PEMAMPATAN CITRA DIGITAL DENGAN METODE DEKOMPOSISI NILAI SINGULAR

Adhe Septian Khigansih, Mulyono, dan Med Irzal
Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Negeri Jakarta
Jl. Pemuda 10, Rawamangun, Jakarta Timur 13220, Indonesia
adheseptiankhigansih@yahoo.com

Abstrak Dalam penelitian ini membahas bagaimana memampatkan citra digital dengan metode dekomposisi nilai singular. Citra secara matematis adalah fungsi dari intensitas cahaya, citra dibedakan menjadi citra kontinyu dan citra diskrit. Citra diskrit adalah citra kontiyu yang telah melalui proses digitalisasi, dan lebih dikenal dengan citra digital. Citra digital yang telah direpresentasikan sebagai matriks citra, selanjutkan akan dicari matriks kovarian dari matriks citra. Nilai eigen dan vektor eigen dari matriks kovarian dapat diperoleh dengan menggunakan Dekomposisi Nilai Singular (SVD) untuk kemudian digunakan dalam Transformasi Karhunen-Loeve (KLT) guna mencari komponen-komponen utama dari matriks citra. Pemampatan citra digital dengan metode ini dilakukan dengan cara mereduksi dimensi dari komponen-komponen utama dari matriks citra.

Kata kunci : citra digital, pemampatan citra, vektor eigen, nilai eigen, SVD, KLT, komponen utama.

1 Pendahuluan

Perkembangan teknologi yang sangat pesat terutama dalam teknologi multimedia menyebabkan penyampaian informasi yang awalnya hanya berupa tulisan dan kata, kini meluas dengan media gambar atau citra, video, dan juga suara. Citra atau gambar, adalah salah satu bentuk informasi yang banyak tersedia di internet. Berkas citra tidak hanya digunakan untuk informasi visual seperti foto atau lukisan, tetapi juga digunakan sebagai landasan untuk tampilan antarmuka grafis di internet yang semakin lama semakin canggih.

Tidak hanya dalam penyampaian informasi tetapi dengan berkembangnya teknologi pun dapat melakukan pengolahan media, salah satunya pengolahan citra. Pengolahan citra dapat dimanfaatkan dalam berbagai bidang, diantaranya dalam dunia kedokteran, teknologi komunikasi, fotografi dan perfilman. Makin berkembangnya teknologi perangkat keras komputer memungkinkan ditampilkannya citra beresolusi tinggi dan bernuansa jutaan warna. Citra-citra ini memiliki ukuran berkas citra yang terlalu besar.

Ukuran berkas citra yang terlalu besar menimbulkan masalah pada dua aspek, yaitu pengiriman dan penyimpanan. Pada aspek pengiriman, ukuran citra yang terlalu besar menimbulkan masalah pada waktu dan kecepatan pengiriman informasi digital. Suatu citra berkualitas tinggi akan sulit dikirim melalui internet jika tidak dimampatkan. Pada aspek penyimpanan, ukuran citra yang terlalu besar menimbulkan masalah pada kapasitas penyimpanan informasi berbentuk citra dalam media penyimpanan, seperti *harddisk*, *floppydisk*, *compact disk*, dan lainnya. Hal ini semakin mengisyaratkan perlunya suatu metode pemampatan citra yang handal.

Suatu berkas citra atau gambar dapat direpresentasikan sebagai sebuah matriks, sehingga dapat ditransformasikan dan dioperasikan seperti matriks pada umumnya. Transformasi Karhunen-Loeve merupakan salah satu transformasi citra yang cukup sederhana berdasarkan nilai eigen dari suatu matriks citra. Untuk memperkecil ukuran berkas sebuah citra dapat digunakan metode pemampatan citra, Dekomposisi Nilai Singular merupakan salah satu metode yang dapat digunakan dalam proses pemampatan citra dengan menggunakan Transformasi Karhunen-Loeve sebagai transformasi citra untuk memperkecil ukuran berkas citra.

2 Landasan Teori

1. **Citra**

   Secara matematis, citra adalah fungsi 2 dimensi $f(x, y)$ yang menyatakan intensitas cahaya, di mana x dan y menyatakan titik koordinat dan nilai f pada titik (x, y) adalah terangnya *(brightness)* citra pada titik tersebut. Secara umum citra dapat dibedakan menjadi dua macam, yaitu citra kontinyu dan citra diskrit. Citra yang dapat diolah oleh komputer, yaitu citra yang telah didiskretkan menjadi **citra digital**.

