KONSTRUKSI DAN REKONSTRUKSI CITRA WAJAH 3D DALAM RUANG EIGEN GABUNGAN BERDIMENSI RENDAH

Benyamin Kusumoputro[1] dan Yudi Satria[2]

[1] Laboratorium Kecerdasan Komputasional, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Kampus Baru UI, Depok
Phone:+62-22-7863419, Fax:+62-22-7863415, email: kusumo@cs.ui.ac.id
[2] Fakultas Matematika dan Ilmu pengetahuan Alam, Universitas Indonesia, Kampus Baru UI, Depok
Phone:+62-21-7863439, Fax:+62-22-7863439 email: y-satria@makara.cso.ui.ac.id

vV

ABSTRAK

Penulis telah mengembangkan Sistem Pengenal Wajah 3 dimensi, yang pada prinsipnya dilakukan dengan mencocokkan sebuah citra masukan dengan sekumpulan citra wajah dalam galeri. Akan tetapi dengan meningkatnya jumlah objek wajah yang harus disimpan dalam galeri wajah 3D, maka peningkatan jumlah wajah ini memerlukan penggunaan kapasitas memori yang sangat tinggi. Dalam makalah ini, penulis akan menggunakan representasi ruang eigen untuk dapat menyimpan citra wajah 3D. Penggunaan representasi ruang eigen ini memungkinkan kita untuk menurunkan jumlah dimensi yang berkaitan dengan citra wajah dan hal ini mampu untuk menekan biaya komputasi secara signifikan. Penyimpanan citra wajah ini juga dapat dilakukan setahap demi setahap dengan menggabungkan citra objek wajah baru kedalam ruang eigen yang telah dibentuk berdasarkan sekumpulan citra wajah awal. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa citra wajah hasil rekonstruksi mempunyai tingkat kemiripan yang sangat tinggi bila dibandingkan dengan citra aslinya. Hasil perhitungan berdasarkan nilai galat antara kedua citra menunjukkan bahwa nilai galat tidak bergantung pada jumlah objek wajah pada ruang eigen awal.

Kata Kunci: *Eigenspace Analysis, Principal Component Analysis, Singular Value Decomposition*

Makalah diterima [27 Agustus 2002]. Revisi akhir [25 Oktober 2002].

1. PENDAHULUAN

Sistem pengenal wajah secara 3 dimensi merupakan sebuah sistem yang sangat penting belakangan ini, berkaitan dengan penggunaanya untuk bidang keamanan. Pengenalan wajah biasanya dilakukan dengan mencocokkan sebuah citra wajah dengan sekumpulan citra dalam sebuah galeri wajah. Dalam banyak penggunaannya sekarang ini, citra wajah yang biasanya dipergunakan dalam sistem penegnal wajah yang ada diambil dari arah frontal, atau semi frontal.

Persoalan menjadi rumit apabila kita harus mencocokkan sebuah citra wajah dalam sudut pandang tertentu dengan sebuah citra objek wajah yang ada dalam sebuah galeri wajah, masing-masing terdiri dari sekumpulan citra wajah berkaitan dengan seluruh posisi wajah yang mungkin. Penulis telah melakukan beberapa penelitian dalam mengembangkan Sistem Pengenal Wajah 3 dimensi ini [1],[2], akan tetapi kita selalu menghadapi persoalan apabila kita harus menyimpan seluruh citra yang ada dalam sistem tersebut. Dan hal ini dipersulit lagi dengan apabila kita harus menambah jumlah objek wajah yang memerlukan kapasitas memori yang sangat besar. Banyaknya kemungkinan penampakan wajah sebagai fungsi waktu dan posisi, juga akan mempersulit sistem untuk mampu menyimpan dan mengambil kembali seluruh atau sebagian citra, dalam proses pencocokannya.

Dalam makalah ini, penulis mengembangkan sebuah sistem penyimpan citra wajah 3 dimensi dengan mentransformasikan seluruh citra acuan terlebih dahulu kedalam ruang eigen. Transformasi ini biasanya dapat dilakukan dengan menggunakan Transformasi Karhunen Loeve, akan tetapi dalam makalah ini kita akan menggunakan cara yang sedikit berbeda. Untuk sebuah galeri citra acuan, seluruh citra yang ada ditransformasikan ke dalam ruang eigen dengan metode Dekomposisi Nilai Eigen (*Eigen Value Decomposition/* EVD), atau dapat juga menggunakan metode Dekomposisi Nilai Singular (*Singular Value Decomposition/* SVD). Kedua metode ini dapat dinyatakan sebagai metoda yang sangat baik, apabila kita akan memproses citra wajah secara *batch*, yaitu seluruh citra yang ada ditransformasikan kedalam ruang eigen dan tidak ditambahkan lagi citra wajah yang baru. Akan tetapi, kedua metoda ini mempunyai kelemahan, terutama yang berkaitan dengan beaya komputasinya, karena matriks transformasinya harus dibentuk oleh seluruh citra wajah yang ada dalam galeri wajah.

