

# Verifikasi dan Identifikasi Telapak Tangan dengan Kernel Gabor

Muhammad Kusban

**Abstract**— In recent years, biometric recognition has been rapidly developed and still continues to grow. Researchers are combining several algorithms to obtain a more robust feature. In this study, Gabor kernel methods, *principle component analysis* (PCA), *detection error trade-off* (DET), *expected performance curves* (EPC), and *cumulative match characteristic* (CMC) is combined and used to obtain the features of palm print. This experiment shows that the combination of Gabor and PCA methods, using 240 items of data, gives an optimum result in palms identification and authentication.

**Intisari**— Pengenalan biometrik terus berkembang sehingga banyak peneliti menggabungkan beberapa algoritma dalam mendapatkan fitur yang lebih kokoh. Penelitian ini menggabungkan metode kernel Gabor dengan PCA, DET, EPC, dan CMC untuk memperoleh fitur dalam pengenalan telapak tangan. Hasil penelitian yang memberikan nilai optimal proses identifikasi dan autentikasi telapak tangan dari data sebanyak 240 item adalah pada metode penggabungan Gabor dan PCA.

**Kata Kunci**— kernel Gabor, PCA, DET, EPC, CMC

## I. PENDAHULUAN

Sistem teknologi pengenalan telapak tangan atau *palmprint recognition* merupakan sistem pengenal perseorangan (*biometric*) yang dilakukan dengan telapak tangan baik di bagian kiri atau kanan, sehingga dapat digunakan sebagai identifikasi sebagaimana halnya penggunaan sidik jari. Sebagai alat pengenal, pola cetakan garis utama (*principal lines*), garis cabang (*ridge*) dan kerut yang ada dalam telapak tangan dijadikan sebagai sifat penentu (*feature matching*) untuk sistem tersebut. Hal ini dapat dilakukan karena tidak ada dua orang yang memiliki pola telapak yang sama, bahkan untuk orang kembar sekalipun, karena struktur garis telapak tangan mulai terbentuk di embrio sejak minggu ke-13 dan mencapai sempurna minggu ke-18. Selain itu, dalam bidang medis pengenalan pola telapak tangan dapat digunakan untuk mendiagnosis beberapa penyakit turunan seperti *down syndrome*, *aarsklog syndrome*, *cohen syndrome* dan *fetal alcohol syndrome* [1].

Meskipun pengenalan telapak tangan merupakan bagian dari pengenalan biometrik (*biometric recognition*) yang relatif baru dibandingkan pengenalan wajah maupun pengenalan sidik jari, tetapi memiliki keunggulan tersendiri, diantaranya dapat menggunakan citra resolusi rendah, proses yang tidak berbelit-belit, sifat penentu garis yang stabil, alat penangkap

citra yang murah, dan objek yang cukup besar dibandingkan dengan kornea mata maupun jari tangan [2]. Namun, hingga kini masih ada kendala pada sistem pengenalan telapak tangan, yaitu bentuk alaminya yang mengkerut serta cenderung menggenggam sehingga untuk mendapatkan citra beresolusi tinggi perlu menempelkan telapak tangan tersebut di atas alat *scanner* digital yang belum dijual di pasaran bebas [3].

Beragam algoritma pengenalan telapak tangan telah diulas oleh para peneliti dalam kurun waktu kurang lebih satu dekade ini dengan menggunakan citra beresolusi rendah (150 dpi) dan citra beresolusi tinggi (400 dpi keatas). Citra resolusi tinggi pada umumnya digunakan untuk aplikasi forensik, sedangkan citra beresolusi rendah cocok untuk aplikasi komersial dan sipil. Peneliti yang menggunakan citra resolusi tinggi mengharapkan sifat ciri yang berupa cabang garis tangan (*ridges*) dan *minutiae* [4], sedangkan peneliti yang menggunakan citra resolusi rendah mengharapkan memperoleh sifat ciri garis tangan utama, tekstur, dan kerutan tangan [5]. Untuk kedua resolusi citra tersebut digunakan beberapa algoritma dalam memverifikasi dan mengidentifikasi sifat dan ciri telapak tangan, seperti sifat garis utama, sub-bagian citra, hirarki, cluster, code, dan fusi [3]. Dari semua algoritma yang digunakan, persoalan akuisisi citra dengan posisi telapak tangan yang tidak ada panduan alat dalam *scanner* berakibat terjadinya geseran dan perubahan arah rotasi citra sehingga mutlak diperlukan algoritma yang mampu menstabilkan masukan yang tidak stabil, sehingga persoalan penambahan sampel data telapak tangan yang dilakukan secara *online* dapat teratasi [1]. Guna mendapatkan fitur telapak tangan yang stabil, pada penelitian ini digunakan algoritma kernel Gabor dengan arah orientasi yang berbeda sebanyak 40 arah. Sebelumnya, ukuran citra yang besar secara otomatis diperkecil ukurannya guna menghindari lamanya komputasi dengan metode PCA, DET, EPC, dan CMC.

