

PERBAIKAN PROSES IDENTIFIKASI SIDIK JARI DENGAN METODE SKELETON IMAGE ENHANCEMENT

Muhammad Kusban

Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Surakarta

email: Muhammad.Kusban@ums.ac.id

Abstract

Straightforward to improve performance of the palmprint recognition is using appropriate filter. Skeleton filter, a system in image processing is tool to seek objects within a defined scope area for further altering into line object 1 pixel lengthwise. When combined with the 8×5 orientation and scale of the Gabor method and reduced by the dimension reduction of KernelPCA-based will enhance performance of the verification system. From the research that have been done, using the algorithms was successfully obtained the EER rate approximately 0,00188 and verification about 99,818%.

Keywords: *Palmprint recognition, skeleton filter, scale orientation Gabor method, KPCA, EER.*

1 Pendahuluan

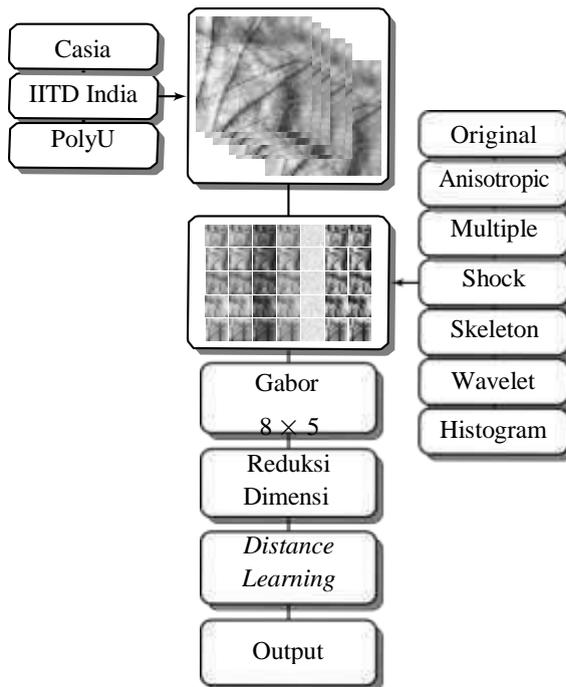
Palmprint recognition telah menarik minat banyak peneliti. Dengan ukuran biometrik yang relatif besar serta murah dan mudah dalam mengakses menjadikan bidang ini menjadi favorit di antara tipe biometrik lainnya. Apalagi saat fusi tersebut diterapkan untuk lebih meningkatkan keakuratan identifikasi perseorangan, menjadikan palmprint recognition ini menjadi alternatif pilihan yang senantiasa dipilih saat digabungkan dengan bidang biometrik lainnya. Untuk itu perbaikan dalam rangka meningkatkan performa verifikasi dan identifikasi palmprint recognition terus dilakukan parapeneliti.

Cara terbaik memperbaiki sistem pengenalan biometrik adalah dengan meningkatkan kinerja untuk setiap tahapannya. Tahapan tersebut yang umum dilakukan dalam bidang biometrik adalah mulai dari proses akuisisi, pilihan *preprocessing*, aplikasi reduksi dimensi, hingga pemilihan metode pencocokan yang sesuai dengan jenis corak informasi yang diolah sehingga berakhir dengan luaran yang lebih optimal dari sisi nilai *error equal rate* (EER) maupun kecepatan waktu proses komputasi. Oleh Doi dan Yamanaka, tahapan perbaikan citra atau yang sering disebut *image enhancement* merupakan metode yang paling efektif untuk

memperoleh tingkat kecerahan yang seragam untuk semua input database selain juga berfungsi menghilangkan noise serta meningkatkan keberhasilan dalam deteksi corak informasi [1]. Karena proses akuisisi tapak tangan tidak memiliki pencahayaan yang sama dari alat *near-infrared illumination* (NIR) sehingga hasil yang didapatkan berupa citra dengan warna lebih gelap serta *low contrast* [2]. Pernyataan tersebut diperkuat oleh Kang dan Wu yang menyatakan bahwa proses *image enhancement* mutlak diperlukan untuk menutupi cacat *grayscale shift* dan sudut citra sebelum proses identifikasi [3].

Selanjutnya setelah semua citra ROI (*region of interest*) dari palms memiliki keseragaman tingkat kecerahan maka diperlukan aturan keseragaman posisi. Beberapa peneliti telah menggunakan metode Gabor untuk memperoleh acuan posisi, di antaranya: Lu menggabungkan Gabor *magnitude* dan *phase* sebanyak 8×5 untuk ekstraksi corak [6]. Zhang menggunakan metode Gabor untuk menghilangkan *redundant* informasi dari citra *multispectral* dengan menggunakan sebanyak 6 arah [5]. Cappelli telah berhasil meneliti *high resolution palmprint system* didasarkan atas *minutiae* dengan menggunakan Gabor-based *enhancement* dengan menggunakan 127×127 elemen orientasi [8]. Yue memakai Gabor

sebanyak 6 orientasi berbeda untuk memperoleh akurasi dalam *large scale database* [7]. dan Wei Jia telah menggunakan metode Gabor untuk menaikkan performa dari *sub space learning* [4].