   Citra digital dapat dianggap sebagai suatu matriks di mana indeks baris dan kolomnya melambangkan posisi suatu titik dalam citra, dan nilainya menyatakan intensitas cahaya pada titik tersebut. Satu unit dalam matriks citra digital ini disebut sebagai *picture element* atau *pixel.*

2. **Nilai Eigen dan Vektor Eigen**

   Misalkan $\mathbf{X}$ matriks berukuran $n \times n$ dan $\mathbf{e}$ vektor tak nol berukuran $n \times 1$. Skalar dari matriks $\mathbf{X}$ yang dinotasikan oleh λ disebut *nilai eigen* apabila memenuhi persamaan $\mathbf{Xe} = \lambda\mathbf{e}$. Vektor $\mathbf{e}$ disebut *vektor eigen.*

   Vektor eigen yang memenuhi persamaan $\mathbf{Xe} = \lambda\mathbf{e}$ dinamakan vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen λ yang telah diperoleh. Nilai eigen diperoleh dengan cara menyelesaikan persamaan

$$\begin{aligned} \mathbf{Xe} &= \lambda\mathbf{e} \\ \mathbf{Xe} - \lambda\mathbf{e} &= \mathbf{0} \\ (\mathbf{X} - \lambda\mathbf{I})\mathbf{e} &= \mathbf{0} \end{aligned} \tag{1}$$

   Persamaan (1) mempunyai solusi yang bukan merupakan vektor nol jika dan hanya jika determinan $\mathbf{X} - \lambda\mathbf{I}$ sama dengan nol ($|\mathbf{X} - \lambda\mathbf{I}| = 0$). Artinya untuk memperoleh solusi tidak nol, harus dicari nilai eigen λ sedemikian sehingga $|\mathbf{X}-\lambda\mathbf{I}| = 0$. Untuk menentukan vektor eigen yang bersesuaian dengan suatu nilai eigen, maka nilai eigen yang telah diperoleh disubstitusi ke persamaan (1).

3. **Matriks Kovariansi dan Matriks Korelasi**

   (a) **Matriks Kovariansi**

   Andaikan X adalah matriks data berukuran $m \times n$, sebagai berikut

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

Selanjutnya, didefinisikan matriks μ adalah matriks berukuran $m \times n$ dengan elemennya adalah matriks $\bar{\mathbf{x}}$ sebagai berikut

$$\begin{aligned} \mu &= \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{x}} & \bar{\mathbf{x}} & \cdots & \bar{\mathbf{x}} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \bar{x_1} & \bar{x_1} & \cdots & \bar{x_1} \\ \bar{x_2} & \bar{x_2} & \cdots & \bar{x_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{x_m} & \bar{x_m} & \cdots & \bar{x_m} \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{2}$$

Kurangi matriks $\mathbf{X}$ dengan matriks μ yang menghasilkan matriks $\mathbf{Q}$ berukuran $m \times n$ sebagai berikut.

$$\mathbf{Q} = \mathbf{X} - \mu \tag{3}$$

Matriks kovarian Σ dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan sebagai berikut

$$\begin{aligned} \Sigma &= \frac{1}{n-1}\mathbf{Q}\mathbf{Q}^T \\ &= \frac{1}{n-1} \begin{bmatrix} x_{11}-\bar{x_1} & x_{12}-\bar{x_1} & \cdots & x_{1n}-\bar{x_1} \\ x_{21}-\bar{x_2} & x_{22}-\bar{x_2} & \cdots & x_{2n}-\bar{x_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1}-\bar{x_m} & x_{m2}-\bar{x_m} & \cdots & x_{mn}-\bar{x_m} \end{bmatrix} \\ &\quad \begin{bmatrix} x_{11}-\bar{x_1} & x_{12}-\bar{x_1} & \cdots & x_{1n}-\bar{x_1} \\ x_{21}-\bar{x_2} & x_{22}-\bar{x_2} & \cdots & x_{2n}-\bar{x_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1}-\bar{x_m} & x_{m2}-\bar{x_m} & \cdots & x_{mn}-\bar{x_m} \end{bmatrix}^T \\ &= \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{im} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{1m} & s_{2m} & \cdots & s_{mm} \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{4}$$

dengan

$$s_{ik} = \frac{1}{n-1}\sum_{r=1}^{n}(x_{ir}-\bar{x_i})(x_{kr}-\bar{x_k})$$

(b) **Matriks Korelasi**

Matriks korelasi adalah matriks yang setiap elemennya merupakan nilai korelasi. Matriks korelasi umumnya dilambangkan dengan ρ, dapat diperoleh dengan cara menghitung matriks baku yang isinya adalah simpangan baku. Dengan asumsi, jika $i \neq k$ dihasilkan $cov(i,k) = 0$, sehingga simpangan baku dapat ditulis ke dalam bentuk matriks baku sebagai berikut:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \sqrt{s_{11}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{s_{22}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{s_{mm}} \end{bmatrix}$$

