

Symmetrical Singular Value Decomposition Representation Under Illumination Face Image Using Gabor Filter For Face Recognition

Ignasius Donny Fernando

Program Studi Informatika
Universitas Sebelas Maret
donnyfernando@student.uns.ac.id

Heri Prasetyo

Program Studi Informatika
Universitas Sebelas Maret
heri.prasetyo@staff.uns.ac.id

Esti Suryani

Program Studi Informatika
Universitas Sebelas Maret
suryapalapa@yahoo.com

Abstract—The purpose of this research is to present Symmetrical Singular Value Decomposition Representation (SSVDR) method with Gabor Filter under illumination effect for face recognition. SSVDR method was proposed to normalize illuminated face images caused by the difference of light. SSVDR method represented characteristics of face images on low-intensity combined with the symmetrical reversed part of the face based on Singular Value Decomposition (SVD). Gabor Filter was used to extract the face images which were already processed using SSVDR. In order to do the face recognition, PCA and LDA methods were used with Nearest Neighbor as the classifier. The result showed that face recognition with SSVDR based on Gabor Filter was quite good on face images with low-intensity, but the recognition were not good enough on face images with extreme illumination. Overall, the accuracy of face recognition scored 91.86% with PCA and 91.57% with LDA.

Keywords—Face Recognition, SSVDR, Gabor Filter.

I. PENDAHULUAN

Beberapa dekade terakhir penelitian dalam pengenalan wajah manusia sudah menjadi perhatian oleh para peneliti dibidang *biometrics*, *pattern recognition*, dan *computer vision* [1]. Pengenalan wajah yang dilakukan oleh sistem komputer menjadi sangat populer dalam melakukan pengenalan identitas seseorang [2]. Beberapa tahun terakhir teknologi tentang pengenalan wajah sudah banyak diterapkan pada sistem komputer untuk identifikasi dan verifikasi seseorang misalnya penggunaan pada kamera pengawasan, sistem absensi, investigasi forensik, akses kontrol dan keamanan sistem [3]. Akan tetapi sistem pengenalan wajah masih memiliki hambatan pada beberapa kondisi, diantaranya yaitu pose kepala, ekspresi wajah, pencahayaan, dan pemakaian aksesoris seperti kacamata, masker, ataupun syal [1].

Salah satu permasalahan yang sering ditemui pada sistem pengenalan wajah adalah adanya efek iluminasi / pencahayaan yang tidak merata pada citra wajah. Pencahayaan yang tidak sama pada wajah disebabkan oleh perbedaan intensitas cahaya yang tidak seimbang sehingga menyebabkan terbentuknya bayangan [4]. Banyaknya bayangan yang terbentuk pada wajah menyebabkan wajah terlihat gelap sehingga sulit dikenali oleh sistem.

Beberapa pendekatan metode *face recognition* telah diusulkan untuk pengenalan wajah 2 dimensi, masing-masing memiliki kelebihan dan kekurangan [5]. Beberapa metode

preprocessing dapat mengatasi kondisi pencahayaan yang terkontrol dengan baik. Namun dalam kondisi pencahayaan yang tidak terkontrol belum dapat diatasi dengan baik. Pendekatan yang cocok dilakukan untuk *feature descriptor* pada pengenalan wajah misalnya *local ternary patterns* (LTP) dan *Gabor Filter* daripada *local binary patterns* (LBP) [6]. Penelitian yang telah dilakukan menggunakan metode *Symmetrical Singular Value Decomposition Representation* (SSVDR) untuk memunculkan citra wajah iluminasi yang sebagian tidak tampak dengan cara membalik bagian yang tampak secara simetris, percobaan dengan SSVDR menunjukkan hasil yang lebih baik dari metode normalisasi yang lain seperti *Self Quotient Image* (SQI), *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan *Logarithmic Total Variation* (LTV) [4]. Penelitian yang pernah dilakukan pada citra wajah 2D dengan *Gabor Filter* dan dikompresi menggunakan LDA dengan berbagai tahap *preprocessing* diantaranya adalah *Automatic landmark detection* untuk mendeteksi struktur bagian dari wajah dengan 2DNCC [7], *Face Image Normalization* dengan melakukan *rotation*, *cropping* dan *scaling*. *Illumination Compensation* dengan *Adaptive Single Scale Retinex* (ASR) untuk meningkatkan kualitas citra wajah [1]. Penelitian sebelumnya membandingkan teknik *feature extraction* *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) pada beberapa kriteria seperti ekspresi wajah, efek pencahayaan, dan pemakaian aksesoris seperti kacamata pada citra wajah bagian depan. dengan hasil menunjukkan bahwa pada efek pencahayaan PCA lebih baik dari LDA, dan pada kategori pemakaian aksesoris maupun ekspresi wajah menunjukkan LDA lebih baik dari PCA [8].

Berdasarkan penelitian yang telah ada, untuk melakukan pengenalan wajah pada citra iluminasi dan meningkatkan tingkat pengenalan wajah maka diusulkan pengenalan wajah menggunakan *Symmetrical Singular Value Decomposition Representation* (SSVDR) berbasis *Gabor Filter* pada citra wajah iluminasi.