Gambar 1. Flowchart penerapan nilai *scale* dan *orientation* dari teknik Gabor dalam aplikasi *palmprint recognition*

Hasil proses Gabor selalu meningkatkan jumlah corak sehingga berakibat waktu komputasi yang lama untuk itu proses berikutnya adalah dengan menggunakan metode reduksi dimensi yang dibagi menjadi dua kelompok besar yaitu yang bersifat linier dan non-linear. Beberapa peneliti yang menggunakan metode reduksi dimensi antara lain: Wang menerapkan teknik *principal component analysis* (PCA) dan *linear discriminant analysis* (LDA) untuk menerjemahkan *ECG signals* [11] yang tampak seperti gelombang tidak beraturan secara visual. Sedangkan untuk bidang palmprint, reduksi dimensi digunakan oleh Raghavendra and Busch dengan menggunakan metode *Kernel Discriminant Analysis* (KDA) [10] yang sebelumnya data mengalami pembengkokan dengan proses wavelet. Laadjel menggunakan metode *Passband Discrete Cosine Transform*

(PBDCT) [12] yang berfungsi selain untuk memperoleh corak informasi maka metode tersebut digunakan pula untuk mengurangi degradasi internal dari citra tapak tangan.

Dari semua algoritme yang telah digunakan untuk pengenalan tapak tangan, tidak ada satupun yang merupakan bentuk terbaik [9]. Di samping itu Karena jumlah data yang terus meningkat dan data berasal dari beragam sumber maka metode non-linear menjadi alternatif banyak peneliti. Sehingga penggunaan algoritme lain masih terbuka lebar untuk memperbaiki kinerja pengenalan tapak tangan. Untuk itu, penulis mengajukan proposal penggunaan tiga algoritme sekaligus yaitu untuk di *preprocessing* menggunakan filter skeleton, di tahap referensi posisi pemakaian algoritme Gabor, dan untuk reduksi dimensi menggunakan kernel PCA atau disingkat KPCA. Sehingga diharapkan dengan menerapkan kombinasi algoritme tersebut diperoleh sistem verifikasi dan identifikasi palmprint yang kokok baik dari segi kecepatan proses maupun dari keandalan *rate EER*.

2 Palmprint Recognition System

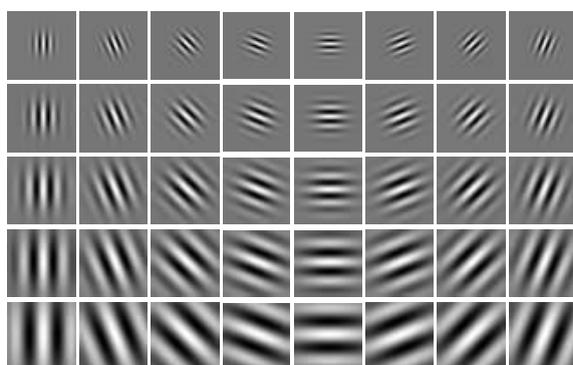
Penelitian di bidang pengenalan telapak tangan, terutama sekali untuk mendapatkan siat ciri yang ada dalam galur garis yang berada dalam ROI citra tapak tangan tersebut. Seiring dengan perkembangan waktu, penelitian tersebut terus berkembang ke arah galur tipis *minutea*, *vein*, *size* ataupun gabungan dari semua ciri tersebut baik dengan citra resolusi rendah ataupun tinggi [2][5].

Terdapat pola umum urutan proses dalam sistem biometrik terutama pengenalan telapak tangan. Menurut Raghavendra rangkaian proses identifikasi dan verifikasi palmprint memiliki 5 tahapan [12], dengan variasi di tiap bagiannya oleh peneliti lainnya untuk memperjelas alur algoritme yang diajukannya. Seperti yang terlihat dalam Gambar 1, Tahapan *acquisition* berisi tiga database dan adanya pemecahan metode ekstraksi corak yaitu teknik Gabor dan reduksi dimensi. Sementara itu, dalam setiap tahapan para peneliti mengajukan proposal algoritme yang tujuan akhir adalah mendapatkan

Tabel 1. Besaran waktu proses T dan nilai *error equal rate* ξ dan performa verifikasi ζ untuk database Casia c , IITD India D , dan PolyU P . Nilai terbaik untuk waktu proses dan EER ξ adalah yang paling kecil, sedangkan nilai terbesar untuk verifikasi ζ adalah terbaik.