## II. PENGENALAN TELAPAK TANGAN

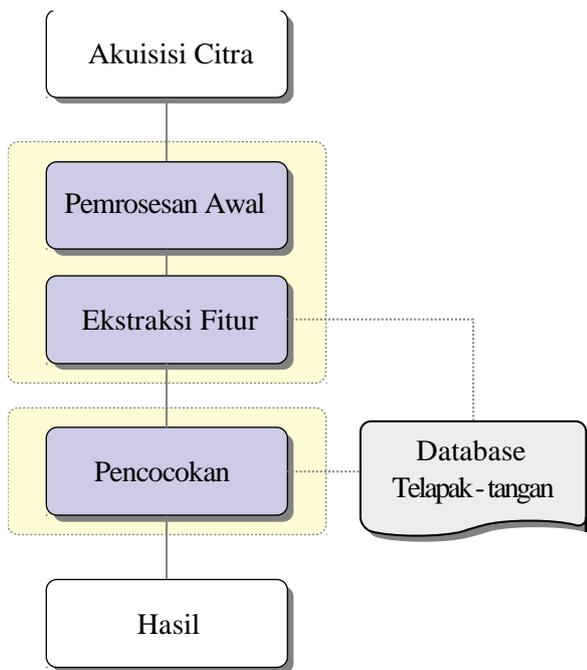
Menurut Kong [1], rancangan sistem biometrik memiliki lima tujuan, yaitu akurasi (*accuracy*), kecepatan komputasi dan keamanan (*computational speed and security*), biaya (*cost*), dan diterima oleh para *user* serta aman akan dampak yang terjadi (*user acceptance and environment constraints*). Dari kelima tujuan tersebut, terdapat korelasi erat satu sama lain seperti bilamana tingkat akurasi diturunkan maka kecepatan sistem akan meningkat. Metode biometrik yang baik adalah yang dapat mengakomodasi kelima tujuan tersebut dan oleh Zhang [6] dikatakan bahwa persoalan utama dalam sistem pengenalan telapak tangan adalah pencarian algoritma yang kuat (*robust*) terhadap perubahan iluminasi, rotasi, dan translasi serta efisiensi waktu saat pencocokan

---

Jurusan Teknik Elektro Universitas Muhammadiyah Surakarta  
Jalan A. Yani Tromol Pos 1 Pabelan - Surakarta, 57162  
INDONESIA (telp. +62 271 717417; faks. +62 271 715448;  
email: muhammadkusban@gmail.com)

sampel data dengan kumpulan *database* yang terus bertambah datanya.

Para peneliti di bidang pengenalan telapak tangan (*palm-print recognition*) pada umumnya membagi sub-bagian penelitiannya menjadi beberapa bagian seperti yang terlihat dalam Gbr. 1. Bila penelitian ditekankan untuk mencari sifat ciri berupa garis utama telapak tangan, maka alat akuisisi untuk mendapatkan citra digital cukup dengan *camera* atau *web camera*. Citra hasil akuisisi selanjutnya diproses menjadi citra ROI. Beragam algoritma untuk mengambil ciri dan sifat fitur utama telapak tangan, yang akan dikenakan terhadap citra tersebut, telah dibuat oleh para peneliti.

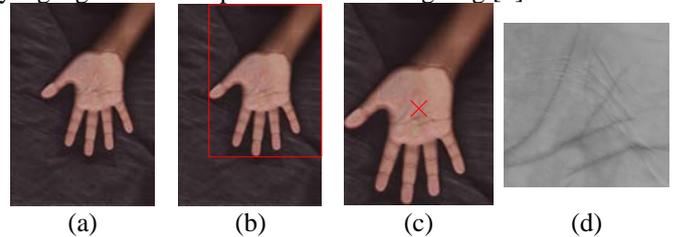


Gbr. 1 Blok penggolongan penelitian di bidang pengenalan telapak tangan. Blok pemrosesan awal dan ekstraksi fitur sering juga dikelompokkan dalam satu bagian [6].

Kualitas citra ROI sangat tergantung pencahayaan dan gerakan *user* saat pengambilan citra telapak tangan dilakukan. ROI yang terlihat dalam Gbr. 2 (d) selanjutnya diproses lebih lanjut guna meningkatkan kualitas citra. Beberapa proses yang dilakukan di antaranya adalah proses perbaikan tampilan (*enhancement*), seperti terlihat pada Gbr. 3, pengurangan *noise*, pengubahan ke warna hitam putih, dan pengubahan arah orientasi. Proses-proses lain yang dilakukan adalah penggunaan filter Gaussian, pengubahan ke citra biner, pembuatan batas telapak tangan (*boundary*), dan lokalisasi (*localization*), yang bertujuan mencari titik tengah ROI [2]. Peneliti lain menekankan bentuk ROI yang memiliki posisi stabil, seperti dengan penggunaan proses dalam Gbr. 3. Citra terlebih dahulu diubah ke dalam bentuk warna keabuan untuk kemudian dikonvolusi dengan nilai matriks *unsharp mask* tertentu, serta penekanan pada proses ekualisasi histogram guna mendapatkan posisi ROI yang tepat. Kemudian citra dibagi menjadi blok-blok citra guna mengetahui nilai

reratanya (*mean*) dan kemudian diubah menjadi nilai simbol atau kode [7].

