

## Singular Value Decomposition (SVD) Berdasarkan Intensitas Pencahayaannya Untuk Pengenal Wajah

Miftahul Fikri<sup>1</sup>, Samsurizal<sup>2</sup>, Nurmiati Pasra<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Prodi Teknik Elektro, Fakultas Ketenagalistrikan dan Energi  
Terbarukan, Institut Teknologi PLN, Jakarta, DKI Jakarta.

### Informasi Artikel

Naskah Diterima : 9 Februari 2021

Direvisi : 15 Juni 2021

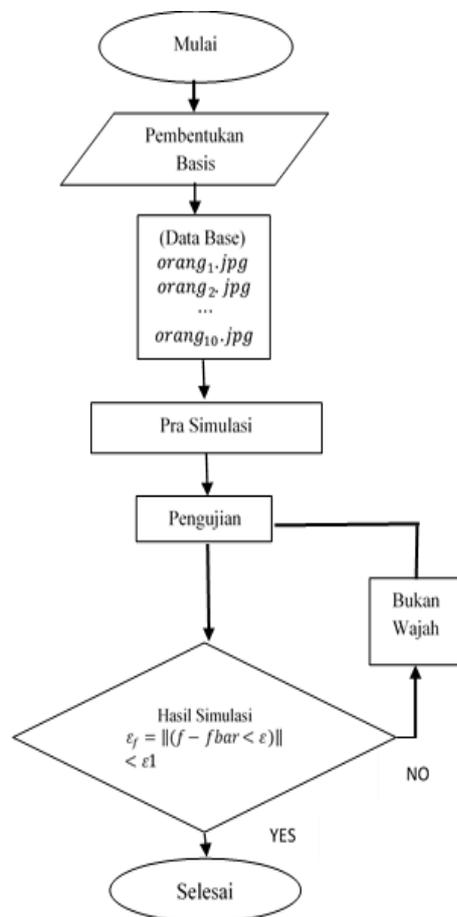
Disetujui : 16 Juni 2021

doi: 10.36055/setrum.v10i1.10376

\*Korespondensi Penulis:

samsurizal@itpln.ac.id

### Graphical abstract



### Abstract

Singular Value Decomposition (SVD) is a method that can be used for biometric systems, where the biometric system is a system for identification by using physical features or human limbs such as fingerprints, eye retina, face, and others. This writing aims to recognize faces based on the intensity of their lighting using SVD. The use of SVD is done by forming the basis of a matrix (where this matrix is a collection of database faces (db)), then this base is used to transform the inputted image / face / db file and database files, then the results of this transformation the norm is calculated, if the minimum norm (db files and input files) is still within a certain tolerance the input file will be categorized as face / db file / ith person. The simulation results show that SVD can classify an image as a face or not with an accuracy of 94.7231% and a period of 35.2020 seconds for the recognition of 900 image files, a face image is a database or not of 68.4616% within 7.5480 seconds for the recognition of 650 face files, a The face images that are in the database are 90.7692% of the people in the 3,7340 seconds period for the introduction of 325 database files.

**Keywords:** Matrix, SVD, light intensity.

### Abstrak

Singular Value Decomposition (SVD) merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk sistem biometrik, dimana sistem biometrik adalah sistem untuk melakukan identifikasi dengan cara menggunakan ciri-ciri fisik atau anggota badan manusia seperti sidik jari, retina mata, wajah, dan lain-lain. Penulisan ini bertujuan untuk pengenalan wajah berdasarkan intensitas pencahayaannya dengan menggunakan SVD. Penggunaan SVD dilakukan dengan cara membentuk basis dari suatu matriks (yang mana matriks ini merupakan kumpulan-kumpulan wajah database (db) ), kemudian basis ini digunakan untuk mentransformasi gambar/wajah/file db yang diinput dan file-file database, kemudian hasil transformasi ini dihitung norm-nya, apabila norm minimum tersebut (file-file db dan file input) masih didalam toleransi tertentu file inputnya akan dikategorikan sebagai wajah / file db / orang ke-i. Hasil simulasi menunjukkan bahwa SVD dapat mengklasifikasi suatu gambar merupakan wajah atau bukan dengan keakurasian 94.7231 % dan kurun waktu 35.2020 detik untuk pengenalan 900 file gambar, suatu gambar wajah merupakan database atau bukan sebesar 68.4616% dalam kurun waktu 7.5480 detik untuk pengenalan 650 file wajah, suatu gambar wajah yang berada didalam database merupakan orang beberapa sebesar 90.7692% dalam kurun waktu 3.7340 detik untuk pengenalan 325 file database.