RD	Filter	T_C	ξ_C	ζ_C	T_D	ξ_D	ζ_D	T_P	ξ_P	ζ_P
KFA	Original	1,85870	0,42606	0,57462	0,58678	0,33633	0,66556	1,10027	0,30106	0,69909
	Anisotropic	1,73178	0,48068	0,52154	0,57416	0,33643	0,66444	1,03547	0,37714	0,62273
	Multiple	1,80232	0,41753	0,58231	0,56263	0,33755	0,66222	1,15616	0,33069	0,67000
	Shock	1,71881	0,46958	0,53154	0,57093	0,39983	0,60000	1,19462	0,39841	0,60091
	Skeleton	1,73377	0,47093	0,52923	0,59354	0,42778	0,57222	1,10239	0,41451	0,58545
	Wavelet	1,73029	0,44460	0,55538	0,56656	0,31741	0,68222	1,10599	0,35018	0,65000
KPCA	Histogram	1,75131	0,44723	0,55308	0,60102	0,30668	0,69222	1,15361	0,27871	0,72091
	Original	1,30497	0,02491	0,97538	0,40659	0,01886	0,98111	0,75139	0,00362	0,99636
	Anisotropic	1,35020	0,22665	0,77385	0,42248	0,50000	0,46111	0,73681	0,50000	0,57545
	Multiple	1,35715	0,50000	0,50846	0,41907	0,01998	0,98000	0,76760	0,00274	0,99727
	Shock	1,27291	0,01088	0,98923	0,39776	0,02327	0,97667	0,78726	0,00729	0,99273
	Skeleton	1,26970	0,06630	0,93385	0,41625	0,04344	0,95667	0,77171	0,00835	0,99182
LDA	Wavelet	1,30391	0,01462	0,98538	0,40730	0,50000	0,49333	0,74153	0,00188	0,99818
	Histogram	1,33309	0,01538	0,98462	0,40526	0,01775	0,98222	0,96003	0,00254	0,99727
	Original	4,17411	0,01230	0,98769	2,02516	0,01475	0,98556	3,17719	0,00365	0,99636
	Anisotropic	4,24254	0,24045	0,75923	2,12507	0,01994	0,98000	3,19903	0,00820	0,99182
	Multiple	4,31735	0,01693	0,98308	2,02897	0,01664	0,98333	3,33815	0,00455	0,99545
	Shock	4,27737	0,01288	0,98692	2,09566	0,02658	0,97333	3,25675	0,00729	0,99273
PCA	Skeleton	4,23142	0,06459	0,93538	2,19142	0,05567	0,94444	3,45044	0,01361	0,98636
	Wavelet	4,24075	0,00932	0,99077	2,08698	0,01671	0,98333	3,34737	0,00364	0,99636
	Histogram	4,35219	0,00939	0,99077	2,09718	0,01672	0,98333	3,36701	0,00254	0,99727
	Original	3,17404	0,03466	0,96538	1,66844	0,02240	0,97778	2,01150	0,00792	0,99182
	Anisotropic	3,25666	0,27318	0,72692	1,45627	0,02558	0,97444	2,10966	0,01119	0,98909
	Multiple	3,31131	0,03078	0,96923	1,47775	0,02441	0,97556	2,14303	0,00636	0,99364
PCA	Shock	3,31310	0,03238	0,96769	1,44402	0,02558	0,97444	2,27862	0,00908	0,99091
	Skeleton	3,19491	0,10330	0,89692	1,41412	0,06560	0,93444	2,08194	0,01990	0,98000
	Wavelet	3,20924	0,02152	0,97846	1,42560	0,02011	0,98000	2,22060	0,00456	0,99545
	Histogram	3,24954	0,02227	0,97769	1,42038	0,02104	0,97889	2,17316	0,00460	0,99545

nilai optimal yang terbaik dari segi kecepatan waktu proses atau peningkatan performa sistem.



Gambar 2. Tampilan 40 posisi Gabor nilai real untuk orientasi sejumlah 8 dan skala 5.

Image Enhancement

Dalam keseluruhan citra input palmprint recognition tidak dapat langsung digunakan

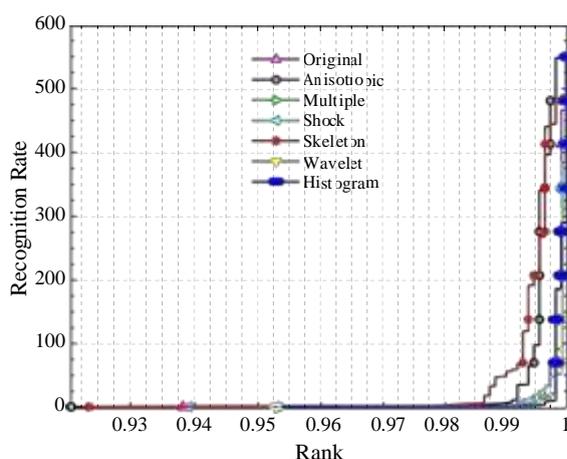
untuk menghasilkan corak yang ada dalam tangan karena banyak berisi informasi yang tidak diinginkan [18]. Di samping itu dengan menggunakan proses image enhancement menjadikan pola lokal lebih jelas sehingga sangat membantu dalam memperkuat luaran nilai corak informasi yang penting.