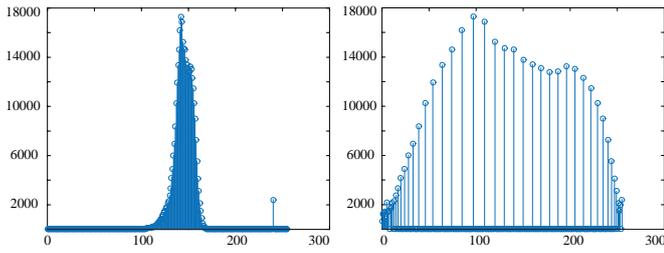
Pada umumnya, pendekatan yang digunakan dalam pengenalan telapak tangan menggunakan tiga kategori, yaitu berdasarkan garis tangan, berdasarkan sub-ruang, dan berdasarkan tekstur [8]. Untuk menyelesaikan pendekatan-pendekatan ini dapat digunakan metode seperti deteksi tepi (*edge detector*) menggunakan ekstraksi garis utamanya [1]. Dalam hal ini, fitur yang akan dijadikan patokan dalam identifikasi diproses terlebih dahulu seperti usaha meningkatkan nilai magnitude dengan cara mengkonvolusikan dengan matriks Sobel [9]. Sedangkan titik-titik datum merupakan fitur yang ada dalam titik ujung garis utama telapak tangan [10]. Seringkali dalam ekstraksi garis utama tersebut, tampilan garis utama fitur telapak tangan terlihat terlalu tebal atau tipis dengan disertai corak *noise* yang menyertainya sehingga perlu dilakukan perbaikan menggunakan filter Canny atau filter Sobel. Pada umumnya pendekatan berdasarkan garis dapat berhasil dengan baik untuk mendapatkan fitur telapak tangan, meskipun terdapat beberapa kelemahan, yaitu diperlukannya daya komputasi yang signifikan saat pencocokan berlangsung [7].



Gbr. 2 Fitur telapak tangan dalam ROI. (a) Citra tangan yang di scan (b) Hasil scan dipotong dengan batasan ujung jari (c) Mencari titik tengah dengan metode COS (*center of mass*) (d) ROI dengan pusat COS untuk luasan  $256 \times 256$  piksel.

Pendekatan berdasarkan sub-ruang seperti teknik PCA, FLD, ICA, dan lainnya juga telah banyak digunakan dalam ekstraksi fitur telapak tangan. Pendekatan untuk jenis biometrik wajah dikenal dengan sebutan pendekatan berdasarkan tampilan (*appearance based approach*). Salah satu penggunaan sub-ruang adalah penggunaan metode *principle component analysis* (PCA) guna mengekstraksi fitur telapak tangan menjadi sub-ruang citra kecil yang disebut *eigenpalms* [11], yang selanjutnya dikembangkan dengan terlebih dahulu memanfaatkan alihragam Karhunen-Loeve guna memproyeksikan citra asli atau citra awal ke bentuk fitur citra dalam bentuk yang lebih kecil (*small set*) yang dinamakan *fisherpalms* [12]. Metode PCA kemudian dikembangkan dengan metode lainnya seperti *independent component analysis* (ICA) [13]. Secara keseluruhan, metode sub-ruang efisien dalam komputasi, tetapi kurang atas training data yang diperlukan. Peneliti lainnya menggunakan metode filter Gabor [14] dengan hasil fitur yang dinamakan *palmcodes* yang kemudian dikembangkan arah fitur guna memudahkan pencocokan, dan diberi nama *fusioncode* [15]. Selanjutnya, fitur telapak tangan didapatkan menggunakan alihragam wavelet [16]. Pada umumnya, metode pendekatan dengan menggunakan tekstur memerlukan pondasi

matematika yang lebih kompleks sehingga memberikan nilai yang optimal dalam aplikasi autentikasi telapak tangan.



Gbr. 3 Proses perbaikan citra telapak tangan menggunakan metode ekualisasi histogram.

### III. FILTER GABOR

#### A. Konstruksi Filter Gabor

Filter Gabor, dikenal juga dengan wavelet Gabor atau kernel Gabor, digunakan dalam ekstraksi fitur biometrik serta merupakan alat yang tangguh dalam pengidentifikasiannya. Dengan filter ini, didapatkan nilai kompleks di daerah lokal secara optimal baik dalam kawasan spasial (*spatial*) maupun frekuensi, sehingga saat digunakan didapatkan nilai multiresolusi, yaitu di setiap tempat dalam wilayah frekuensi yang dipilih, seperti terlihat dalam Gbr. 4. Secara umum, filter Gabor 2D didefinisikan dalam kawasan spasial sebagai berikut [17].

$$\psi_{u,v}(x, y) = \frac{f_u^2}{\pi\kappa\eta} e^{-\left[\left(\frac{f_u^2}{\kappa^2}\right)x^2 + \left(\frac{f_u^2}{\eta^2}\right)y^2\right]} e^{j2\pi f_u x}, \quad (1)$$

dengan  $x' = x \cos\theta_v + y \sin\theta_v$ ,  $y' = -x \sin\theta_v + y \cos\theta_v$ , dan  $f_u = f_{\max}/2^{(u/2)}$ ,  $\theta_v = v\pi/8$ . Terlihat dari definisi filter bahwa setiap hasil Gabor merepresentasikan fungsi kernel Gaussian yang dimodulasikan dengan gelombang bidang kompleks dengan frekuensi  $f_u$  dan arah orientasi  $\theta_v$ . Parameter  $\kappa$  dan  $\eta$  menentukan rasio pusat frekuensi dan ukuran selubung Gaussian.