Apabila kita ingin memproses seluruh citra wajah yang ada dalam galeri dengan menggunakan metode *incremental*, maka kita dapat membentuk matrik transformasi yang bersifat *incremental* juga sesuai dengan penambahan jumlah citra wajah baru dalam galeri. Dengan metode ini citra wajah boleh ada sebagian saja ketika kita membentuk matriks transformasi awal, sehingga kita dapat menghemat tempat penyimpanan sekaligus memudahkan perhitungan komputasi untuk data yang besar. Kelebihan lainnya adalah bahwa metode ini harus digunakan jika data observasi tidak seluruhnya tersedia pada saat yang bersamaan.

Dalam penelitian terdahulu, ruang eigen untuk seluruh citra wajah dalam galeri, hanya dapat dibentuk dengan secara iteratif menambah satu persatu citra wajah baru. [3]-[7]. Kelemahan dari metoda penambahan satu persatu citra ini adalah bahwa nilai rerata (*mean*) dari sekumpulan citra sebelumnya akan berubah sehingga kita harus kembali menghitung matriks transformasi secara keseluruhan lagi. Apabila kita tidak memperbaharui matriks transformasi secara keseluruhan, maka metoda ini akan menghasilkan galat (*error*) yang akan meningkat dengan bertambahnya (*increment*) jumlah citra yang akan diproses.

Hall et.all [8] kemudian memperkenalkan sebuah metode yang dinamakan sebagai algoritma *merging and splitting* (penggabungan dan pemisahan) ruang eigen, yang mampu untuk membuat matriks transformasi dengan menambahkan tidak hanya satu citra saja kedalam himpunan citra wajah dalam galeri. Metoda untuk menghitung matriks transformasi menggunakan algoritma *merging and splitting eigenspace* akan sangat bermanfaat, karena kita tidak harus menghitung setiap matriks transformasi dari awal kembali, dan metoda ini menunjukkan kinerja yang efisiens dengan tingkat keakuratan yang lebih tinggi bila dibandingkan dengan metoda *batch* [5]. Makalah ini merupakan bagian dari riset berkelanjutan yang berkaitan dengan pengembangan metoda penyimpanan citra wajah 3 dimensi, yang sebagian hasil penelitiannya telah di presentasikan dalam [9].

2. PEMBENTUKAN RUANG EIGEN MENGGUNAKAN DEKOMPOSISI NILAI SINGULAR

Metode penggabungan dan pemisahan ruang eigen berbasis komputasi *incremental* yang dikembangkan dan dipergunakan dalam makalah ini berkesesuaian dengan [8]. Misalkan sebuah citra berukuran piksel *n x m* yang dapat direpresentasikan dalam vektor berdimensi *n.m*, yang pada umunya mempunyai dimensi yang sangat besar. Untuk dapat memproses data citra ini secara efisien tanpa mengurang tingkat keakuratan citra tersebut, maka data berdimensi (*n.m*) kemudian direpresentasikan dalam ruang eigen yang mempunyai dimensi lebih kecil. Ruang eigen ini dapat didefinisikan sebagai Ω, dengan $\bar{\mathbf{x}}$ adalah rerata dari seluruh vektor yang terlibat, $\mathbf{U}_{np}$ adalah himpunan dari vektor eigen, Λ_{pp} menyatakan nilai eigennya, sedangkan N adalah jumlah data yang ada, sehingga ruang eigen ini dapat dinyatakan sebagai: $\Omega = (\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{U}_{np}, \Lambda_{pp}, N)$.

Misalkan masing masing vektor *n.m* berupa vektor kolom $\mathbf{x}^i \in \Re^n$, maka eigen vektor dan nilai eigen dari sekumpulan vektor citra dalam galeri dapat dihitung berdasarkan algoritma sebagai berikut. Nilai rerata seluruh vektor citra dapat dituliskan dalam Pers. 1, sedangkan matriks kovariannya dapat dituliskan dalam Pers. 2 berikut ini.

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}\mathbf{x}^i \qquad (1)$$

$$\mathbf{C}_{nn} = \frac{1}{N}\sum(\mathbf{x}^i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}^i - \bar{\mathbf{x}})^T \qquad (2)$$

dengan $\mathbf{C}_{nn}$ adalah matriks riil dan simetris. Dekomposisi nilai eigen dari matriks kovarian ini dapat dinyatakan dalam Pers. 3 sebagai :

$$\mathbf{C}_{nn} = \mathbf{U}_{nn}\Lambda_{nn}\mathbf{U}_{nn}^T \qquad (3)$$

Dengan vektor eigen merupakan barisan kolom matriks $\mathbf{U}_{nn}$, sedangkan nilai eigennya adalah elemen diagonal dari matriks Λ_{nn}, yang sudah terurut berdasarkan nilai eigen terbesar menuju nilai eigen terkecil. Karena vektor eigen saling ortonormal, maka $\mathbf{U}_{nn}^T\mathbf{U}_{nn} = \mathbf{I}_{nn}$ merupakan matriks identitas berukuran (*n x n*). Vektor eigen ke-*i*, $\mathbf{U}_{nn}^i$ dan nilai eigen ke-*i*, Λ_{nn}^{ii} saling berhubungan.