II. FACE RECOGNITION DENGAN SSVDR BERBASIS GABOR FILTER

A. Symmetrical Singular Value Decomposition Representation (SSVDR)

SSVDR merupakan metode yang berbasis *Singular Value Decomposition* (SVD) sebagai komponen utamanya. Metode ini bekerja dengan merepresentasikan bagian wajah asimetris yang

terkena efek iluminasi dengan memunculkan ciri yang tidak terlihat jelas dengan cara mengkombinasikan komponen frekuensi rendah dengan bagian sebaliknya secara simetris yang membentuk citra wajah [4].

Misal terdapat matriks A dengan dimensi $m \times n$ maka pemfaktoran dengan SVD dirumuskan dengan,

$$A_{m \times n} = U_{m \times m} \Sigma_{m \times n} V_{n \times n}^T = \sum_{i=1}^k \sigma_i u_i v_i^T \quad (1)$$

U dan $V_{n \times n}^T$ merupakan *left-singular vectors* u_i dan *right-singular vectors* v_i^T yang berkorespondensi dengan *singular value* σ_i . k merupakan $\text{rank}(A)$ untuk merekonstruksi ulang matriks A.

Kemudian untuk menghasilkan base image yang simetris dihitung dari vektor right-singular dengan menentukan rata-rata dari vektor v_i dan vektor v_{fi} yang merupakan *flipped* dari vektor v_i dirumuskan dengan,

$$v_{\text{sym}i} = \frac{v_{fi} + v_i}{2} \quad (2)$$

citra yang simetris di konstruksi ulang dengan mengambil base image sejumlah k dan mempertahankan struktur lainnya. Maka rekonstruksi citra baru dirumuskan dengan,

$$B = \sum_{i=1}^k u_i v_{\text{sym}i}^T + \sum_{i=k+1}^n u_i v_i^T \quad (3)$$

B. Gabor Filter

Gabor Filter juga disebut *gabor wavelet* atau kernel gabor yang telah terbukti merupakan '*powerful tool*' untuk ekstraksi fitur wajah pada pengenalan wajah yang robust [9]. Secara umum *Gabor Filter* 2-D dapat didefinisikan di domain spasial sebagai berikut :

$$\psi_{u,v}(x, y) = \frac{f_u^2}{\pi k \eta} e^{\left[\left(\frac{f_u^2}{k^2} \right) x'^2 + \left(\frac{f_u^2}{\eta^2} \right) y'^2 \right]} e^{j 2\pi f_u x'} \quad (4)$$

Dimana, $x' = x \cos \theta_v + y \sin \theta_v$, $y' = -x \sin \theta_v + y \cos \theta_v$, $f_u = \frac{f_{\text{max}}}{2^z}$ dan $\theta_v = v \frac{\theta}{8}$. $\psi_{u,v}(x, y)$ merupakan representasi dari *Gabor Filter* dengan kernel Gaussian yang dimodulasi oleh suatu gelombang kompleks dimana titik pusat frekuensi dan orientasinya dilambangkan dengan f_u dan θ_v . Perbedaan pemilihan parameter *Gabor Filter* menentukan bentuk dan karakteristik dari *filter*. Parameter yang paling umum digunakan yaitu $k = \eta = \sqrt{2}$ dan $f_{\text{max}} = 0,25$. Parameter k dan η menentukan perbandingan antara frekuensi dan ukuran envelope Gaussian serta f_{max} merupakan nilai frekuensi maksimal. Secara umum *Gabor Filter* membentuk *filter bank* dengan 5 skala dan 8 orientasi dilambangkan $u = 0,1, \dots, 4$ dan $v = 0,1, \dots, 7$.

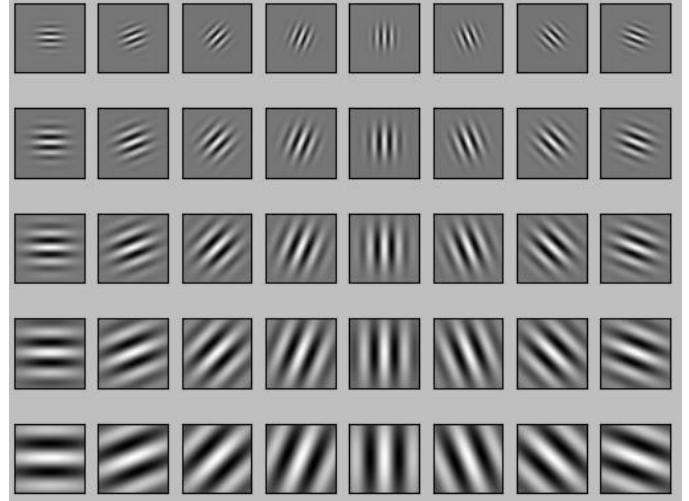
Feature Extraction didefinisikan sebagai operasi konvolusi dari citra wajah $I(x, y)$ dengan *Gabor Filter* $\psi_{u,v}(x, y)$ dengan skala u dan orientasi v yang digambarkan dengan persamaan (4)

$$G_{u,v}(x, y) = I(x, y) * \psi_{u,v}(x, y) \quad (5)$$

Dimana $G_{u,v}(x, y)$ dinotasikan sebagai besaran kompleks output filter yang terdiri dari bilangan *real* dan *imaginer*. Berdasarkan persamaan (5) maka magnitude $O_{u,v}(x, y)$ dan fasa $\Phi_{u,v}(x, y)$ dihitung dengan persamaan (6) dan (7). *Filter Gabor* ditampilkan dengan Gambar 1.