ROI Skeleton Tapak Tangan

Proses image enhancement digunakan untuk memperbaiki penampilan citra agar lebih cerah dan bebas derau. Di samping itu, proses ini dapat pula digunakan untuk mengubah bentuk kebalikannya seperti dari hitam ke putih, memperoleh garis tepi citra, ataupun juga untuk mendapatkan garis tengah dengan tebal satu piksel di sepanjang citra atau yang dikenal *skeleton of image*.

Beberapa peneliti yang telah menggunakan sarana *skeleton* dalam penelitian *palmprint*

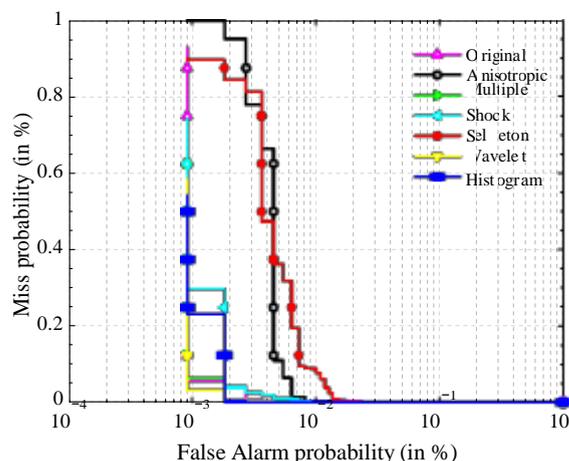
belum berhasil secara visual menyatukan semua perbedaan besar kecilnya garis *minutiae* yang ada dalam tapak tangan. Oleh Dari berpendapat bahwa penggunaan skeleton dalam palmprint recognition menimbulkan distorsi karena adanya derajat kebebasan yang ada di bawah tapak tangan [15]. Carreira berpendapat bahwa metode skeleton cocok untuk penggunaan forensik yaitu dalam mode citra resolusi tinggi [16], akan tetapi saat proses berlangsung akan muncul informasi corak yang banyak sekali dan munculnya degradasi gambar.



Gambar 3. Kurva CMC untuk mendapatkan gambaran kurva ROC dilihat dari sudut bawah. Untuk nilai EER terbaik adalah dari garis kurva yang paling bawah dan menempel posisi paling kanan.

Untuk mengatasi kekurangan tersebut maka persoalan yang ada dalam metode skeleton filter dalam citra tapak tangan maka langkah pertama yang dilakukan adalah dengan mengubah nilai citra ke dalam bentuk Fourier transfer untuk mengumpulkan energi ke tengah citra yang selanjutnya dapat diperlukan proses morfologi dalam mode 'thin'.

Sebuah skeleton $S(I)$ dari sebuah citra I dapat dianalisis sebagai berikut: Bila p adalah sebuah titik yang berada dalam lingkup $S(I)$ dan D_p adalah sebuah *disc* yang berisi titik p dengan luasan terbesar yang dapat ditemukan dalam citra tersebut. Selanjutnya D_p piringan tersebut digunakan untuk menyentuh pinggir di dua tempat atau lebih dari citra tersebut.



Gambar 4. Kurva DET untuk mempertegas perbedaan nilai EER yang saling berimpit dari tampilan kurva ke atas (ROC) atau ke bawah (CMC) yang tersebar dalam sepanjang sumbu *false alarm probability* dan sumbu *miss probability*.

Filter Gabor

Filter Gabor banyak digunakan dalam mode *band-pass* sinyal dimensi tunggal (*unidimensional*) seperti dalam gelombang suara. Karena keberhasilannya, maka penggunaan metode tersebut dikembangkan untuk filter sinyal 2D.

