unjuk kerja sistem tinggi.

Daftar Acuan

- [1] D. Zhang, W. Shu, Pattern Recognition 32/1 (1999) 691.
- [2] I.K.G.D. Putra, Sistem Biometrika Teori dan Aplikasi, Andi Offset, Yogyakarta, 2009, p.121.
- [3] L. Wen-xin, D. Zhang, X.U. Shuo-qun, J. Software 13/5 (2002) 879.
- [4] D. Zhang, W.K. Kong, J. You, M. Wong, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence 25/9 (2003) 1.
- [5] W.U. Xiang-Quan, W. Kuan-Quan, D. Zhang, J. Software 15/6 (2004) 869.
- [6] E. Murat, V. Vasif, Nabiyev, Y. Ozturk, Proceedings of IJCI, 2003, p.1.
- [7] A. Kumar, D.C.M. Wong, H.C. Shen, A.K. Jain, 4th International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication, Guildford, UK, 2003, p.668.
- [8] D. Putra, A. Susanto, A. Harjoko, T.S. Widodo, Seminar Teknologi Informasi, UTU, Jogjakarta, Indonesia, 2005, p.1.
- [9] D. Putra, A. Susanto, A. Harjoko, T.S. Widodo, J. Pakar (J. Teknol. Informasi dan Bisnis) 5/3 (2004) 1.
- [10] I.K.G.D. Putra, Teknologi Elektro UNUD. 5/1 (2009) 67.
- [11] I.K.G.D. Putra, A. Susanto, A. Harjoko, T.S. Widodo, Eighth IASTED International Conference Signal and Image Processing, Honolulu, Hawaii, 2006, p.323.
- [12] I.K.G.D. Putra, A. Susanto, A. Harjoko, T.S. Widodo, RPCS International Conference, UTM, Malaysia, 2006, p.1.
- [13] D. Zhang, W.K. Kong, J. You, M. Wong, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence 25/9 (2003) 1.
- [14] N. Duta, A.K. Jain, K.V. Mardia, Pattern Recognition Letters 23/1 (2002) 477.
- [15] X.Q. Wu, K.Q. Wang, D. Zhang, J. Software 15/6 (2004) 869.
- [16] Y. Pang, T.B.J. Andrew, N.C.L. David, H.F. San, J. WSCG. 12 (2003) 1.
- [17] W. Li, D. Zhang, S. Xu, J. Software 13/5 (2002) 879.
- [18] I.K. Timotius, I. Setyawan, A.A. Febrianto, Makara Teknologi 15/1 (2011) 96.