$$O_{u,v}(x, y) = \sqrt{\text{Re}[G_{u,v}(x, y)]^2 + \text{Im}[G_{u,v}(x, y)]^2} \quad (6)$$

$$\Phi_{u,v}(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{\text{Im}[G_{u,v}(x, y)]}{\text{Re}[G_{u,v}(x, y)]} \right) \quad (7)$$



Gambar. 1. Contoh bilangan *real* dari *Gabor Filter Bank* dengan 5 skala dan 8 orientasi yang digunakan untuk *Feature Extraction*.

C. Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis merupakan salah satu metode paling populer yang digunakan untuk *feature extraction* dan *data representation*. Metode PCA mencari varian terbesar pada data yang disebut *principal components*. Citra wajah diubah kedalam *small set* yang berisi dimensi fitur dari wajah kemudian di proyeksikan kedalam *feature space* untuk merepresentasikan citra wajah kedalam dimensi yang lebih rendah [10].

Misalkan terdapat citra wajah A dengan dimensi berukuran $m \times n$, kemudian citra wajah dinotasikan kedalam matriks Z dengan dimensi $1 \times mn$ sehingga didapat $Z = [z_1, z_2, \dots, z_M]$. Kemudian mean dapat dihitung dengan persamaan :

$$\text{mean} = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^A z_i \quad (8)$$

Setiap citra wajah dipusatkan dengan $\phi_i = z_i - \text{mean}$ dan citra wajah yang terpusat disimpan dalam matriks $X = [x_1, x_2, \dots, x_M]$. Untuk menghitung *principal components* dihitung dengan rumus :

$$C U_i = \lambda_i U_i \quad (9)$$

Dimana $C = X X^T$, merupakan kovarian matriks, sedangkan U_i dan λ_i adalah *eigenvalue* dan *eigenvector*. *Eigenvalue* berkorespondensi dengan *eigenvector* yang diurutkan dari yang terbesar akan membentuk *principal component*. Maka Citra wajah dapat diproyeksikan sebagai berikut :

$$\omega_i = U^T a_i \quad (10)$$

ω_i merupakan proyeksi ke- i dari citra wajah dan setiap set proyeksi disimpan dalam matriks $\Omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M]$.

D. Linear Discriminant Analysis (LDA)

Linear Discriminant Analysis juga dikenal sebagai *Fisher's Discriminant Analysis*. LDA mencari transformasi linier seperti *feature clusters* berdasarkan rasio antara matriks sebaran *between-class* (S_b) dan matriks sebaran *within-class* (S_w) [11].

Misalkan terdapat *training set* yang mempunyai M jumlah citra wajah berdimensi m x n yang dinotasikan sebagai $A = [a_1, a_2, \dots, a_M]$ memiliki parameter jumlah kelas c dan jumlah citra wajah pada setiap kelas N, dan setiap citra wajah yang dimiliki oleh setiap kelas dinotasikan sebagai $V = [v_1, v_2, \dots, v_{mn}]$, $V \in A$. Maka mean total μ_0 dan mean setiap kelas μ_i dapat dihitung dengan rumus :

$$\mu_0 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M A_i \tag{11}$$

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N_i} V_j \tag{12}$$

Sehingga matriks sebaran *between-class* (S_b) dan matriks sebaran *within-class* (S_w) dihitung dengan persamaan :

$$S_b = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu_0)(\mu_i - \mu_0)^T \tag{13}$$

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{N_i} (V_j - \mu_i)(V_j - \mu_i)^T \tag{14}$$

Metode LDA mencari grup dari basis vektor yang membedakan antara kelas pada sampel dengan mencari rasio terbesar antara matriks sebaran *between-class* dan *within-class* dapat dirumuskan dengan,

$$W_{lda} = \underset{w}{\operatorname{argmax}} \frac{|w^T S_b w|}{|w^T S_w w|} \tag{15}$$

Jika S_w tidak singular maka dapat dihitung dengan menggunakan *eigenvalue* dan *eigenvector* yang diformulasikan dengan,

$$S_w^{-1} S_b W_i = \lambda_i W_i \tag{16}$$

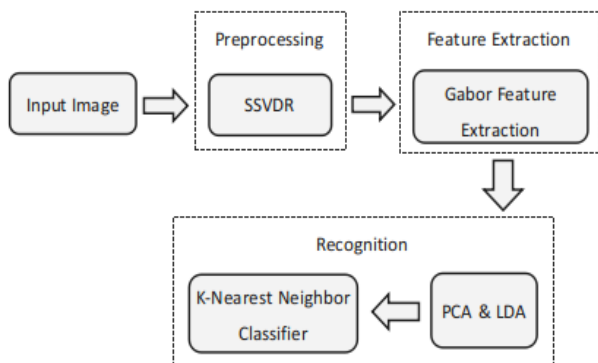
Pada umumnya jika vektor fitur citra wajah lebih besar dari jumlah data citra maka S_w umumnya singular. Untuk mengatasi perhitungan vektor fitur yang sangat besar, dapat dilakukan dengan penyederhanaan dengan metode PCA sebagai *dimension reduction* kemudian dihitung dengan metode LDA yang diusulkan oleh Belhumeur[12]. yang diformulasikan sebagai:

$$W_{opt} = W_{pca} \times W_{lda} \tag{17}$$

W_{opt} merupakan matriks *vector* proyeksi pada LDA.