#### B. Ekstraksi Fitur

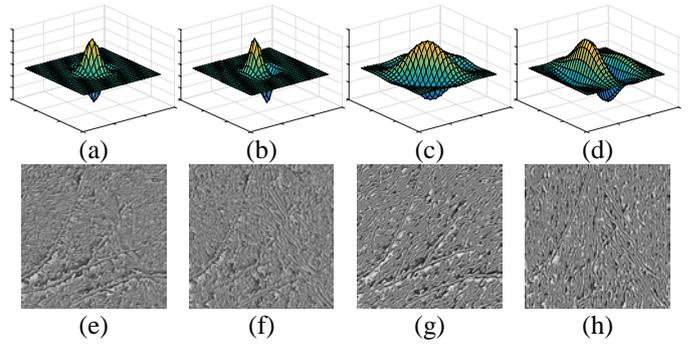
Ekstraksi fitur (*feature extraction*) adalah proses mendapatkan nilai penting, unik, serta tidak berduplikasi dalam citra biometrik untuk pengenalan individu. Bila  $I(x, y)$  adalah notasi citra keabuan dengan ukuran piksel  $a \times b$  serta  $\psi_{u,v}(x, y)$  merupakan filter Gabor dengan pusatnya  $f_u$  dan arah orientasi  $\theta_v$ , maka prosedur ekstraksi fitur dapat didefinisikan sebagai operasi filtering sebagai berikut [18].

$$G_{u,v} = I(x, y) * \psi_{u,v}(x, y), \quad (2)$$

dengan  $G_{u,v}(x, y)$  menyatakan hasil filter bernilai kompleks yaitu nilai real  $E_{u,v}(x, y)$  dan nilai imajiner  $O_{u,v}(x, y)$ . Selanjutnya, mengacu pada (2), nilai magnitude  $A_{u,v}(x, y)$  dan fase  $\phi_{u,v}(x, y)$  dituliskan sebagai berikut.

$$A_{u,v} = \sqrt{E_{u,v}^2(x, y) + O_{u,v}^2(x, y)}, \quad (3)$$

$$\phi_{u,v}(x, y) = \arctan\left(\frac{O_{u,v}(x, y)}{E_{u,v}(x, y)}\right).$$



Gbr. 4 Tampilan filter Gabor untuk kernel [a-d] dan nilai real [e-h] dari citra telapak tangan. (a dan e) dengan skala atau  $\zeta = 2, f = 0.5, \phi = \pi/4$  (b dan f)  $\zeta = 2, f = 0.5, \phi = \pi/2$ . (c dan g)  $\zeta = 5, f = 0.5, \phi = \pi/4$  (d dan h) skala  $\zeta = 5, f = 0.5, \phi = \pi/2$

#### C. Model Kongruen Fase 2D

Model kongruen (*congruency*) fase 2D berguna untuk mendapatkan tepi (*edge*) yang kokoh serta garis batas tepi (*boundary*) dalam pemrosesan citra. Bila detektor tepi sistem gradien (*gradient-based*) bertujuan mencari intensitas maksimum sehingga kondisi kontras dan iluminasi dapat dicari, maka model kongruen bertujuan mencari titik titik dalam spektrum frekuensi sehingga memungkinkan pencarian tepi untuk iluminasi atau pencahayaan yang berubah nilainya [19]. Sinyal 1D fase kongruen  $PC(x)$  didefinisikan sebagai relasi energi titik tertentu dalam sinyal  $E(x)$  dan jumlah amplitude Fourier  $A_n$  [17] dinyatakan sebagai berikut.

$$E(x) = PC(x) \sum_n A_n, \quad (4)$$

dengan  $n$  menyatakan jumlah komponen Fourier, sehingga fase kongruen untuk lokasi tertentu sinyal  $x$  didefinisikan sebagai rasio energi setempat dan jumlah amplitude Fourier. Selanjutnya dengan mengacu pada (4), dikembangkan untuk mendapatkan bentuk 2D dengan filter logaritmik Gabor sebagai berikut:

$$PC_{2D}(x, y) = \frac{\sum_{v=0}^{r-1} \sum_{u=0}^{p-1} A_{u,v}(x, y) \Delta\Phi_{u,v}(x, y)}{\sum_{v=0}^{r-1} \sum_{u=0}^{p-1} A_{u,v}(x, y) + \varepsilon}, \quad (5)$$

dengan  $A_{u,v}(x, y)$  menyatakan respon magnitude filter logaritmik Gabor untuk skala  $u$  dan orientasi  $v$ . Sedangkan  $\varepsilon$  mewakili nilai konstan bernilai kecil guna mencegah ke titik nilai nol, dan  $\Delta\Phi_{u,v}(x, y)$  sebagai ukuran fase deviasi yang ditulis dalam bentuk persamaan sebagai berikut [17].

$$\Delta\Phi_{u,v}(x, y) = \cos\{\phi_{u,v}(x, y) - \bar{\phi}_v(x, y)\} - |\sin[\phi_{u,v}(x, y) - \bar{\phi}_v(x, y)]|, \quad (6)$$

dengan  $\phi_{u,v}(x, y)$  menyatakan sudut fase filter Gabor logaritmik di skala ke- $u$  dan orientasi ke- $v$ , sementara  $\bar{\phi}_v(x, y)$  menyatakan nilai rata-rata sudut fase untuk orientasi ke- $v$ .