**Kata kunci:** Matriks, SVD, Intensitas Cahaya

© 2021 Penerbit Jurusan Teknik Elektro UNTIRTA Press. All rights reserved

## 1. PENDAHULUAN

Diera globalisasi dan teknologi ini, keamanan merupakan salah satu hal yang utama. Salah satu hal yang menarik dalam hal keamanan ini adalah identifikasi manusia. Untuk mengidentifikasi manusia diantaranya dapat menggunakan sistem biometrik. Sistem biometrik adalah sistem untuk melakukan identifikasi dengan cara menggunakan ciri-ciri fisik atau anggota badan manusia seperti sidik jari, retina

mata, wajah. sistem biometrik ini memiliki beberapa kelebihan seperti tidak mudah hilang, tidak dapat lupa, tidak mudah dipalsukan, dan memiliki keunikan yang berbeda antara manusia satu dengan yang lain<sup>[1]</sup>.

Salah satu metode sistem biometrik adalah pengenalan wajah. Sistem pengenalan wajah manusia bertujuan untuk mengidentifikasi wajah seseorang dengan cara membandingkan wajah tersebut dengan database wajah yang sudah ada. Dalam penulisan ini menggunakan SVD yang digunakan untuk mengetahui apakah suatu gambar merupakan wajah atau bukan, kemudian untuk mengetahui suatu wajah merupakan wajah yang serupa dengan wajah berada didalam database atau bukan, selanjutnya untuk mengetahui wajah yang serupa dengan wajah yang berada didalam database merupakan orang ke-i.

Pada dasarnya citra yang terlihat merupakan cahaya yang direfleksikan dari suatu objek.<sup>[2]</sup> Kemudian apabila citra tersebut diubah kedalam bentuk sebuah matriks, elemen-elemen matriks tersebut sebenarnya merupakan cahaya yang direfleksikan tersebut pada suatu posisi atau letak yang bersesuaian. Pengenalan wajah memiliki kelebihan tersendiri dibandingkan dengan sistem biometrik yang lainnya, salah satunya pengambilan sampel wajah manusia (baik untuk database maupun input pencocokannya) dapat dilakukan dengan mudah. Tentunya siapapun yang melakukan penelitian pengenalan wajah berdasarkan pencahayaannya merupakan hal yang menarik dibandingkan berdasarkan hal-hal yang lainnya (misalnya: ekspresi dan runtun waktu).

Dalam penulisan ini, database wajah-wajah merupakan data sekunder<sup>[3]</sup>, wajah tersebut menghadap kedepan tanpa ada penghalang. Kemudian beberapa fungsi program yang digunakan untuk penelitian ini disediakan oleh matlab diantaranya yaitu fungsi `imread()` (digunakan untuk mengubah dari suatu gambar menjadi matriks), `imresize()` (digunakan untuk mengubah ukuran matriks tetapi tetap merupakan gambar yang sama) dan `svd()` (digunakan untuk mencari dekomposisi nilai singular). Selain itu, didalam penulisan ini hanya dilakukan pengenalan wajah berdasarkan intensitas pencahayaannya saja.

Seberapa besarkah keakurasian suatu program dengan menggunakan metode SVD untuk pengenalan wajah manusia (Relative didalam database) terhadap intensitas pencahayaannya yang berbeda-beda?. Mencari keakurasian suatu program dengan menggunakan metode SVD untuk pengenalan wajah manusia (relatif didalam database) terhadap intensitas pencahayaannya yang berbeda-beda. Manfaat penelitian antara lain sebagai langkah awal untuk keperluan absensi dan sebagai langkah awal untuk mengecek keaslian suatu gambar.