III. METODE PENELITIAN

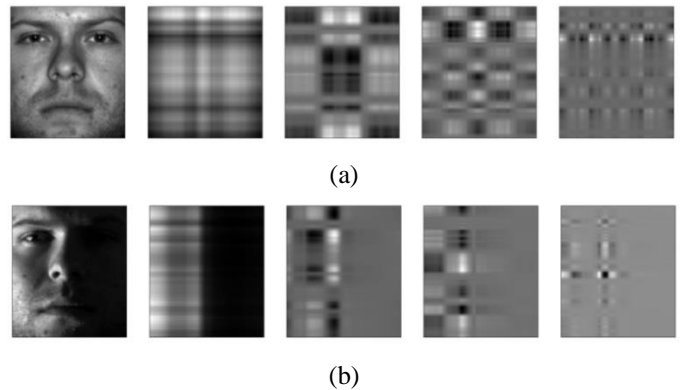
Penelitian ini berfokus pada pengenalan citra wajah iluminasi dengan normalisasi menggunakan SSVDR dan *feature extraction* berbasis Gabor. Pengenalan dilakukan menggunakan metode PCA dan LDA dengan klasifikasi menggunakan *Nearest Neighbor*. Blok diagram penelitian digambarkan sebagai berikut :



Gambar. 2. Blok diagram metode pengenalan wajah

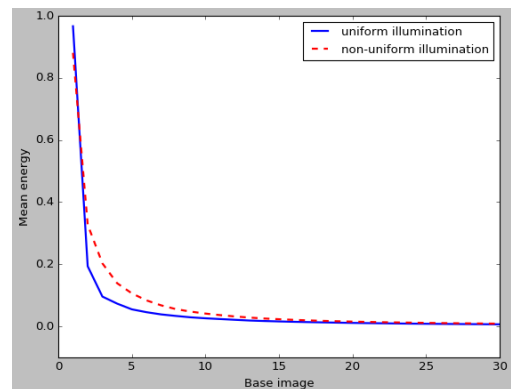
A. Preprocessing menggunakan SSVDR

Sebelum dilakukan *preprocessing*, citra wajah sudah dirapikan dengan cara di *crop* dan disejajarkan ke tengah sesuai garis horizontal. Langkah pertama, citra wajah akan di pre-proses menggunakan metode SSVDR. SSVDR merupakan metode *preprocessing* untuk normalisasi wajah pada kondisi iluminasi untuk memunculkan citra wajah yang rusak akibat efek cahaya yang tidak merata. Untuk melakukan normalisasi dengan SSVDR citra wajah asli di dekomposisi dengan SVD sehingga membentuk *base images* seperti Gambar 3.

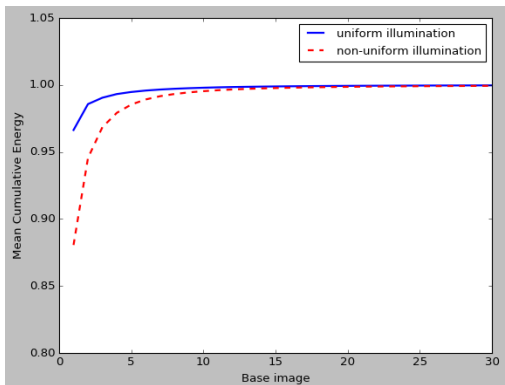


Gambar. 3. Base image dengan varian tertinggi pada kondisi citra wajah dengan pencahayaan seragam (a) dan pada citra wajah iluminasi (b).

Setiap *base image* hasil dekomposisi mengandung varian/informasi dari citra wajah asli. *Base image* diurutkan berdasarkan nilai singular tertinggi yang berkorespondensi dengan *vector singular*. Pada Gambar 3a menunjukkan citra wajah pada kondisi iluminasi yang seragam, sedangkan pada Gambar 3b menunjukkan citra wajah pada kondisi iluminasi tidak seragam. Citra wajah dibagi menjadi 2 subset yaitu pada kondisi iluminasi yang seragam dan pada kondisi iluminasi tidak seragam, setiap subset terdapat 100 citra wajah yang diambil dari *Extended Yale B database*.