#### D. Model Kongruen Orientasi Fase Gabor

Persamaan (5) cocok digunakan untuk mendapatkan *edge* dan *boundary*, tetapi kurang cocok diterapkan untuk aplikasi pengenalan telapak tangan yang memiliki model lokalisasi tinggi karena perubahan kecil dalam tampilan memiliki makna

yang besar untuk nilai fitur, tetapi perubahan kecil tersebut kurang direspon oleh multi-orientasi Gabor. Karena itu digunakanlah metode *oriented Gabor phase congruency image* (OGPCI). Metode yang dilakukan tidak saja hanya menjumlahkan keseluruhan orientasi Gabor (5) dengan cara menggantikan penggunaan logaritmik filter Gabor dengan filter Gabor konvensional yang ada dalam (1), maka OGPCI dapat dituliskan sebagai berikut [17].

$$OGPCI(x, y) = \frac{\sum_{u=0}^{p-1} A_{u,v}(x, y) \Delta \Phi_{u,v}(x, y)}{\sum_{u=0}^{p-1} A_{u,v}(x, y) + \epsilon}, \quad (7)$$

### E. Klasifikasi Gabor-Fisher

Dari pembahasan yang telah diuraikan untuk filter Gabor, masih tersisa persoalan besarnya, yaitu dimensi ukuran citra. Untuk mengatasinya, digunakan metode Fisher yang digabungkan dengan metode filter Gabor, untuk mengurangi dimensi ukurannya, yang dikenal dengan nama vektor *fisher discriminant analysis* atau juga disebut dengan *linear discriminant analysis* (LDA), yaitu dengan cara bagian citra dipecah-pecah menjadi sub-bagian sehingga efisien dalam proses komputasi saat pencocokan (*matching*). Persamaan LDA untuk matriks  $\mathbf{W}$  dirumuskan sebagai berikut [17].

$$j(\mathbf{W}) = \arg \max_{\mathbf{W}} \frac{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_B \mathbf{W}|}{|\mathbf{W}^T \mathbf{S}_W \mathbf{W}|} \quad (8)$$

$$= [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_m],$$

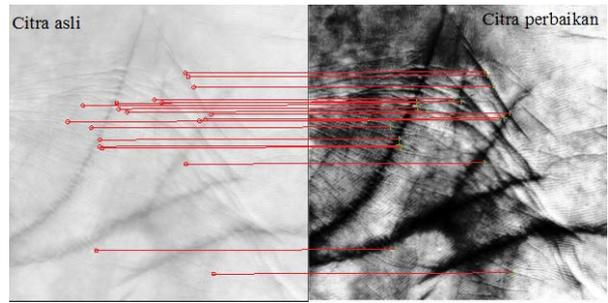
dengan  $\mathbf{S}_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T$  adalah penyebaran matriks antar kelas, serta  $\mathbf{S}_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T$  adalah penyebaran matriks dalam kelasnya. Notasi  $\mu_i$  menyatakan nilai rata-rata citra dalam kelas  $x_i$  dengan jumlah sampel  $N_i$ , sedangkan  $\{w_i | i = 1, 2, \dots, m\}$  merupakan *eigenvector* yang dihasilkan dari  $\mathbf{S}_B$  dan  $\mathbf{S}_W$ .

Gabungan metode *Gabor-Fisher classification* (GFC), yang beroperasi dalam magnitude, dengan metode *phase-based Gabor-Fisher classification* (PBGFC), yang beroperasi dalam fase, disebut *complete Gabor-Fisher classifier* (CGFC), dan dirumuskan sebagai berikut [17].

$$\delta_{CGFC} = (1 - \gamma) \delta_{GFC} + \gamma \delta_{PBGFC}, \quad (9)$$

dengan  $\delta_{GFC}$  menyatakan nilai kecocokan yang diperoleh dengan teknik GFC, sedangkan  $\delta_{PBGFC}$  menyatakan nilai kecocokan yang diperoleh dengan metode PBGFC. Nilai  $\gamma \in [0, 1]$  merupakan notasi gabungan kemiripan atas kecocokan yang terjadi dari dua metode tersebut. Untuk nilai  $\gamma = 0$ , nilai condong ke metode GFC sedangkan bila  $\gamma = 1$  nilai condong ke metode PBGFC.

Kecocokan dua kelas, seperti terlihat dalam Gbr. 5, pada umumnya diukur dengan istilah verifikasi (*verification*) dan identifikasi (*identification*). Metode pencocokan seperti algoritma SHIFT dapat digunakan untuk mendeteksi titik-titik fitur visualisasi citra 3D saat ditransformasikan secara geometris, seperti *scaling*, rotasi, dan translasi [20]. Dikatakan terverifikasi bila ketika kelas yang akan dicocokkan dibandingkan dengan kelas yang ada (database), hasilnya diterima atau tidak ditolak. Sedangkan metode identifikasi sering digunakan bila sampel yang hendak diuji dicocokkan langsung dengan *item* yang dimaksud.



Gbr. 5 Koneksi antar fitur pada telapak tangan kiri dan kanan yang menunjukkan kesamaan citra (identik) meskipun citra satunya telah mengalami proses perbaikan tampilan dengan metode histogram ekualisasi Gbr. 3.