Matriks korelasi ρ dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan sebagai berikut

$$\begin{aligned} \rho &= \mathbf{A}^{-1}\Sigma\mathbf{A}^{-1} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{1m} & r_{2m} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

dengan:

$$r_{ik} = \frac{1}{n-1}\sum_{r=1}^{n}\left(\frac{x_{ir}-\bar{x_i}}{\sqrt{s_{ii}}}\right)\left(\frac{x_{kr}-\bar{x_k}}{\sqrt{s_{kk}}}\right)$$

Untuk $i = k$ menghasilkan $r = 1$

$$\begin{aligned} r_{11} &= \frac{1}{n-1}\sum_{r=1}^{n}\left(\frac{x_{1r}-\bar{x_1}}{\sqrt{s_{11}}}\right)\left(\frac{x_{1r}-\bar{x_1}}{\sqrt{s_{11}}}\right) = \frac{s_{11}}{\sqrt{s_{11}}\sqrt{s_{11}}} = 1 \\ r_{mm} &= \frac{1}{n-1}\sum_{r=1}^{n}\left(\frac{x_{mr}-\bar{x_m}}{\sqrt{s_{mm}}}\right)\left(\frac{x_{mr}-\bar{x_m}}{\sqrt{s_{mm}}}\right) = \frac{s_{mm}}{\sqrt{s_{mm}}\sqrt{s_{mm}}} = 1 \end{aligned}$$

4. **Analisis Komponen Utama**

Analisis Komponen Utama atau yang lebih dikenal dengan *Principal Component Analysis (PCA)* bisa digunakan dalam bidang sosial yang umumnya mengamati banyak peubah. Hal ini digunakan untuk menghilangkan peubah yang tidak memberikan tambahan informasi setelah adanya perubahan yang lain.

Analisis komponen utama bertujuan untuk menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara menyusutkan dimensinya. Hal ini dilakukan dengan menghilangkan korelasi variabel melalui transformasi variabel asal ke variabel baru yang tidak berkorelasi.

Variabel baru ($\mathbf{Y}$) disebut sebagai komponen utama yang merupakan hasil transformasi dari variabel asal ($\mathbf{X}$) dengan persamaan sebagai berikut

$$\begin{array}{ccc} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} & = & \begin{bmatrix} e_{11} & e_{21} & \cdots & e_{m1} \\ e_{12} & e_{22} & \cdots & e_{m2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{1m} & e_{2m} & \cdots & e_{mm} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix} \\ \mathbf{Y} & = & \mathbf{E}^T & \mathbf{X} \end{array} \tag{5}$$

dengan:
$\mathbf{Y}$: Komponen utama dari hasil transformasi
$\mathbf{E}$: Matriks transformasi
$\mathbf{X}$: Variabel asal

5. **Transformasi Karhunen-Loeve (KLT)**

Transformasi Karhunen-Loeve atau yang lebih dikenal dengan *Karhunen-Loeve Transform (KLT)* merupakan teknik yang digunakan untuk mentransfer sejumlah besar data (yang berdimensi besar) ke suatu subruang yang berdimensi lebih kecil. Pereduksian dimensinya dilakukan dengan memilih vektor-vektor eigen yang merupakan komponen utama dari seluruh vektor eigen, dengan kata lain yaitu mereduksi dimensi dengan cara membuang vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen bernilai rendah (mendekati nol).

KLT dapat diperoleh dengan terlebih dahulu dibentuk matriks kovarian Σ menggunakan persamaan (4). Karena matriks Σ berukuran $m \times m$ (matriks persegi), maka dari Σ dapat diperoleh suatu vektor eigen yang ortonormal. Selanjutnya kita definisikan $\mathbf{E}$ sebagai matriks transformasi (berukuran $m \times m$) yang elemennya adalah vektor-vektor eigen dari matriks Σ.