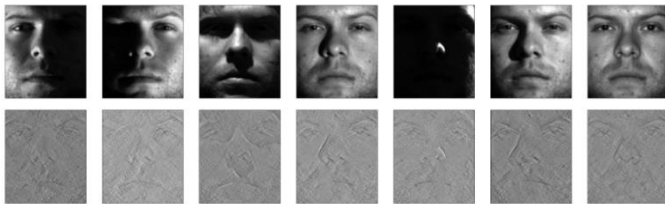


Gambar. 4. Mean Energy dari setiap base image pada citra wajah kondisi iluminasi.



Gambar. 5. Cumulative Energy dari setiap base image yang membentuk citra wajah.

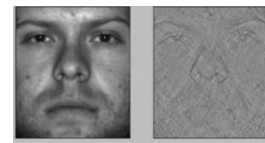
Mean energy menunjukkan banyaknya informasi yang terkandung pada setiap base image dari citra wajah asli, setiap base image menunjukkan ‘frekuensi’. Pada Gambar 4 menunjukkan base image pertama mengandung informasi terbesar dalam membentuk citra wajah, sedangkan pada frekuensi tinggi base image mengandung sedikit informasi. Metode SSVDR bekerja pada base image frekuensi rendah dengan memunculkan ciri pada varian terbesar. Gambar 5 menunjukkan cumulative energy yang dibentuk dari base images. Pada kasus ini koefisien k yang diambil adalah 3 dengan varian sebesar 95%. Untuk meningkatkan intensitas pixel yang rendah maka diproses terlebih dahulu dengan simple logarithm lalu dilakukan SSVDR dengan persamaan (3). Representasi dari metode SSVDR ditunjukkan pada Gambar 6.



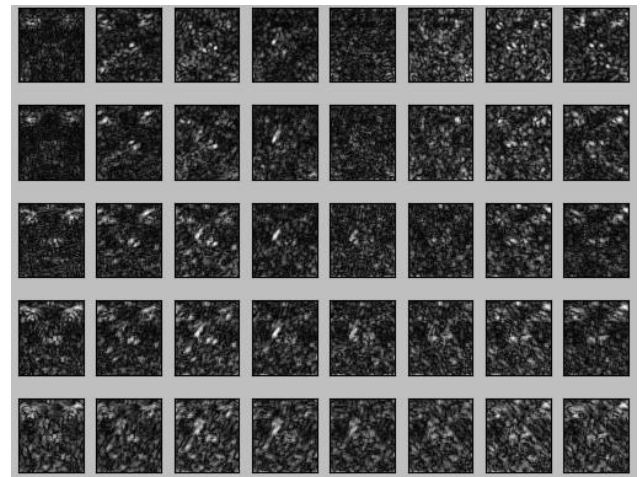
Gambar. 6. Representasi citra wajah pada beberapa kondisi iluminasi dengan SSVDR.

B. Gabor Feature Extraction

Citra wajah yang sudah ternormalisasi kemudian di ekstraksi menggunakan Gabor Filter. Gabor Filter digunakan untuk mengekstraksi tekstur dan menangkap ciri dari citra wajah. Gabor Filter dilakukan dengan persamaan (4) akan membentuk gabor filter bank. Pada penelitian ini filter gabor yang digunakan yaitu 5 skala dan 8 orientasi filter sehingga dibentuk 40 filter gabor seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Selanjutnya citra wajah yang telah ternormalisasi akan dikonvolusi dengan setiap filter gabor sehingga diperoleh data citra berjumlah 40 kali dari data sebelumnya. Pada kasus ini digunakan dimensi filter 11x11 pada setiap filter gabor, dengan dimensi citra wajah 64 x 56. Maka akan terbentuk 40 data wajah dengan ekstraksi gabor yang ditunjukkan pada Gambar 7b.



(a)



(b)

Gambar. 7. Citra wajah yang telah ternormalisasi (a) dan hasil ekstraksi dengan Gabor Filter Bank (b).

Oleh karena dimensi feature extraction yang dilakukan dengan gabor filter sangat besar yaitu 143360 (40 x 64 x 56) sehingga memberatkan perhitungan dan membutuhkan banyak memori penyimpanan, maka dilakukan reduksi dimensi dengan teknik downsampling dengan downsampling factor, ρ yaitu 16. Hasil dari downsampling akan membentuk Gabor feature vector dari citra wajah dengan dimensi yang lebih kecil yaitu 8960 (40 x 16 x 14).

C. Recognition

Pengenalan wajah dilakukan dengan menggunakan PCA dan LDA. Citra wajah yang telah diekstraksi dengan Gabor dan mempunyai dimensi tinggi akan ditransformasi kedalam sub ruang berdimensi rendah dengan cara mentransformasikan citra kedalam eigenfaces secara linier. Pada teknik PCA semua data akan dianggap sama tanpa adanya kelas pembeda, sedangkan pada teknik LDA data citra wajah akan dibedakan berdasarkan kelas berdasarkan rasio antara matriks sebaran between-class (Sb) dan matriks sebaran within-class (Sw).