Bila fitur vektor  $\mathbf{y}$  identik dengan  $C_i$  dalam kelas  $y_i$  untuk  $i \in 1, 2, \dots, N$ , dan  $N$  adalah jumlah *item* fitur yang ada, maka persamaan untuk menunjukkan hubungan pasangan  $(\mathbf{y}, C_i)$  masuk ke dalam kelas  $w_1$  atau  $w_2$  adalah sebagai berikut [18].

$$(\mathbf{y}, C_i) \in \begin{cases} w_1, & \text{bila } \delta(\mathbf{y}, y_i) \geq \Delta, i = 1, 2, \dots, N \\ w_2, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (10)$$

dengan  $w_1$  menyatakan sama identik,  $w_2$  tidak sama, dan  $\delta(\cdot, \cdot)$  adalah representasi fungsi kemiripan atas argumen yang ada, yang dalam hal ini memiliki kemiripan dengan bentuk kemiripan fungsi *cosinus*.  $\Delta$  merupakan notasi nilai *threshold* yang telah ditentukan sebelumnya [18].

$$\delta(\mathbf{y}, y_i) = \frac{\mathbf{y}^T \mathbf{y}_i}{\sqrt{\mathbf{y}^T \mathbf{y} \mathbf{y}_i^T \mathbf{y}_i}}, \quad (11)$$

Dalam aplikasi pengenalan telapak tangan, persoalan identifikasi tidak hanya dalam bentuk kesesuaian atau kemiripan yang tinggi antara fitur yang diberikan dengan isi database, tetapi lebih pada persoalan mencari *template* dalam database yang paling baik dan cocok untuk diaplikasikan dengan fitur baru yang akan diuji. Maka dapat diformulasikan menjadi sebagai berikut: bila vektor baru yang hendak diuji dinotasikan dengan  $\mathbf{y}$ , dengan jumlah vektor yang ada dalam database  $N$  yaitu  $C_1, C_2, \dots, C_N$ , sedangkan jumlah yang dijadikan *template* adalah  $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N$ , maka (11) menjadi persamaan berikut.

$$\mathbf{y} \in \begin{cases} C_i, & \text{bila } \delta(\mathbf{y}, \mathbf{y}_i) = \max_{j=1}^N \delta(\mathbf{y}, \mathbf{y}_j) \geq \Delta \\ C_{N+1}, & \text{lainnya.} \end{cases} \quad (12)$$

Dari (12) terlihat bahwa kemiripan atau kecocokan antara fitur yang hendak diuji dengan *database* berkaitan erat dengan identitas ke- $i$ , yaitu merupakan nilai identitas tertinggi dibandingkan dengan keseluruhan *item* yang ada dalam *template* untuk sistem tersebut, sehingga *item* ke- $i$  dalam *template* adalah identik dengan vektor fitur  $\mathbf{y}$  yang baru diuji.

### F. Ukuran Unjuk kerja (Performance)

Unjuk kerja sistem biometrik dapat diukur dengan metode *false acceptance ratio* (FAR), *false reject ratio* (FRR), dan *total success rate* (TSR). Nilai perpotongan antara FAR dengan FRR dikenal dengan *equal error rate* (EER), yaitu parameter untuk mengevaluasi ketepatan verifikasi. Persamaan FAR dan FRR dapat ditulis sebagai berikut [21].

$$FRR = \frac{\eta_{rc}}{\eta_c} 100\%, \quad FAR = \frac{\eta_{ai}}{\eta_i} 100\%, \quad (13)$$

dengan notasi  $\eta_{rc}$  adalah jumlah klaim identitas yang sah ditolak dan  $\eta_c$  adalah jumlah semua klaim identitas sah yang telah dibuat.

IV. HASIL PENELITIAN

Penelitian yang dilakukan menggunakan data citra telapak tangan sebanyak 240 citra dari 40 orang. Dari masing-masing orang diambil enam sampel gambar dengan pencahayaan dan arah citra yang berbeda. Pengujian dilakukan dengan tiga metode yang berkaitan dengan jumlah data: pertama, menggunakan data sejumlah 180 citra yang terdiri atas 30 orang dengan masing-masing sampel ada enam buah. Kedua, dengan menggunakan data 210 citra dan yang ketiga 240 data.

Untuk mendapatkan ROI, citra telapak tangan di-scan menggunakan alat CanoScan Lide 500F dengan enam posisi yang berbeda untuk setiap individu. Citra dipotong persegi dengan ujung jari sebagai pembatas. Selanjutnya, menggunakan metode *center of mass*, didapatkan ROI dengan luas setiap citra 256 x 256 seperti terlihat dalam Gbr. 2. Guna mendapatkan fitur yang lebih dominan, selanjutnya citra keabuan diproses menggunakan ekualisasi histogram yang hasilnya kemudian disimpan dalam *folder database* untuk *item* penelitian 180, 210, dan 240 citra seperti terlihat dalam Gbr. 3.

Nilai parameter yang digunakan untuk konstruksi filter Gabor dalam pengenalan telapak tangan adalah  $\kappa = \eta = \sqrt{2}$  dan  $f_{max} = 0.25$ . Saat filter Gabor digunakan untuk ekstraksi fitur, dipilih lima skala dan delapan orientasi sehingga terdapat 40 nilai fitur berbeda untuk satu *item* telapak tangan yaitu  $u = 0, 1, \dots, p - 1$  dan  $v = 0, 1, \dots, r - 1$  dengan  $p = 5$  serta  $r = 8$ .