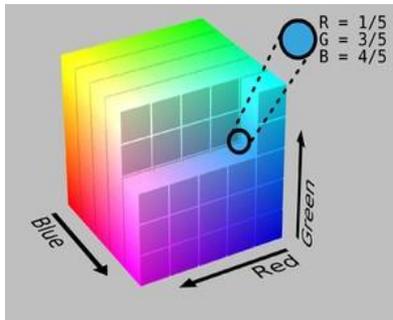
## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Citra

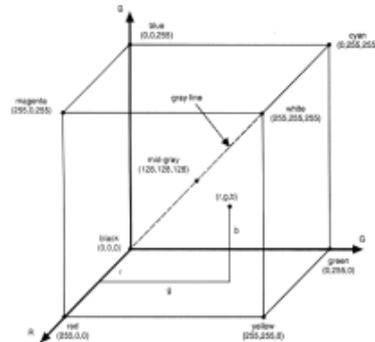
Citra menurut kamus webster adalah suatu representasi, kemiripan atau imitasi dari suatu objek atau benda. Misalnya: data dalam suatu file BMP mewakili apa yang digambarkannya. Sedangkan citra dari sudut pandang matematis merupakan fungsi menerus (*continue*) dari intensitas cahaya pada bidang 2 dimensi.

Pada dasarnya citra yang terlihat merupakan cahaya yang direfleksikan dari suatu objek. Sumber cahaya menerangi objek, objek memantulkan kembali sebagian dari berkas cahaya tersebut dan pantulan cahaya ditangkap oleh alat-alat optik, misal mata manusia, kamera, scanner, sensor satelit, dsb, kemudian direkam. Citra digital merupakan citra yang disimpan dalam format digital (dalam bentuk file). Hanya citra digital yang dapat diolah menggunakan komputer. Jenis citra lain jika akan diolah dengan komputer harus diubah terlebih dahulu menjadi citra digital. Suatu citra didalam komputer dapat berwarna, salah satu model yang digunakan adalah model RGB. Model RGB terdiri dari tiga bidang citra yang saling lepas, masing-masing terdiri dari warna merah, hijau, dan biru dengan masing-masing memiliki interval keabuan [0,255]. Suatu warna dispesifikasikan sebagai campuran sejumlah komponen warna utama (lihat gambar 1). Spektrum grayscale (tingkat keabuan) merupakan warna yang dibentuk dari gabungan tiga warna utama dengan jumlah yang sama, berada pada garis yang menghubungkan titik hitam dan putih (lihat gambar 2). Warna direpresentasikan dalam suatu sinar tambahan untuk membentuk warna baru, dan berhubungan untuk membentuk sinar campuran. Gambar dibawah adalah gambar yang menunjukkan bentuk geometri dari model warna RGB untuk menspesifikasikan warna menggunakan sistem koordinat Cartesian.<sup>[4]</sup>

Gambar 1. Ruang Warna RGB



Gambar 2. Penjelasan Ruang RGB



Dalam ilmu komputer terdapat 3 bidang studi yang berkaitan dengan citra yang ketiganya memiliki tujuan berbeda, yaitu : Grafika Komputer, Pengolahan Citra dan Pengenalan Pola. Yang masing-masing akan dijelaskan sebagai berikut:

1. Grafika Komputer

Grafika Komputer adalah proses untuk membuat suatu gambar berdasarkan deskripsi obyek maupun latar belakang yang terkandung pada gambar tersebut. Grafika komputer Merupakan teknik untuk membuat gambar obyek sesuai dengan obyek tersebut di alam nyata.

2. Pengolahan Citra

Pengolahan Citra merupakan kegiatan memperbaiki kualitas citra agar mudah diinterpretasi oleh manusia / mesin (komputer). Inputannya adalah citra dan keluarannya juga citra tapi dengan kualitas lebih baik daripada citra masukan.