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_1 & \mathbf{e}_2 & \cdots & \mathbf{e}_m \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \cdots & e_{1m} \\ e_{21} & e_{22} & \cdots & e_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{m1} & e_{m2} & \cdots & e_{mm} \end{bmatrix} \tag{6}$$

Transformasi Karhunen Loeve merupakan bagian dari Analisis Komponen Utama berdasarkan matriks kovariansi, akibatnya posisi-posisi vektor $\mathbf{e}_j$ sudah terurut, dengan $\mathbf{e}_1$ sebagai vektor eigen yang besesuaian dengan nilai eigen terbesar λ_1, dan $\mathbf{e}_m$ sebagai vektor eigen dengan nilai eigen terkecil λ_m. Persamaan Transformasi Karhunen-Loeve adalah sebagai berikut

$$\mathbf{Y} = \mathbf{E}^T(\mathbf{X} - \mu) \tag{7}$$

Matriks transformasi $\mathbf{W}$ (berukuran $m \times k$) dibentuk dari matriks $\mathbf{E}$ dengan memilih k buah vektor eigen $\mathbf{e}_j$ dengan nilai eigen terbesar, dimana $k < m$.

$$\begin{aligned} W &= \begin{bmatrix} \mathbf{e}_1 & \mathbf{e}_2 & \cdots & \mathbf{e}_k \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \cdots & e_{1k} \\ e_{21} & e_{22} & \cdots & e_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{m1} & e_{m2} & \cdots & e_{mk} \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{8}$$

Selanjutnya pada persamaan (7), ganti matriks transformasi $\mathbf{E}$ dengan matriks $\mathbf{W}$ menjadi

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}^T\mathbf{X} \tag{9}$$

maka akan diperoleh representasi dari matriks $\mathbf{X}$ yaitu matriks $\mathbf{Y}$ yang berukuran lebih kecil dari matriks $\mathbf{X}$, akibat dari pereduksian matriks $\mathbf{W}$.

6. **Dekomposisi Nilai Singular (SVD)**

Dekomposisi Nilai Singular atau yang lebih dikenal dengan *Singular Value Decomposition (SVD)* sangat berkaitan dengan nilai singular dalam matriks yang merupakan salah satu karakteristik matriks

Diketahui matriks $\mathbf{X}$ dengan rank $\mathbf{X} = r$. Diketahui juga nilai eigen dari matriks $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ adalah sebagai berikut:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_r \geq \lambda_{r+1} = \cdots = \lambda_n = 0 \tag{10}$$

Bilangan $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$, untuk setiap $1 \leq i \leq n$ disebut nilai singular dari matriks $\mathbf{X}$

Algoritma Dekomposisi Nilai Singular

(a) Dibentuk matriks $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ dan tentukan sejumlah r nilai singular tak nolnya. Misalkan $\{\sigma_1, \sigma_2, \ldots, \sigma_r\}$ merupakan nilai-nilai singular tak nol matriks $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ dengan $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \ldots \geq \sigma_r \geq \sigma_{r+1} = \ldots = \sigma_n = 0$.

(b) Dibentuk matriks diagonal $\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \sigma_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_n \end{bmatrix}$

(c) Dicari himpunan vektor eigen matriks $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$. Misalkan $\{v_1, v_2, \ldots, v_n\}$ merupakan vektor-vektor eigen matriks $\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ dengan v_i merupakan vektor eigen yang bersesuaian dengan λ_i.

(d) Dibentuk matriks ortogonal $\mathbf{V}$, dengan elemennya merupakan vektor-vektor kolom $\{v_1, v_2, \ldots, v_n\}$, sebagai berikut $\mathbf{V} = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & \cdots & v_n \end{bmatrix}$.

(e) Dibentuk himpunan vektor $\{u_1, u_2, \ldots, u_n\}$ dengan $u_i = \frac{1}{\sigma_i}\mathbf{X}v_i$ untuk setiap $1 \leq i \leq n$.

(f) Dibentuk matriks ortogonal $\mathbf{U}$, dengan elemennya merupakan vektor-vektor kolom $\{u_1, u_2, \ldots, u_n\}$, sebagai berikut $\mathbf{U} = \begin{bmatrix} u_1 & u_2 & \cdots & u_n \end{bmatrix}$.