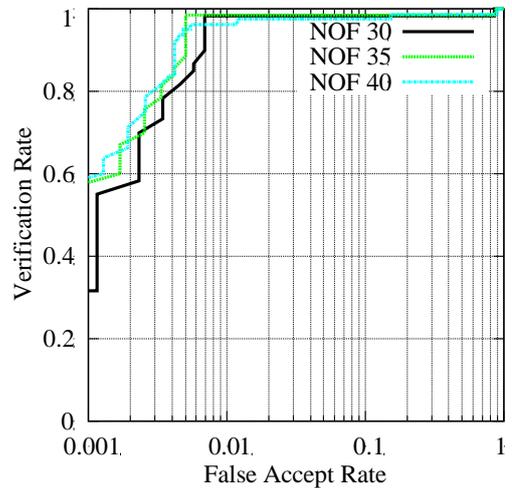
Sebuah ROI yang telah diperbaiki bentuk tampilannya menggunakan ekualisasi histogram selanjutnya diperkecil dimensi citranya, dari 256 x 256 piksel menjadi 128 x 128 piksel, sehingga total piksel yang difilter dengan Gabor menjadi berdimensi 128 x 128 x 40 = 655360 piksel. Nilai akhir ini dianggap terlalu besar sehingga mengurangi kecepatan komputasi. Karenanya, dimensi citra diperkecil dengan metode *downsampling* menggunakan nilai 16 untuk horizontal dan 16 untuk vertikal sehingga faktor *downsampling* adalah  $\rho = 64$ , sehingga hasil magnitude Gabor merupakan representasi klasifikasi Gabor-Fisher. Hasil penelitian tertera dalam Tabel I dan terlihat dalam tampilan kurva di Gbr. 6 sampai dengan Gbr. 9.

TABEL I.

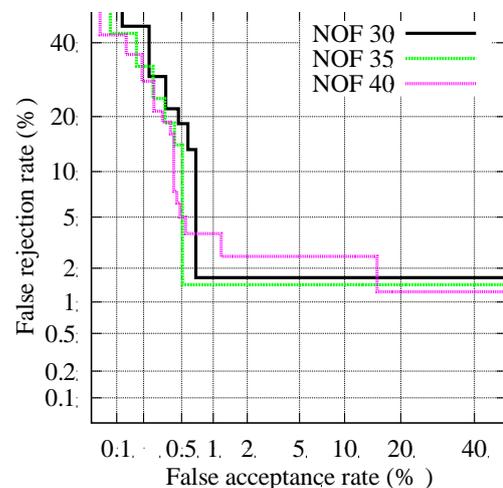
CATATAN NILAI PENELITIAN UNTUK KELAIKAN IDENTIFIKASI CITRA TELAPAK TANGAN DAN LAMA WAKTU PROSES YANG TERJADI

Metode	Waktu	Citra 128 x 128 piksel		
		FAR	FRR	EER
Gabor + PCA	0.642461	96.25	98.75	97.50
Gabor + KFA	0.559387	96.25	98.75	97.50
Gabor + KPCA	0.660268	16.25	91.25	52.50
Gabor + LDA	0.589240	96.25	98.75	97.50

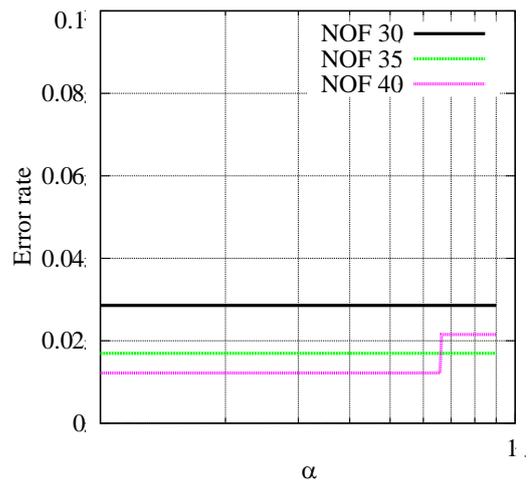
Catatan: Satuan waktu adalah detik dan satuan FAR, FRR, EER adalah %. Lamanya waktu proses dihitung hanya untuk sampel data berjumlah 240 citra. Citra ukuran 256 x 256 telah terlebih dahulu diubah menjadi 128 x 128.



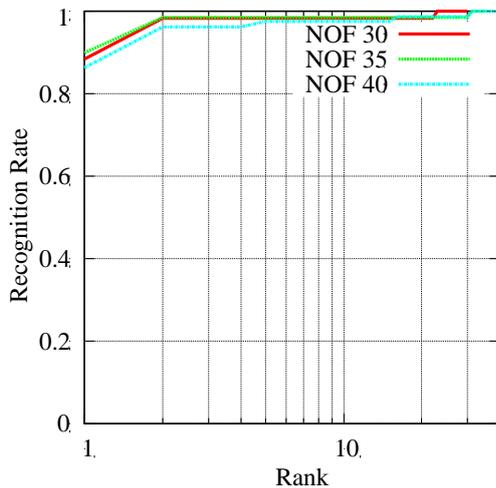
Gbr. 6 Tampilan kurva receiver operating characteristic (ROC) dari penggunaan metode principal component analysis (PCA) dengan jumlah sampel data yang digunakan 180, 210, dan 240 citra.



Gbr. 7 Tampilan kurva dari detection error trade-off (DET) yang menggambarkan keterwakilan FAR dengan FRR dengan nilai  $\Delta$  yang telah ditetapkan untuk jumlah sample data 180, 210, dan 240 item



Gbr. 8 Tampilan kurva expected performance curves (EPC) yang menggambarkan perbandingan antara rank one recognition rate (ROR) dengan nilai pembobotan diantara nilai FAR dan FRR ( $\alpha$ ) dengan jumlah sampel data 180, 210, dan 240 item



Gbr. 9 Cumulative match characteristic (CMC) untuk mewakili performansi sistem pengenalan telapak tangan apakah dalam proses pencocokan tersebut memiliki prosentasi kecocokan yang tinggi atau tidak dengan jumlah data 180, 210, dan 240 item.