Seperti telah dibahas dalam persoalan ruang eigen, maka kita akan mendapatkan sekumpulan nilai eigen yang sudah terurut mulai dari nilai eigen terbesar hingga nilai eigen terkecil. Keterurutan nilai eigen ini menunjukkan seberapa penting vektor eigen yang berkaitan dengannya untuk membentuk ruang eigen yang komplit. Kadang, karena nilai eigen yang cukup rendah dapat diabaikan saja sehingga kita dapat merepresentasikan ruang eigen dengan dimensi yang lebih rendah, akan tetapi hanya sedikit informasi yang hilang karenanya. Matriks transformasi terbatas ini menjadi sangat penting, apabila dimensi citra (n.m) jauh lebih besar daripada jumlah citra dalam galeri [10]. Misalkan jumlah eigen vektor yang dianggap penting adalah $p \le \min(n, N)$, maka hanya p dari n buah vektor eigen yang perlu dipertahankan, dan dengan mempertahankan p buah vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigennya maka Pers.3 dapat dirubah menjadi Pers. 4.

$$
\begin{aligned}
\mathbf{C}_{nn} &\simeq [\mathbf{U}_{np}\mathbf{U}_{nd}]\begin{bmatrix}\Lambda_{pp} & 0_{pd} \\ 0_{dp} & \Lambda_{dd}\end{bmatrix}[\mathbf{U}_{np}\mathbf{U}_{nd}]^T \\
&\approx \mathbf{U}_{np}\Lambda_{pp}\mathbf{U}_{np}^T
\end{aligned} \tag{4}
$$

Dengan $\mathbf{U}_{np}$ adalah vektor eigen dan Λ_{pp} nilai eigen yang telah direduksi jumlahnya, dengan *d= n–p.* Nilai galat dari matriks transformasi yang telah direduksi ini akan sangat kecil apabila $\Lambda_{dd} \approx 0_{dd}$, sehingga ruang eigen Ω, yang telah direduksi dapat dinyatakan dalam: $\Omega = (\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{U}_{np}, \Lambda_{pp}, N)$

Ruang eigen yang dibentuk dengan menggunakan seluruh informasi dari citra wajah dapat dibentuk dengan menggunakan matriks transformasi berukuran *(n x n)* dengan *n* adalah dimensi dari setiap citra wajah. Untuk dapat mempermudah perhitungan pembentukan matriks transformasi ini, maka kita dapat menggunakan matriks berukuran *(N x N)* dengan *N* adalah banyaknya jumlah citra wajah dalam galeri, yang pada umumnya akan jauh lebih kecil daripada *n.* Misalkan $\mathbf{Y}_{nN}$ adalah himpunan dari sekumpulan citra wajah, maka dengan menggeser rerata setiap citra (lihat *Pers.1*) dengan mengurangkannya dengan rerata dari keseluruhan citra yang ada, akan diperoleh: $\mathbf{Y}^i = \mathbf{x}^i - \bar{\mathbf{x}}$. Dekomposisi nilai singular dari matriks $\mathbf{Y}_{nN}$ adalah $\mathbf{Y}_{nN} = \mathbf{U}_{nn}\Sigma_{nN}\mathbf{V}_{NN}^T$, dengan $\mathbf{U}_{nn}$ adalah vektor *left singular*; Σ_{nN} adalah matriks dengan nilai singular pada diagonal utamanya, dengan $\Lambda_{nn} = \Sigma_{nN}\Sigma_{nN}^T/N$; dan $\mathbf{V}_{NN}$ adalah vektor *right singular*. $\mathbf{U}_{nn}$ dan $\mathbf{V}_{NN}$ keduanya adalah matriks ortonormal, sehingga dapat dinyatakan bahwa $\mathbf{Y}_{nN}^T\mathbf{Y}_{nN} = \mathbf{V}_{NN}\Sigma_{nN}^T\Sigma_{nN}\mathbf{V}_{NN}^T = \mathbf{V}_{NN}\mathbf{S}_{NN}\mathbf{V}_{NN}^T$; dan ini merupakan permasalahan eigen berukuran *(N x N).* $\mathbf{S}_{NN}/N$ sama dengan Λ_{nn} kecuali untuk beberapa nilai eigen dari matriks Λ_{nn} yang mendekati nol. Jika nilai singular yang kecil ini kemudian diabaikan, seperti juga dengan vektor singular yang bersesuaian, maka vektor eigen yang tersisa adalah $\mathbf{U}_{np} = \mathbf{Y}_{nN}\mathbf{V}_{Np}\Sigma_{p}^{-1}$.