Data yang sudah diproyeksikan kedalam subspace akan diklasifikasi dengan Nearest Neighbor. NN akan mencari jarak terdekat dari setiap citra wajah untuk dikenali. Data yang telah dikenali akan dievaluasi berdasarkan akurasi tingkat pengenalan citra wajah dengan membandingkan jumlah data yang benar diklasifikasi dengan jumlah data keseluruhan. Untuk mencari akurasi dapat dihitung dengan,

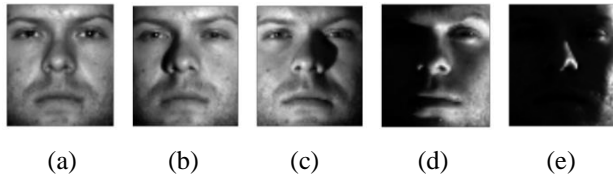
$$Accuracy = \frac{\text{jumlah data yang dikenali}}{\text{jumlah keseluruhan data}}$$

Akurasi menunjukkan tingkat pengenalan citra wajah yang dikenali dengan benar.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Database

Penelitian ini menggunakan dataset *Extended Yale B database* yang terdiri dari 2432 citra wajah bagian depan (*frontal face*) dari 38 subjek dengan 64 kondisi iluminasi. Citra wajah dibagi menjadi 5 subset yang dibedakan berdasarkan sumber cahaya terhadap sumbu kamera (0° , 12° , 25° , 50° , dan 77°). Subset 1,2,3,4 dan 5 terdapat masing-masing 7,12,12,14,19 citra wajah pada setiap subjek. Dimensi citra *input* yang digunakan di *resize* dengan ukuran 64×56 . Contoh dataset yang digunakan dapat dilihat pada Gambar (8).



Gambar. 8. Contoh citra wajah pada subset 1 dengan iluminasi yang seragam (a), subset 2 dan 3 dengan sedikit iluminasi (b dan c), subset 4 dan 5 dengan iluminasi yang ekstrim (d dan e).

B. Percobaan dengan SSVDR berbasis Gabor

Pengenalan citra wajah dilakukan dengan setiap subset sebagai *training* dan yang lainnya dilakukan sebagai *testing*. Percobaan pertama dilakukan dengan subset 1 sebagai *training* dan masing masing subset 2,3,4 dan 5 sebagai *testing*. Percobaan

selanjutnya dilakukan dengan subset 2 sebagai *training* dan subset yang lain sebagai *testing*, dan seterusnya. Percobaan dilakukan sebanyak 20 kali dengan setiap subset *training* dan *testing* yang berbeda.

Untuk melihat kinerja metode SSVDR yang dikombinasikan dengan Gabor pada citra wajah iluminasi maka dilakukan percobaan dengan data *Original* (asli) tanpa dilakukan *preprocessing* dan metode sederhana yang lain seperti *Histogram Equation* (HE) sebagai metode *preprocessing* dengan kombinasi menggunakan Gabor dan dikenali dengan metode PCA dan LDA.

Tabel I menunjukkan subset 2 digunakan sebagai *training* mewakili data dengan pencahayaan sedikit iluminasi. Tabel II menunjukkan subset 5 digunakan sebagai *training* mewakili citra wajah dengan kondisi iluminasi yang buruk.

Tabel I metode SSVDR dengan Gabor dapat mengenali citra wajah dengan sangat baik dengan metode PCA maupun LDA dibandingkan dengan metode yang lain. Citra wajah dengan sedikit iluminasi (subset 1 dan 3) dapat dikenali dengan sangat baik menggunakan Gabor, akan tetapi pada citra wajah dengan iluminasi yang buruk (subset 4) ekstraksi dengan Gabor tidak berjalan dengan baik dan mengalami penurunan akurasi yang cukup signifikan dibandingkan dengan metode SSVDR. Secara keseluruhan ekstraksi dengan Gabor dapat meningkatkan akurasi pada citra wajah dengan sedikit iluminasi (subset 2).

TABEL I. Perbandingan Tingkat Pengenalan dengan Subset 2 sebagai citra Training

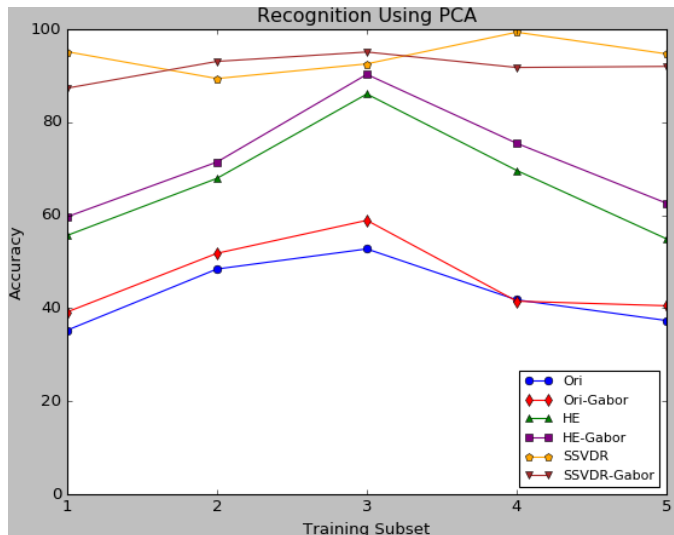
Method	Subset 1		Subset 3		Subset 4		Subset 5		Rata-rata	
	PCA	LDA	PCA	LDA	PCA	LDA	PCA	LDA	PCA	LDA
Original	96.57	96.57	75.38	75.38	18.25	18.25	3.5	3.5	48.43	48.43
Original + Gabor	96.19	96.19	87.69	87.69	19.58	19.58	3.78	3.78	51.81	51.81
HE	100	100	96.48	96.48	38.40	38.40	36.83	36.83	67.93	67.93
HE + Gabor	100	100	96.92	96.92	44.87	44.87	43.98	43.84	71.44	71.41
SSVDR	92.02	92.40	86.37	86.81	94.87	94.49	84.31	84.17	89.39	89.47
SSVDR + Gabor	100	100	99.56	99.56	85.93	85.55	86.83	85.71	93.08	92.71