## V. KESIMPULAN

Dalam laporan penelitian ini, metode Gabor baik magnitude maupun fase diaplikasikan untuk mendapatkan fitur telapak tangan. Nilai penelitian memperlihatkan hasil optimal, dan selanjutnya teknik ekstraksi fitur dibandingkan dengan metode yang digunakan, baik PCA, LDA, KFA, dan KPCA untuk verifikasi dan identifikasi. Semakin sedikit sampel data yang digunakan, semakin jauh dari bentuk ideal. Waktu proses terpendek, sebesar 0,559387 detik, terjadi ketika metode Gabor digabungkan dengan metode KFA. Dari tampilan kurva, nilai optimal kecocokan dalam identifikasi dan verifikasi telapak tangan digabungkan antara metode Gabor dengan proses PCA.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Dalam penelitian ini saya ucapkan rasa terima kasih yang tulus kepada Dr. Hanung Adi Nugroho dan Dr. Noor Akhmad Setiawan atas pengarahan yang berharga di bidang *image processing* dari tahap dasar hingga aplikasinya. Yang menjadi momen berharga adalah memulai awal dari sesuatu yang ada dulu kemudian dikembangkan lebih lanjut. Untuk proses identifikasi dan verifikasi telapak tangan menggunakan code program Matlab yang diambil dari peneliti V. Štruc [17], [18].

## REFERENSI

- [1] A. Kong, D. Zhang, and M. Kamel, "A survey of palmprint recognition," *Pattern Recognit.*, vol. 42, no. 65, pp. 1408–1418, 2009.
- [2] Y. J. Chin, T. S. Ong, A. B. J. Teoh, and K. O. M. Goh, "Integrated biometrics template protection technique based on fingerprint and palmprint feature-level fusion," *Inf. Fusion*, vol. 18, no. 0, pp. 161–174, 2014.

- [3] E. Liu, A. K. Jain, and J. Tian, "A Coarse to Fine Minutiae-Based Latent Palmprint Matching," *Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans.*, vol. 35, no. 10, pp. 2307–2322, Oct. 2013.
- [4] A. K. Jain and J. Feng, "Latent Palmprint Matching," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 31, no. 6, pp. 1032–1047, Jun. 2009.
- [5] D. Zhang, W. Zuo, and F. Yue, "A Comparative Study of Palmprint Recognition Algorithms," *ACM Comput. Surv.*, vol. 44, no. 1, pp. 2:1–2:37, Jan. 2012.
- [6] B. Zhang, W. Li, P. Qing, and D. Zhang, "Palm-Print Classification by Global Features," *Syst. Man, Cybern. Syst. IEEE Trans.*, vol. 43, no. 2, pp. 370–378, Mar. 2013.
- [7] S. Saedi and N. M. Charkari, "Palmprint authentication based on discrete orthonormal S-Transform," *Appl. Soft Comput.*, no. 0, p. -, 2014.
- [8] L. Nanni and A. Lumini, "Ensemble of Multiple Palmprint Representation," *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 3, pp. 4485–4490, Apr. 2009.
- [9] J. Malik, G. Sainarayanan, and R. Dahiya, "Personal Authentication Using Palmprint With Sobel Code, Canny Edge and Phase Congruency Feature Extraction Method," *ICTACT J. IMAGE VIDEO Process.*, vol. 9102, no. February, pp. 357–368, 2012.
- [10] D. Zhang and W. Shu, "Two novel characteristics in palmprint verification: datum point invariance and line feature matching," *Pattern Recognit.*, vol. 32, no. 4, pp. 691–702, 1999.
- [11] G. Lu, D. Zhang, and K. Wang, "Palmprint recognition using eigenpalms features," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 24, no. 9–10, pp. 1463–1467, 2003.
- [12] X. Wu, D. Zhang, and K. Wang, "Fisherpalms based palmprint recognition," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 24, no. 15, pp. 2829–2838, 2003.
- [13] L. Shang, D.-S. Huang, J.-X. Du, and C.-H. Zheng, "Palmprint recognition using FastICA algorithm and radial basis probabilistic neural network," *Neurocomputing*, vol. 69, no. 13–15, pp. 1782–1786, 2006.
- [14] R. Chu, Z. Lei, Y. Han, R. He, and S. Z. Li, "Learning Gabor Magnitude Features for Palmprint Recognition," pp. 22–31, 2007.
- [15] A. W.-K. Kong and D. Zhang, "Competitive coding scheme for palmprint verification," in *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on, 2004*, vol. 1, pp. 520–523 Vol.1.
- [16] X. Wang, L. Lei, and M. Wang, "Palmprint verification based on 2D Gabor wavelet and pulse coupled neural network," *Knowl. Based Syst.*, vol. 27, no. 0, pp. 451–455, 2012.
- [17] V. Štruc and N. Pavešić, "The complete Gabor-fisher classifier for robust face recognition," *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, vol. 2010, 2010.
- [18] V. Štruc and N. P. C, "Gabor-Based Kernel Partial-Least-Squares Discrimination Features for Face Recognition," *Informatica*, vol. 20, no. 1, pp. 115–138, 2009.
- [19] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on, 2005*, vol. 1, pp. 886–893 vol. 1.
- [20] S. Wibirama and R. Hidayat, "Rekonstruksi dan Visualisasi Objek 3-D Berbasis Algoritma Direct Linear Transformation," vol. 1, no. 2, pp. 32–39, 2012.
- [21] A. K. Jain and J. Feng, "Latent Palmprint Matching," vol. 31, no. 6, pp. 1032–1047, 2009.