3. PEMBENTUKAN RUANG EIGEN BERBASIS PENGGABUNGAN RUANG EIGEN

Seperti telah dinyatakan dalam pembahasan sebelumnya, misalkan kita mempunyai sekumpulan citra wajah dalam sebuah galeri, yang karena kepentingannya hendak digabungkan dengan sekumpulan citra wajah baru untuk disimpan dalam sebuah galeri wajah yang sama. Dalam metodologi pembentukan ruang eigen secara *batch,* maka kita harus mengulang proses pencaharian matriks transformasi untuk seluruh data citra wajah dalam galeri baru tersebut, sehingga hal ini akan memakan beaya komputasi yang sangat tinggi. Dalam bagian ini kita akan membahas metoda penggabungan ruang eigen yang dibentuk secara terpisah dari sekumpulan citra wajah yang berbeda. Misalkan $\mathbf{X}_{nN}$ dan $\mathbf{Y}_{nM}$ adalah dua buah himpunan citra wajah yang berbeda, dengan masing-masing ruang eigennya adalah $\Omega = (\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{U}_{np}, \Lambda_{pp}, N)$ dan $\Psi = (\bar{\mathbf{y}}, \mathbf{V}_{nq}, \Delta_{qq}, M)$. Apabila kita ingin menggabungkan kedua ruang eigen dengan matriks transformasi yang berbeda kedalam sebuah ruang eigen baru $\Phi = (\bar{\mathbf{z}}, \mathbf{W}_{ns}, \Pi_{ss}, K)$, dengan $\mathbf{Z}_{n(N+M)} = [\mathbf{X}_{nN}\mathbf{Y}_{nM}]$ adalah himpunan citra wajah gabungan. Dapat dilihat bahwa jumlah total citra wajah adalah $K = N + M$, dan nilai rerata dan matriks kovariansinya dapat ditunjukkan dalam Pers. 5 dan Pers. 6 dibawah ini.

$$
\bar{\mathbf{z}} = \frac{1}{K}(N\bar{\mathbf{x}} + M\bar{\mathbf{y}}) \tag{5}
$$

$$
\begin{aligned}
\mathbf{E}_{nn} &= \frac{1}{K}\left(\sum_{i=1}^{n}\mathbf{x}^i(\mathbf{x}^i)^T + \sum_{i=1}^{M}\mathbf{y}^i(\mathbf{y}^i)^T\right) - \mathbf{z}\mathbf{z}^T \\
&= \frac{N}{K}\mathbf{C}_{nn} + \frac{M}{K}\mathbf{D}_{nn} + \frac{NM}{K^2}(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{y}})(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{y}})^T
\end{aligned} \tag{6}
$$

dengan suku pertama dan suku kedua, $\mathbf{C}_{nn}$ dan $\mathbf{D}_{nn}$, merupakan matriks kovariansi dari $\mathbf{X}_{nN}$ and $\mathbf{Y}_{nM}$, dan suku ketiga merupakan bagian kontribusi dai perubahan rerata kedua matriks tersebut.

Berdasarkan perumusan pencaharian vektor eigen dan nilai eigen dari matriks kovariansi untuk membentuk ruang eigen baru, maka dapat dihitung *s* buah vektor eigen yang berkaitan dengan nilai eigen yang memenuhi Pers. 7, dengan jumlah vektor eigen *s* harus terbatas dalam daerah yang didefinisikan dalam Pers. 8.

$$
\mathbf{E}_{nn} = \mathbf{W}_{ns}\Pi_{ss}\mathbf{W}_{ns}^T \tag{7}
$$

$$
\max(p, q) \le s \le p + q + 1 \tag{8}
$$

Maka Pers. 6 dapat ditulis ulang sebagai :

$$
\begin{aligned}
\mathbf{E}_{nn} &= \frac{N}{K}\mathbf{C}_{nn} + \frac{M}{K}\mathbf{D}_{nn} + \frac{NM}{K^2}(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{y}})(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{y}})^T \\
&= [\mathbf{U}_{np}\mathbf{v}_{ns}]\,\mathbf{R}_{ss}\Pi_{ss}\mathbf{R}_{ss}^T\,[\mathbf{U}_{np}\mathbf{v}_{ns}]^T
\end{aligned} \tag{9}
$$

dengan

$$
\begin{aligned}
\mathbf{v}_{ns} &= \mathrm{Orthonormalize}([\mathbf{H}_{nq}\mathbf{h}]) \\
\mathbf{H}_{nq} &= \mathbf{V}_{nq} - \mathbf{U}_{np}\mathbf{U}_{np}^T\mathbf{V}_{nq} \\
\mathbf{h} &= (\bar{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{x}}) - \mathbf{U}_{np}\mathbf{U}_{np}^T(\bar{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{x}})
\end{aligned} \tag{10}
$$

Perhatikan kembali Pers. 9. Seperti halnya pada pembahasan reduksi dimensi pada ruang eigen, yaitu dengan mereduksi jumlah vektor eigen yang – berkesesuaian dengan nilai eigen yang kecil, maka Pers. 9 dapat ditulis ulang menjadi Pers. 11. Ini merupakan sebuah permasalahan ruang eigen gebungan baru dengan dimensi ruang eigen gabungan yang lebih kecil daripada dimensi ruang eigen gabungan sebelumnya.