Fungsi kompleks Gabor dalam space domain $G(x, y)$ merupakan product dari sinusoid kompleks known as the carrier $s(x, y)$, dan fungsi Gaussian, known as the envelope $w_r(x, y)$.

$$G(x, y) = s(x, y) \cdot w_r(x, y) \tag{1}$$

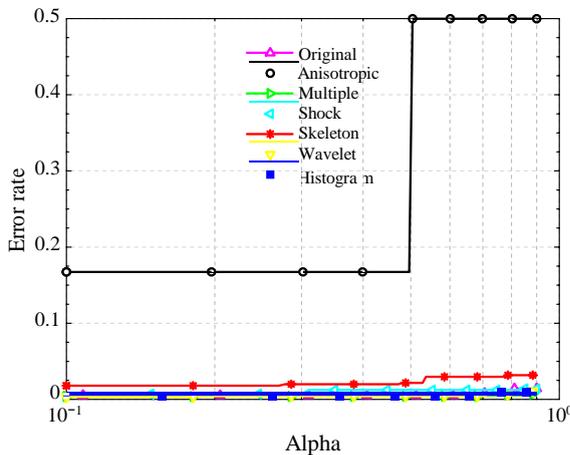
\mathcal{K} scale the magnitude dari kulit Gaussian. (x_0, y_0) Lokasi *peak envelope Gaussian*. (u_0, v_0) *spatial frequencies* dalam koordinat cartesian and P adalah *phase*. Nilai kompleks Gabor dalam persamaan 1 terdiri atas nilai real G_{\Re} dan imajiner G_{\Im} .

$$G_{\Re} = \cos(2\pi(u_0x + v_0y) + P) \cdot w_r(x, y) \tag{2}$$

$$G_{\Im} = \sin(2\pi(u_0x + v_0y) + P) \cdot w_r(x, y)$$

Dalam penelitian penggunaan orientasi dan skala yang ada dalam metode teknik Gabor senantiasa berubah sesuai dengan keperluan ketelitian penelitian. Semakin banyak jumlah parameter Gabor yang digunakan akan menambah beban komputasi. Untuk nilai

real, imajiner, atau absolut yang dipilih juga senantiasa bergantung kepada pilihan. Bila keduanya digunakan, maka nilai absolut menjadi pilihan. Akan tetapi banyak dari peneliti untuk mengurangi proses komputasi, langsung menggunakan nilai real saja dengan membuang imajiner-nya.



Gambar 5. Kurva EPC yang memperlihatkan metode filter wavelet mampu menghasilkan tingkat verifikasi lebih dari 99 % sehingga terlihat hampir nol disepanjang nilai *Alpha* untuk sumbu *Error Rate*.

Corak yang dihasilkan dari *phase* Gabor dianggap tidak stabil dan umumnya dibuang. Tanggapan *magnitude* di sisi lain sangat lambat dengan posisi spasial dan untuk itu menjadi pilihan saat menggunakan filter Gabor guna mendapatkan ciri dan corak informasi. Untuk citra skeleton $I(x, y)$ yang berproses dengan filter Gabor adalah merupakan konvolusi antara citra tersebut dengan *magnitude* fungsi Gabor.

Konvolusi berkaitan dengan Gabor kernel untuk orientasi u dan skala v yang disebut *Gaborpalm*. Untuk itu dalam penjabarannya, hasil citra baru hasil konvolusi dengan Gabor menjadi berbentuk $I_{u,v}(x, y) : u \in \{0, 1, 2, 3, 4\}, v \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ dengan nilai masukan skala 5 dan orientasi 8.

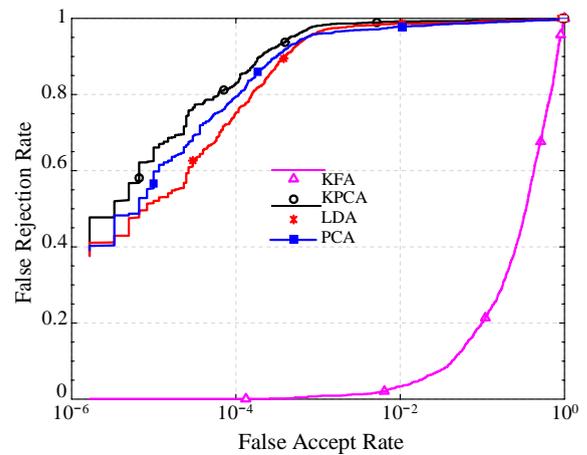
kPCA

Persoalan utama pengenalan biometrik adalah besarnya data yang diolah, sehingga metode reduksi dimensi mutlak diperlukan. Dalam upaya untuk memecah data kompleks menjadi

lebih kecil, metode PCA banyak digunakan sebagai reduksi dimensi dalam pengenalan telapak tangan. Akan tetapi metode ini terdapat kelemahan karena data input palmprint memiliki ragam orientasi yang berbeda, di mana untuk satu citra objek dapat memiliki variasi 5, 6, dan bahkan 10 bentuk yang berbeda. Untuk itu metode reduksi dimensi bagi palmprint adalah dengan cara non-linear. kPCA sukses digunakan untuk biometrik. Bila diketahui dalam PCA berlaku asosiasi $C_w = \lambda_w$ dengan C adalah *covariance matrix* untuk data tengah X .

