

KAJIAN PAPER PENGENALAN WAJAH DENGAN MENGGUNAKAN METODE *FACE-ARG*, *EIGENFACES* DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN *BACKPROPAGATION*

Endi Permata NRP 2210205012

**Mahasiswa S2 Jaringan Cerdas Multimedia Teknik Elektro
Institut Teknologi Sepuluh November Surabaya**

ABSTRAK

Pengenalan wajah menjadi alternatif dalam berbagai bidang yang membutuhkan identifikasi seseorang, wajah merupakan bagian dari identifikasi biometrik karena merupakan bagian langsung dari tubuh manusia yang tidak mudah untuk dicuri atau diduplikasi seperti halnya metode konvensional yang menggunakan password ataupun kartu. Proses pengenalan wajah dapat dilakukan dengan berbagai metode salah satunya Metode Face-ARG, di mana setiap image wajah yang masuk akan direpresentasikan dalam bentuk vektor graph yang nantinya akan disesuaikan dengan vektor graph dari satu image lain yang dengan melihat tingkat kesesuaiannya, setiap pencocokan yang dilakukan dengan Metode Face-ARG hanya dapat dilakukan untuk dua image, sehingga diperlukan waktu dan proses yang lama setiap suatu image diidentifikasi. Pengenalan wajah dapat juga dilakukan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan salah satunya adalah metode backpropagation dimana semua image yang telah dipolakan dalam bentuk tertentu akan diberikan sebagai pelatihan bagi JST, sehingga JST dapat mengenali pola yang diberikan. Proses awal yang diperlukan bagi JST memang cukup rumit dan lama terutama apabila data yang dilatih sangat banyak. Namun kelebihan dari JST pada saat setiap image ingin diidentifikasi oleh sistem, apabila data tersebut telah dilatih oleh JST maka tidak perlu dilakukan pencocokan seperti pada Face-ARG karena image tersebut telah dikenali oleh JST ada kemudian akan dilihat dalam basisdata, kecuali bagi image yang belum dilatih oleh JST. Arsitektur multi layer perceptron pada metode backpropagation memberikan hasil yang lebih akurat, karena semakin banyak lapisan yang memberikan pelatihan maka akan semakin baik hasil yang diberikan oleh JST. Pada tulisan ini akan dibahas salah satu teknik pengenalan wajah dengan algoritma eigen face. Eigen face digunakan untuk mereduksi vektor image menjadi vektor yang lebih sederhana yang dinamakan eigen vector.

Kata kunci: pengenalan wajah, Metode Face-ARG, Jaringan syaraf tiruan, Backpropagation, eigenfaces

1. PENDAHULUAN

Perkembangan dunia komputer sangat pesat seiring dengan semakin banyaknya ancaman terhadap keamanan sistem komputer. Penggunaan pengamanan konvensional seperti password ataupun kartu memang masih banyak digunakan namun tidak cukup handal karena password dan kartu dapat saja digunakan oleh pihak yang tidak berwenang.

Pemakaian identifikasi biometrik dapat dijadikan sebagai suatu alternatif untuk pengamanan sistem. Identifikasi biometrik didasarkan pada karakteristik alami manusia, yaitu karakteristik fisiologis dan karakteristik perilaku seperti wajah, sidikjari, suara, telapak tangan, iris dan retina mata, DNA, dan tandatangan. Identifikasi biometrik memiliki keunggulan dibanding dengan metode konvensional dalam hal tidak mudah dicuri atau digunakan oleh pengguna yang tidak

berwenang karena pengidentifikasian yang digunakan adalah hal-hal yang hanya dimiliki orang tersebut dan tidak mungkin sama dengan orang lain atau dimiliki oleh orang lain. Wajah sebagai salah satu yang dapat digunakan sebagai identifikasi seseorang, telah banyak digunakan sebagai pengenalan bagi seseorang sebagai contoh narapidana atau buron agar mudah dapat dilacak keberadaannya dalam bentuk berbagai rupa. Berbagai metode telah diperkenalkan oleh para peneliti dan ilmuwan mengenai cara untuk mengenali wajah dengan benar. Akan tetapi seiring dengan berjalannya waktu terdapat permasalahan mengenai penerapan metode pengenalan wajah yang tetap dapat mengenali suatu wajah, baik ketika dalam kondisi ekspresi wajah yang berbeda, tingkat cahaya yang berbeda, maupun ketika terdapat suatu penghalang yang menutupi sebagian wajah. Salah satunya adalah metode *Face-ARG* yaitu salah satu metode dalam pengenalan wajah yang cukup baik dalam mengenali suatu wajah dalam berbagai kondisi yang berbeda (Bo-Gun Park, et al. 2005; B.G. Park, et al.2003).