$$\left[\mathbf{U}_{np}\mathbf{v}_{nt}\right]^T\left(\frac{N}{K}\mathbf{C}_m+\frac{M}{K}\mathbf{D}_m+\frac{NM}{K^2}(\bar{\mathbf{x}}-\bar{\mathbf{y}})(\bar{\mathbf{x}}-\bar{\mathbf{y}})^T\right)\left[\mathbf{U}_{np}\mathbf{v}_{nt}\right]$$

$$=\mathbf{R}_{ss}\mathbf{\Pi}_{ss}\mathbf{R}_{ss}^T \tag{11}$$

Akan tetapi, karena baik $\mathbf{C}_m$ dan $\mathbf{D}_m$ tidak dapat diketahui, maka Pers. (11) harus dirubah dengan menggunakan beberapa persamaan yang telah didefinisikan sebelumnya (lihat Pers. 4) sehingga menjadi Pers. 12 [6]

$$\frac{N}{K}\begin{bmatrix}\mathbf{\Lambda}_{pp} & \mathbf{0}_{pt}\\ \mathbf{0}_{tp} & \mathbf{0}_{tt}\end{bmatrix}+$$
$$\frac{M}{K}\begin{bmatrix}\mathbf{G}_{pq}\mathbf{\Delta}_{qq}\mathbf{G}_{pq}^T & \mathbf{G}_{pq}\mathbf{\Delta}_{qq}\mathbf{\Gamma}_{tq}^T\\ \mathbf{\Gamma}_{tq}\mathbf{\Delta}_{qq}\mathbf{G}_{pq}^T & \mathbf{\Gamma}_{tq}\mathbf{\Delta}_{qq}\mathbf{\Gamma}_{tq}^T\end{bmatrix}+$$
$$\frac{NM}{K^2}\begin{bmatrix}\mathbf{g}_p\mathbf{g}_p^T & \mathbf{g}_p\boldsymbol{\gamma}_t^T\\ \boldsymbol{\gamma}_t\mathbf{g}_p^T & \boldsymbol{\gamma}_t\boldsymbol{\gamma}_t^T\end{bmatrix}(\bar{\mathbf{x}}-\bar{\mathbf{y}})(\bar{\mathbf{x}}-\bar{\mathbf{y}})^T=\mathbf{R}_{ss}\mathbf{\Pi}_{ss}\mathbf{R}_{ss}^T \tag{12}$$

dengan

$$\left[\mathbf{U}_{np}\mathbf{v}_{nt}\right]\mathbf{C}_m\left[\mathbf{U}_{np}\mathbf{v}_{nt}\right]^T\approx\begin{bmatrix}\mathbf{\Lambda}_{pp} & \mathbf{0}_{pt}\\ \mathbf{0}_{tp} & \mathbf{0}_{tt}\end{bmatrix}$$
$$\mathbf{G}_{pq}=\mathbf{U}_{np}^T\mathbf{V}_{nq}$$
$$\mathbf{\Gamma}_{tq}=\mathbf{v}_{nt}^T\mathbf{V}_{nq}$$
$$\mathbf{g}_p=\mathbf{U}_{np}^T(\bar{\mathbf{x}}-\bar{\mathbf{y}})$$
$$\boldsymbol{\gamma}_t=\mathbf{v}_{nt}^T(\bar{\mathbf{x}}-\bar{\mathbf{y}}) \tag{13}$$

Perhatikan bahwa setiap matriks pada ruas kanan dari Pers. (12) berukuran *s x s*, dengan $s = p + t \leq p + q + 1 \leq min\ (n, M + N)$

Ruang eigen baru ini, yang merupakan penggabungan dari sejumlah ruang eigen terdahulu, dapat kembali di pisahkan menggunakan perumusan yang terbalik dari proses penggabungannya. Pembahasan detil mengenai hal ini telah dilakukan dalam makalah terdahulu [9], sehingga tidak akan dibahas dalam makalah ini. Akan tetapi perlu dikemukakan disini bahwa setelah beberapa ruang eigen digabungkan menjadi satu, maka proses konstruksi dan rekonstruksi dilaksanakan dalam ruang eigen gabungan yang telah dikembangkan dengan menggunakan beberapa persamaan diatas.