3 Hasil Penelitian

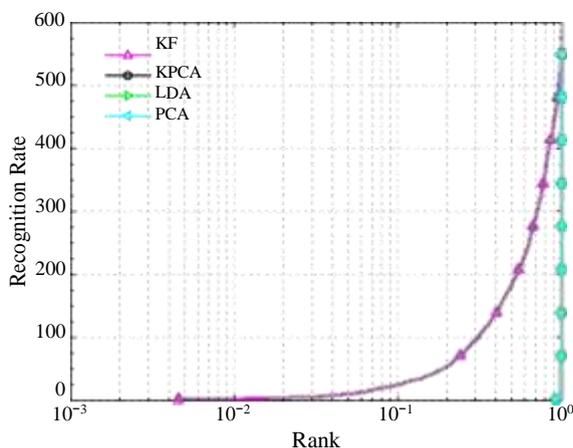
Dalam penelitian untuk pengenalan tapak tangan ini menggunakan tiga buah database yaitu Casia (C), IITD India (\mathcal{D}), dan PolyU (ft) dengan jumlah citra untuk setiap kelas adalah 650, 450, dan 550 secara berturutan. Untuk tiap kelompok tersebut berturut berisi sejumlah data citra dari orang yang sama tetapi dengan perbedaan posisi yaitu 5, 6, dan 10 sehingga total citra yang digunakan untuk penelitian adalah 3250, 2700, dan 5500. Bila dihitung secara keseluruhannya terdapat jumlah data citra yang harus di proses sejumlah 11450 buah citra tapak tangan.



Gambar 6. Perbandingan kurva ROC untuk mengetahui nilai EER terbaik dari empat tipe reduksi dimensi.

Proses awal yang dilakukan oleh keseluruhan citra tapak tangan adalah melakukan proses filter skeleton. Metode skeleton merupakan rangkaian kegiatan yang bertujuan untuk mengubah citra ROI tapak tangan menjadi berbentuk garis-garis

yang sama ketebalannya baik itu garis utama atau lembut seperti yang terlihat dalam Gambar 1. Proses tersebut pada umumnya terjadi dalam tahap *preprocessing* dari pengenalan biometrik yaitu proses awal untuk image enhancement. Dalam tahap ini semua citra diubah ukurannya ke bentuk 128×128 dengan metode *bilinear interpolation*.

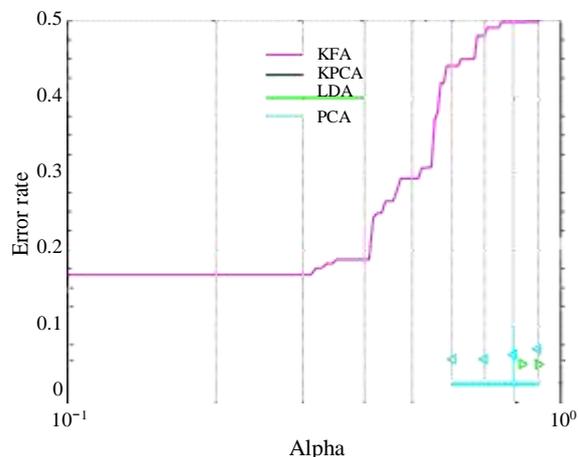


Gambar 7. Perbandingan kurva CMC dari empat metode reduksi dimensi. Metode KPCA dengan warna hitam tertutupi oleh kurva lain seperti dari LDA dan PCA.

Setelah semua citra untuk ketiga database seragam baik ukuran maupun penampilan, maka proses berikutnya adalah menduplikasikan setiap citra ke bentuk lain yang memiliki orientasi (ϕ) dan skala (\mathcal{K}) berbeda di proses Gabor (\mathcal{G}). Selanjutnya untuk mempersingkat pembahasan maka ditetapkan bahwa $\mathcal{G} = \phi \times \mathcal{K}$. Misal proses Gabor dengan $\phi = 8$ dan $\mathcal{K} = 5$ artinya setiap citra diduplikasikan dengan variasi $\phi = 0, 1, 2, \dots, 7$ dan $\mathcal{K} = 0, 1, 2, 3, 4$ sehingga setiap citra memiliki variasi berpenampilan sebanyak 40 buah dengan orientasi dan skala yang berlainan seperti terlihat dalam Gambar 2. Sehingga total image menjadi membengkak yaitu $11950 \times 40 = 478000$. Guna mengurangi kerumitan proses komputasi maka dalam teknik Gabor direduksi jumlah citra dengan faktor pengurang sebesar 64 *downsampling* faktor (ζ) sebanyak 64. Banyaknya corak ξ hasil *downsampling* dapat dihitung dengan metode $\xi = (\mathcal{G} \times m \times n) / \zeta$ dengan $[m \times n]$ adalah luas citra. Misal citra *downsampling* 64

untuk citra ukuran 128×128 piksel dengan menggunakan filter Gabor sebanyak 40 buah, maka akan menghasilkan nilai corak sebanyak $(40 \times [128 \times 128]) / 64 = 10240$. Selanjutnya, Untuk penelitian ini memilih menggunakan perbedaan parameter Gabor sebanyak 7 macam secara acak seperti yang terlihat dalam Gambar 1: original, anisotropic, multiple, shock, skeleton, wavelet, dan ekuilisasi histogram.