TABEL II. Perbandingan tingkat pengenalan dengan Subset 5 sebagai citra Training.

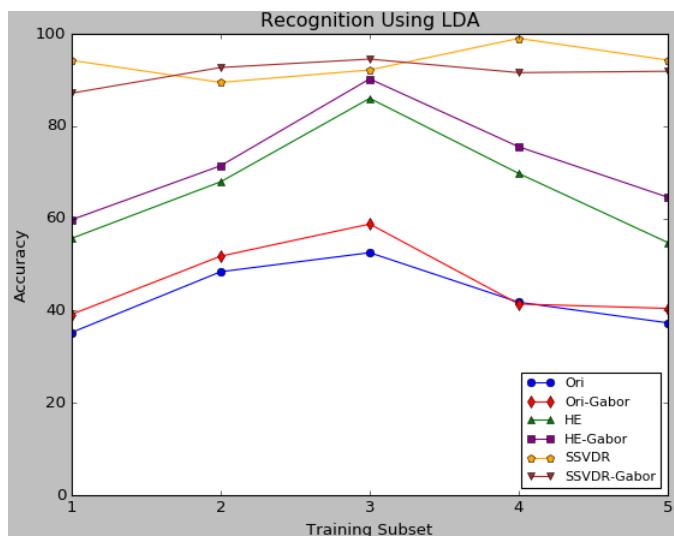
Method	Subset 1		Subset 2		Subset 3		Subset 4		Rata-rata	
	PCA	LDA	PCA	LDA	PCA	LDA	PCA	LDA	PCA	LDA
Original	7.60	7.60	19.96	19.96	43.30	43.30	78.52	78.52	37.35	37.35
Original + Gabor	10.26	10.26	21.49	21.49	48.79	48.79	81.37	81.37	40.48	40.48
HE	22.43	22.43	35.09	35.08	71.84	71.21	90.3	90.3	54.92	54.76
HE + Gabor	35.74	35.74	51.75	51.75	78.24	78.24	92.59	92.59	64.58	64.58
SSVDR	93.54	92.78	88.16	87.72	99.56	99.56	97.53	97.15	94.7	94.30
SSVDR + Gabor	91.25	90.11	87.06	87.50	94.07	94.29	95.63	95.63	92.00	91.88

Tabel II pengenalan wajah dengan metode SSVDR dengan Gabor menunjukkan hasil yang cukup stabil pada berbagai kondisi iluminasi dibandingkan metode yang lain (Original dan HE), akan tetapi kombinasi *feature extraction* dengan Gabor tidak menghasilkan akurasi yang lebih baik dan menyebabkan penurunan akurasi daripada pengenalan yang dilakukan tanpa *Gabor Filter*.

Rata-Rata akurasi yang dihasilkan oleh setiap subset *training* dengan beberapa metode ditunjukkan pada Gambar 9 dengan metode PCA dan Gambar 10 dengan metode LDA.



Gambar. 9. Grafik hasil pengenalan wajah dengan metode PCA.



Gambar. 10. Grafik hasil pengenalan wajah dengan metode LDA.

C. Analisa Hasil

Metode SSVDR dengan Gabor cukup baik diimplementasikan pada citra wajah iluminasi dengan tingkat pengenalan mencapai 91%, akan tetapi pada beberapa kondisi iluminasi terutama pada *training* subset 4 dan 5 (ditunjukkan pada Gambar 9 dan 10) mengalami penurunan akurasi hal ini disebabkan *feature extraction* Gabor tidak dapat mendeteksi ciri citra wajah dengan sempurna dan masih menyisakan *noise* pada

wajah. Sedangkan metode tanpa *preprocessing* menghasilkan akurasi yang sangat rendah, disebabkan oleh perbedaan dari intensitas pixel yang dapat mempengaruhi hasil klasifikasi.

Feature Extraction dengan Gabor tidak berjalan dengan baik pada citra dengan kondisi iluminasi yang ekstrim dengan intensitas rendah. Akan tetapi setelah dilakukan *preprocessing* dengan meningkatkan intensitas pixel menggunakan HE ekstraksi fitur Gabor berjalan dengan baik dan dapat meningkatkan hasil akurasi.