Proses konstruksi dan rekonstruksi citra wajah dalam ruang eigen gabungan kemudian dilakukan sebagai berikut. Berdasarkan pembahasan mengenai penggabungan ruang eigen dari sekumpulan galeri wajah 3 dimensi yang berbeda, kita akan mendapatkan matriks transformasi gabungan, katakan dalam ruang eigen $\Omega = (\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{U}_{np}, \mathbf{\Lambda}_{pp}, N)$. Data spatial dari seluruh galeri gabungan kemudian ditranformasikan kedalam ruang eigen gabungan dengan menggunakan Pers. 14. Proses ini dinamakan konstruksi data dalam ruang eigen gabungan.

$$\mathbf{y}^i=\mathbf{U}_{np}^T(\mathbf{x}^i-\bar{\mathbf{x}}) \tag{13}$$

Sebaliknya rekonstruksi wajah dalam ruang spatial dari ruang eigen gabungan kemudian dapat dilakukan menggunakan Pers. 15 berikut ini.

$$\mathbf{x}^i=\mathbf{U}_{np}\mathbf{y}^i+\bar{\mathbf{x}} \tag{14}$$

4. EKSPERIMEN DAN ANALISIS

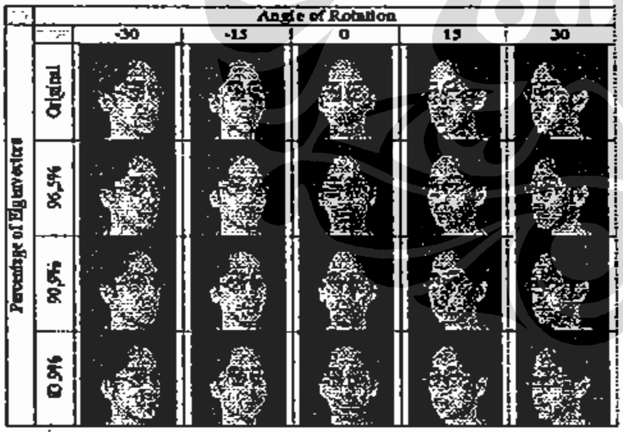
Eksperimen dalam makalah ini merujuk pada riset berkelamjutan yang sedang dilaksanakan di Laboratorium Kecerdasan Komputasional, Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indonesia. Basis data wajah 3 dimensi yang dipergunakan, merupakan sekumpulan citra wajah dari 11 orang mahasiswa, masing masing diambil dengan sudut pandang kamera yang berlainan. Jumlah sudut pandang yang dipergunakan terdiri dari 19 posisi dan merupakan fungsi posisi horisontal, sedangkan perubahan posisi dalam arah vertikal tidak ada (sudut elevasi *0^0*). Posisi horisontal termaksud diatas adalah -90^0, -75^0, -60^0, -45^0, -30^0, -15^0, 0^0, $+15^0$, $+30^0$, $+45^0$, $+60^0$, $+75^0$, $+90^0$. Total jumlah citra wajah yang dipergunakan adalah 143 dengan ukuran dimensi vektor spatialnya adalah 10,304 (piksel).

Waktu komputasi yang diperlukan selama proses penggabungan ruang eigen akan sangat berbeda dengan waktu yang diperlukan untuk pemisahan ruang eigen. Untuk dapat menggabungkan seluruh 143 citra wajah dalam eksperimen ini, kita selalu menambahkan setiap satu galeri wajah baru (dengan 13 posisi sudut pandang), secara berurutan sehingga total seluruh 11 objek wajah dapat digabungkan kedalam ruang eigen secara sequensial.

Total waktu yang dipergunakan untuk menggabungkan ruang eigen dapat dinyatakan sebagai *incremental time*, yaitu waktu yang dibutuhkan untuk menghitung satu ruang eigen baru dan kemudian di gabungkan dengan ruang eigen yang telah terbentuk sebelumnya. *Joint time* adalah waktu yang dibutuhkan untuk menghitung masing-masing model ruang eigen dan kemudian merging keduanya. Tidak ada perbedaan yang berarti antara kedua definisi waktu penggabungan diatas, dan kedua kurva mempunyai kemiringan linier sesuai dengan penambahan jumlah objek wajah yang ditambahkan [9]. Waktu rata-rata yang diperlukan untuk penambahan 1 galeri wajah baru kedalam ruang eigen gabungan adalah 13.5 detik.

Total waktu yang dibutuhkan untuk memisahkan setiap satu galeri wajah dari ruang eigen gabungan mempunyai nilai yang relatif konstan dengan rata-rata 1,93 detik. Pada prinsipnya, cara kerja proses pemisahan ini sama seperti pada proses penggabungannya, dengan selalu meisahkan secara bertahap setiap satu objek wajah dengan 13 posisi sudut pandangnya. Waktu pemisahan ruang eigen gabungan ini sangat kecil, berkisar sepertujuh waktu yang diperlukan untuk proses penggabungan ruang eigen. Waktu pemisahan ruang eigen yang rendah ini berkaitan dengan tidak diperlukan perhitungan basis ortonormal seperti dalam proses penggabungannya.