3 Pembahasan

1. **Representasi SVD sebagai KLT**

Dari data matriks $\mathbf{X}$ berukuran $m \times n$, kita mendefinisikan matriks baru $\mathbf{Z}$ berukuran $n \times m$ sebagai berikut

$$\mathbf{Z} = \frac{1}{\sqrt{n-1}}(\mathbf{X} - \mu)^T$$

Dapat diketahui bahwa

$$\begin{aligned}
\mathbf{Z}^T\mathbf{Z} &= \left(\frac{1}{\sqrt{n-1}}(\mathbf{X} - \mu)^T\right)^T \left(\frac{1}{\sqrt{n-1}}(\mathbf{X} - \mu)^T\right) \\
&= \frac{1}{n-1}(\mathbf{X} - \mu)(\mathbf{X} - \mu)^T \\
&= \Sigma
\end{aligned}$$

Matriks $\mathbf{Z}^T\mathbf{Z}$ dan Σ merupakan matriks yang sama, maka hasil dari SVD matriks $\mathbf{Z}$ yaitu matriks $\mathbf{V}$ akan bernilai sama dengan matriks $\mathbf{E}$ dari matriks kovarian Σ

$$\mathbf{E} = \mathbf{V}$$

maka persamaan KLT dapat diperoleh dengan matriks $\mathbf{W}$ yang telah direduksi dari matriks $\mathbf{V}$.

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}^T(\mathbf{X} - \mu)$$

(a) **Transformasi Balikan Karhunen-Loeve**

Transformasi Balikan Karhunen-Loeve merupakan transformasi untuk mengembalikan hasil transformasi komponen utama yang telah direduksi, menjadi matriks citra yang berdimensi sama dengan matriks citra semula, untuk kembali direpresentasikan sebagai sebuah citra.

Transformasi balikan Karhunen-Loeve dengan dimensi komponen utama yang belum direduksi adalah

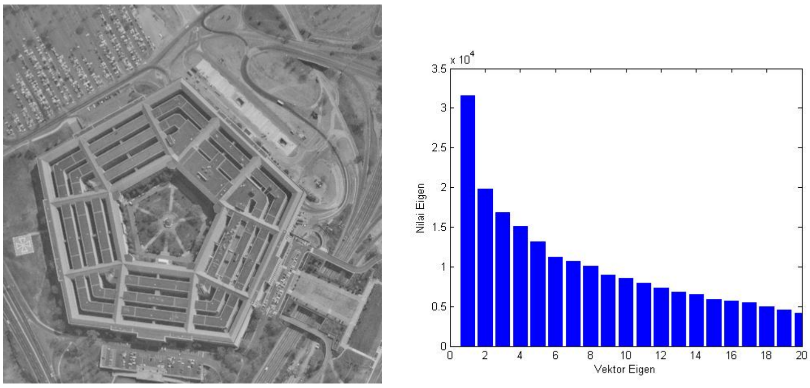
$$\mathbf{X} = \mathbf{V}\mathbf{Y} + \mu$$

sehingga transformasi balikan Karhunen-Loeve dengan matriks $\mathbf{V}$ yang telah direduksi menjadi matriks $\mathbf{W}$ adalah sebagai berikut

$$\mathbf{X} = \mathbf{W}\mathbf{Y} + \mu$$

2. **Studi Kasus Pemampatan Citra Digital**

Citra *Pentagon* akan digunakan sebagai contoh untuk proses pemampatan citra, citra *Pentagon* ini berukuran 512×512 *pixel* dengan ukuran berkas 258 *kilobyte*



Gambar 1: Citra *Pentagon* dan Nilai Eigennya

yang akan direpresentasikan menjadi matriks citra, sehingga dapat dilakukan transformasi citra. Nilai eigen dari matriks citra *Pentagon* ditunjukkan dalam diagram pada Gambar (1)

Nilai eigen terbesar akan bersesuaian dengan komponen utama pertama, hal serupa akan terjadi untuk komponen utama kedua yang akan bersesuaian dengan nilai eigen terbesar kedua, dan seterusnya. Proses pemampatan citra dengan metode Dokomposisi Nilai Singular dan menggunakan Transformasi Karhunen-Loeve akan memilih komponen-komponen utama yang terbesar dan bersesuaian dengan nilai-nilai eigen yang terbesar pula, atau dengan kata lain pemampatan citra dengan metode ini akan membuang komponen utama terkecil yang bersesuaian dengan nilai eigen rendah (mendekati nol).