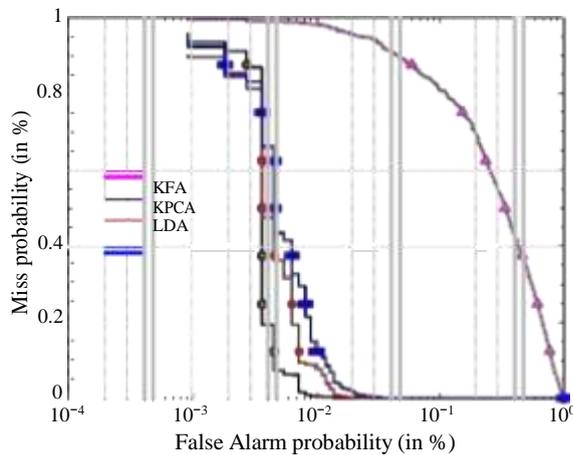
Meskipun telah melalui proses *downsampling* di Gabor, akan tetapi jumlah total citra masih banyak dan bahkan cenderung terus meningkat dikarenakan input data senantiasa terus bertambah, maka proses dilanjutkan dengan metode reduksi dimensi atau yang sering disebut dengan metode *dimension reduction* (\mathcal{DR}). Jumlah \mathcal{DR} dalam penelitian ini sebanyak empat macam: KFA, KPCA, LDA, dan PCA. Guna mengetahui keandalan dari masing-masing \mathcal{DR} ini, maka dalam Tabel 1 memperlihatkan waktu proses dan performa keempat metode tersebut. Besarnya komparasi keberhasilan dalam proses verifikasi dan identifikasi dari keempat metode tersebut terlihat dari nilai dalam simbol zeta (ζ).



Gambar 8. Perbandingan kurva EPC dari empat metode reduksi dimensi: KFA, KPCA, LDA, dan PCA. Terlihat KPCA dengan warna hitam menempati baris terbawah atau memiliki *error rate* terkecil sehingga memiliki performa terbaik.

Dari hasil penelitian yang tertera dalam Tabel 1 memperlihatkan bahwa waktu proses dari empat \mathcal{DR} tidak ada yang dominan untuk tujuh filter yang digunakan. Akan tetapi secara garis

besar, Metode \mathcal{DR} LDA memiliki waktu proses paling lama, sedangkan KPCA secara garis besar memiliki waktu proses paling sedikit atau terbaik dibandingkan dengan ketiga tipe lainnya yaitu sebesar 1,27291 dan 0,39776 detik dengan filter shock untuk database Casia dan IITD India, dan 0,73681 detik dengan filter anisotropic untuk database PolyU.



Gambar 9. Perbandingan kurva DET yang penyebarannya melintang sepanjang sumbu *Miss Probability* untuk empat metode reduksi dimensi.

Untuk nilai terbaik EER (ξ) adalah dengan menggunakan filter wavelet dalam mode reduksi dimensi KPCA sebesar 0,00188. Secara keseluruhan metode \mathcal{DR} dari KFA terburuk untuk kinerja EER, dan yang paling optimal adalah KPCA. Maknanya, semakin kecil nilai yang diperoleh maka semakin kecil faktor kesalahan dalam proses pencocokan yang terjadi dalam *distance learning*. Seperti yang terlihat dalam Gambar ??, kurva dengan garis kuning dan hijau mendominasi yang artinya filter wavelet dan multiple memiliki nilai EER terbaik. Untuk beberapa titik, warna kuning dalam kurva memiliki titik terbaik.

Guna mendapatkan gambaran terbaik dari penggunaan kurva ROC, maka sebagai kebalikannya untuk memperkuat analisis kurva ROC dapat dengan menggunakan metode kurva CMC. Penampilan grafik CMC terlihat dalam Gambar 3, memperlihatkan bahwa garis warna kuning bergerak mendekati nol di sepanjang sumbu *Rank*, kemudian menanjak ke atas saat

mendekati sisi kanan dari sumbu *Recognition Rate*

Bila mempertegas nilai luaran EER yang saling berimpit satu algoritme dengan metode lainnya maka dari kurva ROC dan CMC maka digunakan pula kurva DET dan EPC. Untuk kurva DET seperti yang terlihat dalam Gambar 4. Terlihat dari kurva tersebut, metode \mathcal{DR} paling baik dengan menggunakan filter wavelet yang tertera dengan warna kuning. Untuk mendukung

terlihat dalam Gambar 5.