Metode pengenalan PCA dan LDA tidak menunjukkan hasil yang berbeda jauh, hal ini disebabkan oleh sedikitnya data *training* yang digunakan dibandingkan jumlah fitur pixel dari citra wajah dan ketidaktepatan pemilihan komponen rank matriks untuk proyeksi LDA. Sehingga mengakibatkan tingkat pengenalan dengan LDA lebih rendah dari PCA.

Tingkat pengenalan wajah secara keseluruhan didapatkan metode SSVDR yang dikombinasikan dengan Gabor cukup baik dibandingkan dengan metode lain (Original dan HE), akan tetapi tidak lebih baik dari pengenalan SSVDR tanpa Gabor. Hasil ditampilkan pada Tabel III.

TABEL III. Rata – Rata tingkat pengenalan Metode SSVDR dengan Gabor dengan Metode yang Lain.

Method	Accuracy	
	PCA	LDA
Ori	43.12	43.09
Ori + Gabor	46.39	46.34
HE	66.84	66.82
HE + Gabor	72.29	72.29
SSVDR	94.23	93.84
SSVDR + Gabor	91.86	91.57

V. KESIMPULAN

Penelitian ini telah ditampilkan pengenalan citra wajah dengan kondisi iluminasi dengan SSVDR berbasis *Gabor Filter* menunjukkan tingkat pengenalan yang cukup baik dengan metode PCA maupun LDA. Dalam melakukan pengenalan citra wajah iluminasi metode *preprocessing* sangatlah penting dan berguna untuk meningkatkan kinerja klasifikasi. Metode SSVDR dengan ekstraksi fitur gabor mampu meningkatkan tingkat pengenalan wajah dengan akurasi yang tinggi pada citra wajah iluminasi dengan kondisi cahaya yang tidak terlalu buruk atau sedikit iluminasi (Subset 1-3). Hal tersebut sekaligus membuktikan bahwa *Gabor Filter* merupakan ekstraksi fitur yang baik jika digunakan pada kondisi pada citra wajah dengan pencahayaan yang seragam atau intensitas pixel yang tinggi, tetapi tidak memperoleh hasil yang memuaskan saat dikombinasikan dengan metode *preprocessing* SSVDR. Secara keseluruhan pengenalan citra dengan metode SSVDR berbasis Gabor diperoleh akurasi sebesar 91.86% dengan metode PCA dan 91.57% dengan metode LDA.

Pada penelitian selanjutnya, untuk meningkatkan tingkat pengenalan citra wajah iluminasi dapat dilakukan beberapa metode *preprocessing* seperti SQI (Self Quotient Image), DCT

(Discrete Cosine Transform), LTV (Logarithmic Total Variation), LGBP (Local Gabor Binary Pattern) dan dikombinasikan dengan metode klasifikasi lainnya seperti Naive Bayes, SVM, Neural Network (CNN dan Deep NN).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hafez, S. F., Selim, M. M., & Zayed, H. H., "2D Face Recognition System Based on Selected Gabor Filters and Linear Discriminant Analysis LDA", *International Journal of Computer Science Issues*, 12(1), 2015, pp. 33-41.
- [2] Arulkumar, C. V., & Vivekanandan, P., "Multi-feature based automatic face identification on kernel eigen spaces (KES) under unstable lighting conditions", *Proc. of International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, 2015, pp. 1-5.
- [3] Fandiansyah, F., Sari, J. Y., & Ningrum, I. P., "Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis dan k Nearest Neighbor", *Journal of Informatics*, 11(2), 2017, pp. 49-59.
- [4] Chen, Y., Tong, S., Cong, F. & Xu, J., "Symmetrical singular value decomposition representation for pattern recognition", *Neurocomputing*, 214, 2016, pp. 143-154.
- [5] Zeng, G., "Facial recognition with singular value decomposition", *Proc. of Advances and Innovations in Systems, Computing Sciences and Software Engineering*, 2007, pp. 145-148.
- [6] Han, H., Shan, S., Chen, X. & Gao, W., "A comparative study on illumination preprocessing in face recognition", *Pattern Recognition*, 46(6), 2013, pp. 1691-1699.
- [7] Briechle, K., & Hanebeck, U. D., "Template matching using fast normalized cross correlation", *Proc. SPIE*, 4387, 2001, pp. 95-102.
- [8] Vyas, R. A., & Shah, S. M., "Comparision of PCA and LDA Techniques for Face Recognition Feature Based Extraction With Accuracy Enhancement", *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 4(6), 2017, pp. 3332-3336.
- [9] Kusuma, H., Wirawan, W. & Suprijanto, A., "Normalisasi Iluminasi Citra Wajah Dengan Menggunakan Histogram Remapping Pada Pengenalan Wajah Berbasis Fitur Gabor", *JAVA International Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 13(2), 2015, pp. 13-19.
- [10] Asiedu, L., Mettle, F. O. & Nortey, E. N., "Recognition of facial expressions using principal component analysis and singular value decomposition", *International Journal of Statistics and Systems*, 9(2), 2014, pp. 157-172.
- [11] Zhou, C., Wang, L., Zhang, Q. & Wei, X., "Face recognition based on PCA image reconstruction and LDA", *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 124(22), 2013, pp. 5599-5603.
- [12] Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. "Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7), 1997, pp. 711-720.