3. Pengenalan Pola

Pengenalan Pola adalah mengelompokkan data numerik dan simbolik (termasuk citra) secara otomatis oleh mesin (komputer). Tujuan pengelompokkan adalah untuk mengenali suatu objek di dalam citra.

2.2 Singular Value Decomposition (SVD)

Definisi

Suatu dekomposisi nilai singular dari matriks  $A \in R^{m \times n}$  adalah suatu faktorisasi

$$A = U\Sigma V^T$$

Dimana  $\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_p \end{pmatrix}$  dengan  $p = \min(m, n)$  dan  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_p \geq 0$ .  $U$  adalah

matriks ortogonal berukuran  $m \times m$  dan  $V$  adalah matriks ortogonal berukuran  $n \times n$ .  $\sigma_i$  untuk  $i = 1, 2, \dots, p$  disebut nilai singular dari  $A$ .

Teorema Keberadaan SVD<sup>[6]</sup>

Jika  $A$  adalah matriks berukuran  $m \times n$ , maka  $A$  mempunyai suatu dekomposisi nilai singular (SVD).

Bukti



$A^T A$  adalah matriks simetris  $n \times n$ <sup>[6]</sup>, oleh karena itu semua nilai eigennya adalah bilangan riil dan mempunyai matriks pendagonal yang ortogonal yaitu  $V$ <sup>[1]</sup>. Lebih dari itu, semua nilai eigennya adalah tak negatif. Untuk melihat hal ini, misalkan  $\lambda$  adalah nilai eigen dari  $A^T A$  dan  $x \neq 0$  adalah vektor eigen milik  $\lambda$ . Berdasarkan hal ini maka

$$\|Ax\|^2 = (\sqrt{\langle Ax, Ax \rangle})^2; \text{ lihat definisi norm}$$

$$(\sqrt{\langle Ax, Ax \rangle})^2 = \langle Ax, Ax \rangle$$

$$\langle Ax, Ax \rangle = (Ax)^T (Ax); \text{ lihat definisi hasil kali dalam baku}$$

$$Ax \in R^m$$

$$(Ax)^T (Ax) = (x^T A^T)(Ax);^{[1]}$$

$$(x^T A^T)(Ax) = x^T (A^T (Ax)); \text{ sifat asosiatif}$$

$$x^T (A^T (Ax)) = x^T ((A^T A)x); \text{ sifat asosiatif}$$

$$x^T ((A^T A)x) = \lambda(x^T x); \text{ karena } \lambda \text{ skalar}$$

$$\lambda(x^T x) = \lambda(x, x); \text{ lihat definisi hasil kali dalam baku } x \in R^n$$

$$\lambda(x, x) = \lambda(\sqrt{\langle x, x \rangle})^2 = \lambda\|x\|^2; \text{ lihat definisi norm}$$

Oleh karena itu,

$$\lambda = \frac{\|Ax\|^2}{\|x\|^2} \geq 0.$$

Asumsikan bahwa vektor-vektor kolom dari  $V$  telah tersusunurut sehingga nilai-nilai eigen yang bersesuaian memenuhi

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0.$$

Nilai-nilai singular dari matriks  $A$  diberikan oleh

$$\sigma_j = \sqrt{\lambda_j} \quad j = 1, 2, \dots, n.$$

Misalkan  $r$  merupakan rank dari  $A$ , maka  $r$  juga merupakan rank dari  $A^T A$ <sup>[7]</sup>. Karena  $A^T A$  simetris maka ranknya sama dengan banyaknya nilai eigen tak nolnya<sup>[7]</sup>. Jadi

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r \geq 0 \text{ dan } \lambda_{r+1} = \lambda_{r+2} = \dots = \lambda_n = 0$$

Hubungan yang sama juga berlaku bagi nilai-nilai singularnya

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0 \text{ dan } \sigma_{r+1} = \sigma_{r+2} = \dots = \sigma_n = 0$$

Sekarang misalkan

$$V_1 = (v_1, \dots, v_r), \quad V_2 = (v_{r+1}, \dots, v_n),$$

$$V = (V_1 V_2) \text{ dan } \Sigma_1 = \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_r \end{pmatrix}.$$

Jadi  $\Sigma_1$  adalah matriks diagonal  $r \times r$  yang entri-entri diagonalnya adalah nilai-nilai singular tak nol, yakni  $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ . Misalkan  $\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$  adalah matriks yang berukuran  $m \times n$ .