Saat filter skeleton diterapkan untuk seluruh database: Casia, IITD India, dan PolyU, kemudian dibandingkan ke-empat reduksi dimensi: KFA, KPCA, LDA, dan PCA guna mengetahui besaran nilai EER dan verifikasi maka hasilnya terlihat dalam Gambar 6 - 9.

4 Kesimpulan

Penggunaan image enhancement mampu memberikan kontribusi untuk meningkatkan performa kinerja dari pengenalan tapak tangan. Meskipun secara definitif penggunaan filter skeleton belum mampu mendominasi pilihan sistem verifikasi dan identifikasi tapak tangan terbaik, namun setidaknya telah mampu memberikan kontribusi perbaikan kinerja sebesar 99, 818% saat menggunakan metode reduksi dimensi \mathcal{DR} KPCA. Sedangkan waktu proses tercepat dicapai bila menggunakan filter wavelet yang memproses data sebanyak 5500 citra tapak tangan dari PolyU sebesar 0,00188 detik untuk tiap citra.

5 Referensi

- [1] Junta Doi and Masaaki Yamanaka, "Discrete Finger and Palmar Feature Extraction for Personal Authentication", *IEEE Transact.*, Vol. 54, pp. 2213-2219, 2005.
- [2] Yingbo Zhou and Ajay Kumar, "Human Identification Using Palm-Vein Images", *IEEE Transactions*, vol. 6, pp. 1259-1274, 2011.
- [3] Wenxiong Kang and Qiuxia Wu, "Contactless palm vein recognition using a mutual foreground-based local binary pattern", *IEEE Transactions*, vol. 9, pp. 1974-1985, 2014.
- [4] Wei Jia, et al., "Histogram of Oriented Lines for Palmprint Recognition", *Ieee Transactions*, vol. 44, pp. 385-395, 2014.

- [5] David Zhang, et al., "An Online System of Multispectral Palmprint Verification", *IEEE Transactions*, vol. 59, pp. 480-490, 2010.
- [6] J. Lu, et al., "Enhanced Gabor-based region covariance matrices for palmprint recognition", *Electronics Letters*, vol. 45, pp. 880, 2009.
- [7] Feng Yue, et al., "Hashing Based Fast Palmprint Identification for Large-Scale Databases", *IEEE Transactions*, vol. 8, pp. 769-778, 2013.
- [8] Raffaele Cappelli, et al., "A fast and accurate palmprint recognition system based on minutiae", *IEEE transactions*, vol. 42, pp. 956-962, 2012.
- [9] Zhenhua Guo, "Feature Band Selection for Online Multispectral Palmprint Recognition", *IEEE Transactions*, vol. 7, pp. 1094-1099, 2012.
- [10] R Raghavendra and Christoph Busch, "Novel image fusion scheme based on dependency measure for robust multispectral palmprint recognition", *Pattern Recognition*, vol. 47, pp. 2205-2221, 2014.
- [11] Jeen-Shing Wang, et al., "A k-nearest-neighbor classifier with heart rate variability feature-based transformation algorithm for driving stress recognition", *Neurocomputing*, vol. 116, pp. 136-143, 2013.
- [12] Moussadek Laadjel, et al., "Combining Fisher locality preserving projections and passband DCT for efficient palmprint recognition", *Neurocomputing*, vol. 152, pp. 179-189, 2015.
- [13] LinLin Shen, et al., "Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification", *ScienceDirect - Image and Vision Computing*, vol. 25, pp. 553-563, 2007.
- [14] LinLin Shen, et al., "Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification", *ScienceDirect - Image and Vision Computing*, vol. 25, pp. 553-563, 2007.
- [15] Jifeng Dai, et al., "Robust and Efficient Ridge-Based Palmprint Matching", *IEEE Transactions*, vol. 34, pp. 1618-1632, 2012.
- [16] Lúcia Carreira, et al., "Personal identification from degraded and incomplete high resolution palmprints", *IET Biometrics*, vol. 4, pp. 53-61, 2015.
- [17] J. Dai and J. Zhou, "Multifeature-Based High-Resolution Palmprint Recognition", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 33, pp. 945-957, 2011.
- [18] C. Lakshmi Deepika and A. Kandaswamy and C. Vimal and B. Satish, "Palmprint authentication using modified legendre moments", *Procedia Computer Science*, vol. 2, pp. 164 - 172, 2010.
- [19] Michael, Goh Kah Ong and Connie, Tee and Teoh, Andrew Beng Jin, "A Contactless Biometric System Using Multiple Hand Features", *J. Vis. Comun. Image Represent.*, vol. 23, pp. 1068-1084, 2010.