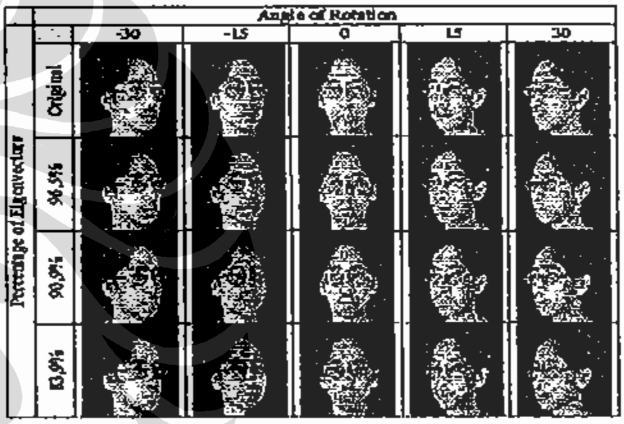
Visualisasi citra wajah hasil rekonstruksi dengan menggunakan transformasi matriks dalam ruang eigen gabungan, ditunjukkan pada Gb. 1, Gb. 2 dan Gb. 3. Untuk masing masing hasil visualisasi dalam gambar-gambar tersebut, baris pertama menunjukkan citra asli seperti dalam Gb. 1, sedangkan baris kedua menunjukkan hasil rekonstruksi dengan menggunakan 96.5% vektor eigen yang berkaitan dengan nilai eigen terbesar. Baris ketiga menunjukkan hasil rekonstruksi dengan menggunakan 90.9% vektor eigen yang berkaitan dengan nilai eigen terbesar, sedangkan baris keempat menunjukkan citra hasil rekonstruksi menggunakan 83.9% vektor eigen yang berkaitan dengan nilai eigen terbesar.



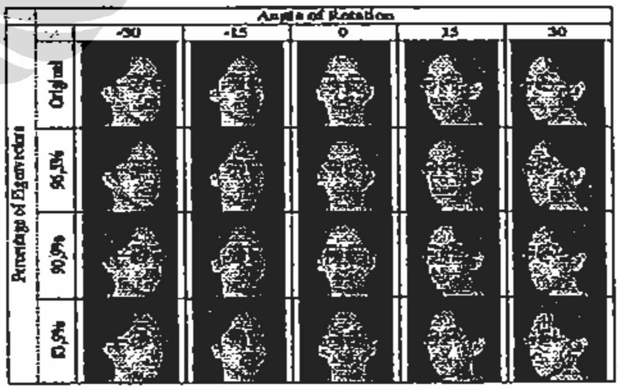
Gambar 1. Citra rekonstruksi dengan menggunakan persentase vektor eigen (baris) dan besar sudut pengamatan (kolom) Ruang eigen gabungan dibentuk oleh 1 citra objek wajah awal ditambah dengan 1 citra objek wajah lain.

Gambar 2 menunjukkan citra asli dan citra rekonstruksi ketika ruang eigen awal terbentuk berdasarkan hanya 1 objek wajah dengan 13 posisi sudut pandang, Gambar 3 menunjukkan citra asli dan citra rekonstruksi untuk ruang eigen awal sudah mencapai 6 orang dengan jumlah citra 78, sedangkan Gb. 4 menunjukkan citra asli dan citra rekonstruksi untuk ruang eigen awal telah mencapai 10 orang dengan jumlah citra sebesar 130. Terlihat disini bahwa hasil rekonstrksi ini telah menunjukkan bahwa sistim penggabungan ruang eigen telah mampu untuk memberikan hasil rekonstruksi yang sangat memuaskan.

Rekonstruksi wajah 3 dimensi dari ruang eigen gabungan telah menunjukkan bahwa hingga prosentase 83.9% nilai eigen yang dipergunakan masih menunjukkan hasil yang memuaskan. Dibawah ini, kita akan mengukur tingkat kesamaan antara citra wajah orisinal dengan citra wajah hasil rekonstruksi berdasarkan persamaan $\frac{\sum_{i=1}^{143}\left|\frac{(y_i - x_i)}{x_i}\right|}{143}$ dengan y adalah data citra hasil rekonstruksi sedangkan x adalah data citra asli. Hasil perhitungan ini secara jelas dapat dilihat dalam Tabel 1 dibawah ini.



Gambar 2. Citra rekonstruksi dengan menggunakan persentase vektor eigen (baris) dan besar sudut pengamatan (kolom). Ruang eigen gabungan dibentuk oleh 6 citra objek wajah awal ditambah dengan 1 citra objek wajah baru.



Gambar 3. Citra rekonstruksi dengan menggunakan persentase vektor eigen (baris) dan besar sudut pengamatan (kolom). Ruang eigen gabungan dibentuk oleh 9 citra objek wajah awal ditambah dengan 1 citra objek wajah lain.

Seperti tertera dalam tabel tersebut, terlihat dengan jelas bahwa nilai galat, yaitu perbedaan antara nilai citra asli dan nilai citra rekonstruksi sangat rendah sekali. Bahkan untuk citra hasil rekonstruksi dengan menggunakan 83.9% vektor eigen pun, nilai galat yang dihasilkan hanya berkisar 5.37 x 10^{-4}. Dapat dilihat dengan jelas pula bahwa nilai galat ini tidaklah berubah untuk seluruh percobaan yang menggunakan jumlah vektor eigen 83.9% dan 90.9%. Sedangkan untuk penggunaan 95.9% vektor eigen, maka nilai galat akan menjadi semakin kecil, berkisar 4.07 x 10^{-5}. Terlihat pula bahwa nilai galat ini thampir tidak berubah dengan berubahnya jumlah citra wajah yang telah disimpan terlebih dahulu. Hal ini menunjukkan bahwa citra hasil rekonstruksi merupakan citra yang sangat baik.