Vektor-vektor kolom dari  $V_2$  adalah vektor-vektor eigen dari  $A^T A$  milik  $\lambda = 0$ ,

$$A^T A v_j = 0 v_j; \quad j = r + 1, r + 2, \dots, n.$$

Karena  $0 v_j = 0$ ;  $j = r + 1, r + 2, \dots, n$ , sehingga

$$A^T A v_j = 0; \quad j = r + 1, r + 2, \dots, n.$$

Akibatnya, vektor-vektor kolom dari  $V_2$  membentuk basis ortonormal untuk  $N(A)^{[7]}$ . Dengan demikian,  $A V_2 = 0$ .

Karena  $V$  adalah matriks ortogonal, maka

$$I = V V^T = V_1 V_1^T + V_2 V_2^T$$

$$A = A I = A V_1 V_1^T + A V_2 V_2^T = A V_1 V_1^T$$

Matriks-matriks  $V$  dan  $\Sigma$  sudah diperlihatkan berhasil dibentuk. Untuk menyesuaikan suatu matriks ortogonal  $U$  berordo  $m \times m$ :

$$A = U \Sigma V^T,$$

$$A = U \Sigma; \text{ karena } V^T \text{ merupakan matriks ortogonal}$$

Dengan membandingkan  $r$  kolom-kolom pertama dari setiap ruas, maka

$$A v_j = \sigma_j u_j; \quad j = 1, 2, \dots, r.$$

Jadi

$$u_j = \frac{1}{\sigma_j} A v_j; \quad j = 1, 2, \dots, r,$$

dan

$$U_1 = (u_1, \dots, u_r)$$

Maka akan diperoleh

$$A V_1 = U_1 \Sigma_1.$$

Vektor-vektor kolom dari  $U_1$  akan membentuk suatu himpunan ortonormal karena

$$u_i^T u_j = \left( \frac{1}{\sigma_i} v_i^T A^T \right) \left( \frac{1}{\sigma_j} A v_j \right) = \frac{1}{\sigma_i \sigma_j} v_i^T (A^T A v_j) = \frac{\sigma_j}{\sigma_j} v_i^T v_j =$$

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{jika } i \neq j \\ 1 & \text{jika } i = j \end{cases} \quad \text{untuk } 1 \leq i \leq r \text{ dan } 1 \leq j \leq r. \}$$

Berdasarkan pembahasan diatas maka setiap  $u_j, 1 \leq j \leq r$  akan berada didalam ruang kolom dari  $A$ . Akan tetapi dimensi dari ruang kolom tersebut adalah  $r$  dan  $u_1, u_2, \dots, u_r$  bebas linier, sehingga  $u_1, u_2, \dots, u_r$  membentuk basis ortonormal untuk  $R(A)$  [6]. Akibatnya  $R(A^T) = N(A)^\perp$  mempunyai dimensi  $r$  [6][7]. Misalkan  $\{u_{r+1}, u_{r+2}, \dots, u_s\}$  adalah basis ortonormal untuk  $N(A^T)$ , akibatnya  $r + (s - r) = m$  [6][7] yang segera mengimplikasikan  $s = m$ . Akan tetapi  $\{u_{r+1}, u_{r+2}, \dots, u_m\}$  memang merupakan basis ortonormal untuk  $N(A^T)$  [6]. Kemudian tetapkan  $U_2 = (u_{r+1}, u_{r+2}, \dots, u_m)$

$$U = (U_1 \ U_2)$$

Maka  $u_1, \dots, u_m$  akan membentuk basis ortonormal untuk  $R^m$  [6].