Misal diambil 40 komponen utama dengan nilai eigen terbesar, maka matriks citra *Pentagon* sebagai matriks $\mathbf{X}$ akan direduksi dengan persamaan

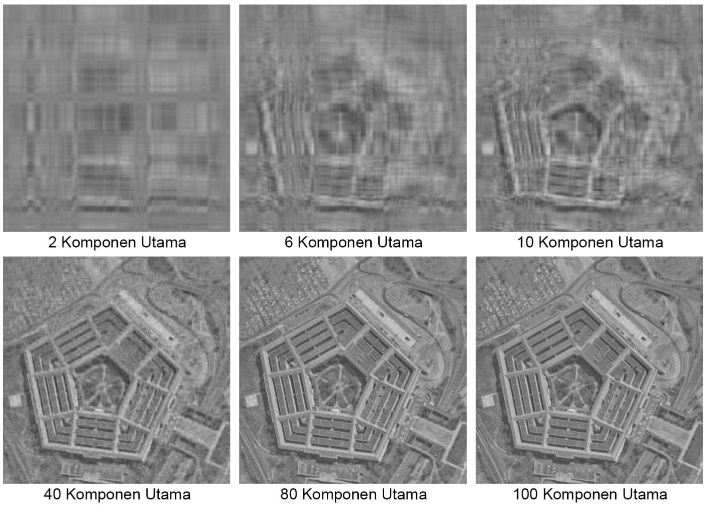
$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}^T(\mathbf{X} - \mu)$$

Hasil dari transformasi Karhunen-Loeve yang berupa reduksi dari komponen utama, kemudian dilakukan transformasi balikan Karhunen-Loeve untuk mengembalikan citra hasil transformasi menggunakan 40 komponen utama dengan nilai eigen terbesar, menjadi matriks citra dengan dimensi yang sama dengan matriks citra semula. Hasil transformasi balikan Karhunen-Loeve ditunjukkan pada Gambar (2) Setelah dilakukan pemampatan citra, hasil dari pemampatan citra *Pentagon* meng-

Gambar 2: Citra *Pentagon* dengan 40 Komponen Utama

gunakan 40 komponen utama dengan nilai eigen terbesar, ukuran berkas menjadi 22 *kilobyte*.

Pereduksian matriks W atau dengan kata lain pemilihan banyaknya komponen utama yang membentuk sebuah matriks citra menentukan kualitas gambar yang berbanding terbalik dengan besarnya pemampatan citra yang terjadi. Berikut ini contoh lain hasil pemampatan citra *Pentagon* yang ditunjukkan Gambar (**??**).



Gambar 3: Citra *Pentagon* dengan beragam Komponen Utama

Hasil pemampatan citra dengan berbagai komponen utama menghasilkan kualitas gambar yang berbeda, dengan ukuran berkas yang berbeda pula, ukuran berkas dari berbagai komponen utama disajikan dalam Tabel (1).

Tabel 1: Tabel Ukuran Berkas dari Citra *Pentagon*

Komponen Utama	Ukuran Berkas Komponen Utama
2	3 KB
6	5 KB
8	6 KB
10	7 KB
20	12 KB
40	22 KB
60	32 KB
80	42 KB
100	52 KB

4 Penutup

Pemampatan citra digital dengan metode dekomposisi nilai singular menggunakan konsep dari matriks kovarian, vektor eigen, dan nilai eigen. Metode ini menggunakan transformasi Karhunen-Loeve yang merupakan bagian dari Analisis Komponen Utama, dimana dalam proses pemampatan citra digunakan untuk mereduksi dimensi dari komponen utama sebuah citra. Persamaan dekomposisi nilai singular terhadap transformasi

Karhunen-Loeve adalah $\mathbf{Y} = \mathbf{V}^T(\mathbf{X} - \mu)$, dan persamaan untuk memampatkan sebuah citra digital menggunakan transformasi dari matriks yang telah direduksi, sehingga persamaan pemampatan citra adalah sebagai berikut

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}^T(\mathbf{X} - \mu)$$

Pustaka

[1] Andleigh, Prabhat K. and Thakhar, Kiran. 1995. *Multimedia System Design*. New Jersey: Prentice Hall, Inc.

[2] Anton, Howard. 1998. *Aljabar Linear Elementer Edisi Kelima*. Jakarta: Erlangga.

[3] Dony, R. D. 2001. *The Transform and Data Compression Handbook*. Boca Raton: CRC Press LLC.

[4] Munir, Rinaldi. 2004. *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Bandung: Informatika.

[5] Ranade, Abhiram. 2000. *A Variation on SVD Based Image Compression*. Mumbai: Indian Institute of Technology.

[6] Syamsuddin, Muhammad Rusdi. 2006. *Jarak Proyeksi Titik Uji ke Titik Ciri dalam Sistem Penentu Sudut Pandang Menggunakan Metode Nearest Feature Line*. Jakarta: Universitas Indonesia.