Tabel 1. Daftar Kesalahan Relatif Rata-rata data hasil rekonstruksi terhadap data asli

Gambar Awal = 13			Gambar Awal = 26		
95,9%	90,9%	83,9%	95,9%	90,9%	83,9%
4.0658E-05	3.7728E-04	5.3661E-04	4.0658E-05	3.7728E-04	5.3661E-04

Gambar Awal = 39			Gambar Awal = 52		
95,9%	90,9%	83,9%	95,9%	90,9%	83,9%
4.0658E-05	3.7728E-04	5.3661E-04	4.0658E-05	3.7728E-04	5.3661E-04

Gambar Awal = 65			Gambar Awal = 78		
95,9%	90,9%	83,9%	95,9%	90,9%	83,9%
4.0658E-05	3.7728E-04	5.3661E-04	4.0658E-05	3.7728E-04	5.3661E-04

Gambar Awal = 91			Gambar Awal = 104		
95,9%	90,9%	83,9%	95,9%	90,9%	83,9%
4.0658E-05	3.7728E-04	5.3661E-04	4.0658E-05	3.7728E-04	5.3661E-04

Gambar Awal = 117			Gambar Awal = 130		
95,9%	90,9%	83,9%	95,9%	90,9%	83,9%
4.0658E-05	3.7728E-04	5.3661E-04	4.0658E-05	3.7728E-04	5.3661E-04

5. KESIMPULAN

Dalam makalah ini, penulis telah menunjukkan suatu metodologi penggabungan dan pemisahan ruang eigen untuk menyimpan galeri wajah 3D. Hasil percobaan menunjukkan bahwa secara visual, citra wajah hasil rekonstruksi menunjukkan kemiripan yang sangat tinggi. Berdasarkan perhitungan berbasis galat antara kemiripan antar citra asli dan citra rekonstruksi, hasil eksperimen menunjukkan bahwa nilai galat antar kedua citra itu sangat rendah. Perhitungan nilai galat ini juga menunjukkan bahwa walaupun jumlah objek wajah yang disimpan dalam ruang eigen awal berbeda, nilai galat antar kedua citra yang dipergunakan tidaklah berbeda.

Untuk penggunaan data gambar 3D sebanyak 143 buah, hasil rekonstruksi citra yang dihasilkan menunjukkan kemiripan yang sangat tinggi, baik secara visual maupun dengan menggunakan perhitungan galat antara kedua citra tersebut.

REFERENSI

[1] B. Kusumoputro dan R. I. Ramadiani, Pengembangan Sistim Pengenal Objek 3 Dimensi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Lapis Tersembunyi Berbentuk Silinder, *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, Vol. 1. No. 1, 24-30, 2001

[2] B. Kusumoputro and A. Sulita, Genetics Algorithms in optimization of Cylindrical-Hidden Layer Neural Network for 3-D object Recognition System, *Neural Network World*, Vol 10, No. 4, 2000, 631-639

[3] J.R. Bunch, C.P. Nielsen, and D.C. Sorensen, "Rank-One Modification of Symetric Eigenproblem", Numerische Mathematik, vol. 31, pp. 31-48, 1978.

[4] J.R. Bunch, C.P. Nielsen, "Updating the Singular Value Decomposition", Numerische Mathematik, vol. 31, pp. 111-129, 1978

[5] S. Chandrasekaran, B.S. Manjunath, Y.F. Wang, J. Winkler, and H. Zhang, "An Eigenspace Update Algorithm for Image Analysis", Graphical Models and Image Processing, vol. 59, no. 5, pp. 321-332, Sept. 1997.

[6] R.D. DeGroat and R. Roberts, "Efficient, Numerically Stabilized Rank-One Eigenstructure Updating", IEEE Trans. Acoustic, Speech, and Signal Processing, vol. 38, no. 2, pp. 301-316, Feb. 1990.

[7] H. Murakami, and B.V.K.V. Kumar, "Efficient Calculation of Primary Images from a Set of Images", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 4, no. 5, pp. 511-515, Sept. 1982.

[8] P. Hall, D. Marshall, and R. Martin, "Merging and Splitting Eigenspace Models", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, no. 9, pp. 1042-1049, Sept. 2000.

[9] Y. Satria and B. Kusumoputro, "Development of 3D Face Databases using Merging and Splitting in its Eigenspace Representation", Proc. Of International Conf. On Opto-electronics and Laser Applications 2002, October 2002.

[10] G.H. Golub and C.F. Van Loan, "Matrix Computation", Johns Hopkins, 1989.