Oleh sebab itu  $U$  adalah matriks ortogonal. Selanjutnya akan diperlihatkan bahwa sebenarnya  $U\Sigma V^T$  adalah  $A$ :

$$U\Sigma V^T = (U_1 \ U_2) \begin{pmatrix} \Sigma_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_1^T \\ V_2^T \end{pmatrix} = U_1 \Sigma_1 V_1^T = AV_1 V_1^T = A.$$

Sifat-sifat SVD [6][8]:

Misalkan  $A$  adalah matriks berukuran  $m \times n$  dengan dekomposisi nilai singular  $U\Sigma V^T$ , maka

- Karena  $A^T A = V S^T S V^T$ , maka  $V$  mendiagonalisasi  $A^T A$  sehingga vektor-vektor  $v_j$  menjadi vektor-vektor eigen  $A^T A$ . [6]
- Karena  $AA^T = U \Sigma \Sigma^T U^T$ , maka  $U$  mendiagonalisasi  $AA^T$  sehingga vektor-vektor  $u_j$  menjadi vektor-vektor eigen  $AA^T$ . [6]
- $rank(A) = r$ , maka
- $v_1, \dots, v_r$  membentuk basis ortonormal untuk  $R(A^T)$ . [6] karena  $R(A^T) = R(A^T A)$ . [7]
- $v_{r+1}, \dots, v_n$  membentuk basis ortonormal untuk  $N(A)$ . [7]
- $u_1, \dots, u_r$  membentuk basis ortonormal untuk  $R(A)$ . [6]
- $u_{r+1}, \dots, u_m$  membentuk basis ortonormal untuk  $N(A^T)$ . [6][7]
- $Rank(A)$  sama dengan banyaknya nilai singular tak-nolnya. [7]

Algoritma SVD yang dipergunakan untuk pengenalan wajah [8]:

Pembentukan basis dan toleransi error

1. Misalkan sebuah gambar berkorespondensi dengan matriks berukuran  $m \times n$  (lihat sub-bab 2.1 untuk lebih jelasnya). Misalkan  $M = m \times n$  dan  $f_i \forall i$  merupakan sebuah vektor berukuran  $M \times 1$ . Misalkan terdapat  $N$  banyaknya gambar wajah yang akan dijadikan database. Bentuk suatu matriks pelatihan  $S = [f_1, f_2, \dots, f_N]$
2. Hitung rata-rata gambar wajah  $S, \bar{f} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i$
3. Hitung suatu vektor selisih  $a_i = f_i - \bar{f}; i = 1, 2, \dots, N$
4. Bentuk suatu matriks  $A = [a_1, a_2, \dots, a_N]$
5. Hitung SVD dari  $A$ , yakni

$$A = U\Sigma V^T; \text{ lihat teorema SVD}$$

6. Hitung proyeksi skalar (vektor selisih onto basis wajah), yakni  

$$x_i = [u_1, u_2, \dots, u_r]^T a_i$$
; lihat penjelasan dibawah
7. Tetapkan  $\varepsilon_{f_0}$  sebagai toleransi ruang wajah maksimum yang diperbolehkan dan  $\varepsilon_0$  sebagai toleransi maksimum wajah yang masuk kedalam database yang diperbolehkan.

#### Pencocokan

8. Masukkan beberapa gambar yang ingin diteliti (misalkan p buah gambar), ubah gambar ini kedalam bentuk sebuah matriks berukuran  $m \times n$ , kemudian ubah bentuk matriks ini menjadi sebuah matriks  $g$  yang berukuran  $(M \times p)$  sebagaimana langkah pertama diatas. Dimana  $M = m \times n$ .
9. Hitung proyeksi skalar vektor selisih gambar input onto basis wajah  

$$y_i = [u_1, u_2, \dots, u_r]^T (g_i - \bar{f})$$
; lihat penjelasan dibawah  
 untuk  $i = 1, 2, \dots, p$
10. Hitung proyeksi vektor dari vektor selisih gambar input onto ruang wajah, yakni  

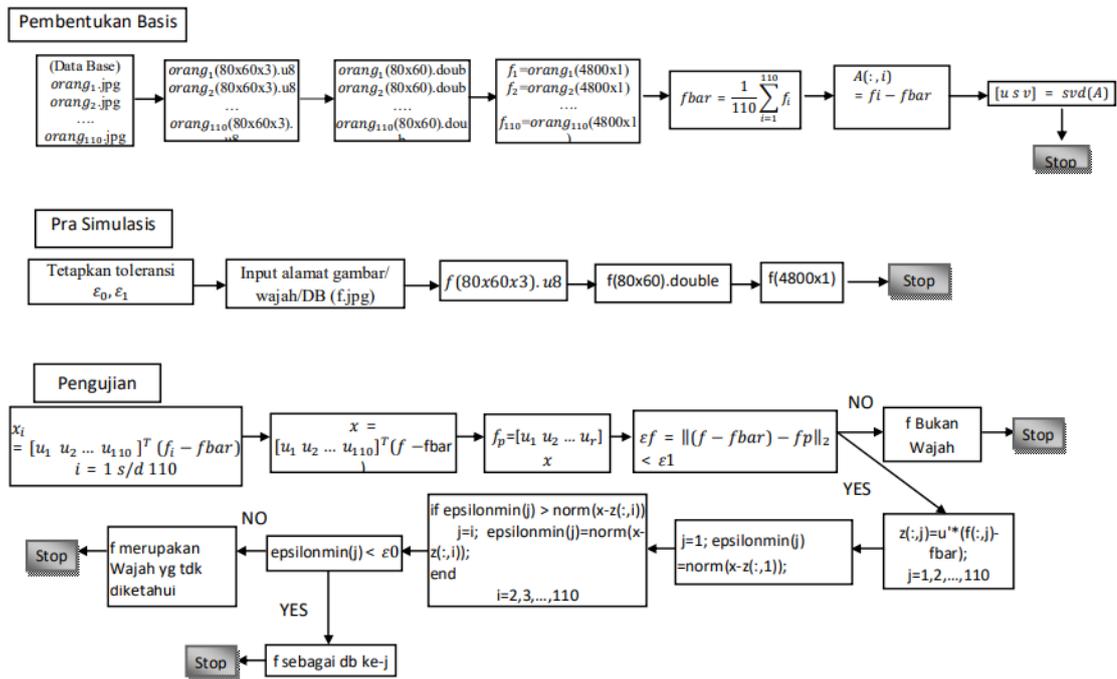
$$f_{pi} = [u_1, u_2, \dots, u_r] y_i$$
; lihat penjelasan di bawah  

$$\forall y_i \in R^r \text{ dan } i = 1, 2, \dots, p$$
11. Jarak dari  $g_i$  ke ruang wajah (ruang wajah relative terhadap database wajah dalam langkah pertama) adalah jarak di antara  $(g_i - \bar{f})$  dan proyeksi  $f_{pi}$ , yakni  

$$\varepsilon_{fi} = \|(g_i - \bar{f}) - f_{pi}\|_2$$

$$= \left[ \left( (g_i - \bar{f}) - f_{pi} \right)^T (g_i - \bar{f}) - f_{pi} \right]^{\frac{1}{2}}$$
 Untuk  $i = 1, 2, \dots, p$
12. Jika  $\varepsilon_{fi} > \varepsilon_{f_0}$  ( $\varepsilon_{f_0}$  sebagaimana yang ditetapkan pada langkah ke-7 di atas), maka  $g_i$  bukan wajah. Stop program. Tetapi jika  $\varepsilon_{fi} \leq \varepsilon_{f_0}$  maka  $f$  merupakan wajah, lanjut ke langkah 13
13. Hitung  $\varepsilon_{ij} = \|y_j - x_i\|_2 = \left[ \left( (y_j - x_i) \right)^T (y_j - x_i) \right]^{\frac{1}{2}}$  untuk  $i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, p$
14. Cari  $\varepsilon_{ij}$  yang minimum ( $\min(\varepsilon_{ij})$ ) untuk  $i = 1, 2, \dots, N$
15. Jika ( $\min(\varepsilon_{ij})$ )  $> \varepsilon_0$  ( $\varepsilon_0$  sebagaimana yang ditetapkan pada langkah ke-7 di atas) untuk  $i = 1, 2, \dots, N$  maka  $g_j$  merupakan wajah yang tidak diketahui (wajah yang tidak berada didalam database). Tetapi jika ( $\min(\varepsilon_{ij})$ )  $\leq \varepsilon_0$  maka  $g_j$  merupakan wajah yang berada di dalam database, sekaligus pula  $f$  merupakan wajah yang sama dengan database ke- $i$ .

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN



Dimana orang1, orang2, ... , orang110 dalam flow chart diatas merupakan gambar wajah manusia yang berada didalam database (db), f sembarang gambar yang ingin diuji. yang keseluruhannya file berformat JPG. Adapun sampel filenya sebagai berikut:

Sampel wajah manusia yang berada didalam db<sup>[3]</sup>: Sampel wajah manusia yang tidak berada didalam db<sup>[3]</sup>:



Sampel gambar bukan wajah manusia<sup>[9]</sup>:



#### 4. KESIMPULAN

Program untuk pengenalan wajah manusia relatif didalam database terhadap intensitas pencahayaan yang berbeda-beda dengan menggunakan metode SVD dapat dipercaya dengan rincian sebagai berikut:

- suatu gambar merupakan wajah atau bukan, hingga 94.7231 % dalam kurun waktu selama 35.2020 detik dengan banyaknya gambar: 900.
- Suatu gambar wajah termasuk didalam database atau bukan hanya sebesar 68.4616% dalam kurun waktu 7.5480 detik, dengan banyaknya wajah: 650.
- Suatu gambar wajah yang berada didalam database merupakan orang ke-i hingga 90.7692%, dalam kurun waktu 3.7340 detik dan banyaknya wajah yg berada didalam DB sebanyak 325.

#### REFERENSI

- [1]. Hjelmas, Erik and Boon Kee Low, "Face detection: A Survey," Computer Vision and Image Understanding, vol. 83, pp.236-274,2001.
- [2]. Hestinationsih, Idhawati. " PENGOLAHAN CITRA." <http://images.moedy9.multiply.multiplycontent.com/attachment/0/SmuuNwoKCBkAAHPHjZk1/Pengolahan%20Citra.pdf?nmid=115281461> (diakses tanggal 9 Juni 2012)
- [3]. Georghiadess, Athinodoros., Peter Belhumeur , dan David Kriegman's "the Extended Yale Face Database B ." <http://vision.ucsd.edu/~leekc/ExtYaleDatabase/download.html> (diakses tanggal 20 Maret 2012)
- [4]. <http://kunankilank.wordpress.com/2011/03/14/model-warna/> (diakses tanggal 21 Oktober 2012)
- [5]. [http://en.wikipedia.org/wiki/RGB\\_color\\_space](http://en.wikipedia.org/wiki/RGB_color_space)(diakses tanggal 21 Oktober 2012)
- [6]. Leon, Steven J. Aljabar Linear dan Aplikasinya.Jakarta: Penerbit Erlangga,2001.
- [7]. Abadir, Karim M., dan Jan R. Magus. Matrix Algebra.New York: Cambridge University.2005.
- [8]. Cao, Lijie. Singular Value Decomposition Applied to Digital Image Processing.Mesa: Division of Computing Studies Arizona State University Polytechnic Campus.
- [9]. <http://www.google.co.id/search?hl=id&gbv=2&biw=1024&bih=501&tbn=isch&sa=1&q=monkey+face,pohon &btnG=> (diakses tanggal 13 Juni 2012)