Didalam metode ini suatu gambar wajah akan ditransformasi menjadi struktur *Attributed Relational Graph* (ARG) yang terdiri dari himpunan node yang memiliki relasi binary didalamnya dengan melalui proses pencocokan gambar dari dua buah wajah dengan cara mentransformasikan suatu gambar wajah menjadi bentuk graph yang terdiri dari himpunan node dan edge yang saling berhubungan.

Proses dari metode ARG dan eigenfaces ini memiliki kelemahan tersendiri karena setiap image wajah yang masuk harus dilakukan pencocokan dengan semua wajah yang ada dalam basis data, semakin besar data yang disimpan dalam basis data maka waktu untuk proses pencocokan yang diperlukan akan semakin besar selain itu perbedaan ukuran image, berbagai variasi dan latar dari suatu image juga mempengaruhi proses tersebut. Metode yang dapat mengadopsi pengenalan wajah dengan lebih cepat adalah dengan menggunakan Jaringan syaraf tiruan (JST) dimana dalam JST pola dikenali melalui proses pembelajaran dari suatu image yang telah dipolakan kemudian diboboti untuk menghasilkan pola tertentu bagi masing-masing image. Dalam jst image tidak perlu disimpan dalam satu basis data tertentu tetapi cukup melihat bobot dari setiap pola image yang masuk, dimana pola-pola image ini sebelumnya telah diberikan sebagai pelatihan bagi JST. Salah satu metode JST yang dapat digunakan adalah back Propagation. Back propagation adalah salah satu algoritma dalam JST yang menggunakan multi layer, karena semakin banyak layer yang digunakan diharapkan jaringan akan menghasilkan hasil yang lebih akurat.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Metode Face-ARG

Bo-Gun Park et al., (2005), mengusulkan sebuah metode baru dalam proses pencocokan gambar dari dua buah wajah dengan tingkat keberhasilan lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya. Metode yang digunakan adalah *Attributed Relational Graph* (ARG) yang mentransformasikan suatu gambar wajah menjadi bentuk graph yang terdiri dari himpunan node dan edge yang saling berhubungan.

Teori dasar dari ARG sendiri dijelaskan pada paper B.G. Park, et al., (2003). Dalam paper tersebut dijelaskan bahwa setelah dua buah gambar diekstrak menjadi bentuk ARG maka sebelum dilakukan proses pencocokan terlebih dahulu dilakukan seleksi terhadap sub graph yang

akan dicocokkan agar diperoleh graph dengan prioritas terbaik. Kemudian dilakukan pendeteksian terhadap fitur-fitur yang harus dihilangkan agar diperoleh graph yang saling berkorespondensi.

Ekstraksi dari suatu model image menjadi bentuk ARG dilakukan dengan menggunakan *straight line segments* (Sang Ho Park, et al., 2000), dimana objek yang dihasilkan adalah sama walaupun dilakukan proses *RTS (Rotation, Translation, Scale)*.

2.2 Metode *Eigenfaces*

Mathew Turk dan Alex Pentland (1991) mengusulkan metode *eigenfaces*. Pendekatan yang penting mengenai metode ini adalah dengan meng-ekstraksi informasi yang terkandung pada citra *digital* wajah yang dengan demikian juga menangkap koleksi variasi dari citra *digital* wajah. Dengan tidak tergantung pada fitur wajah, dan menggunakan informasi yang telah didapat ini untuk meng-enkode-kan dan membandingkannya dengan masing-masing citra *digital* wajah.

Secara matematis, hal tersebut dapat dilakukan dengan menggunakan komponen utama (*principal components*) distribusi citra wajah *digital*, atau eigenvektor dari matriks kovarian pada suatu kelompok/*set* citra wajah *digital*. Dengan memperlakukan sebuah citra *digital* sebagai titik (atau vektor) dalam sebuah ruang dimensi yang sangat besar, dan kemudian eigenvektor diurutkan dari masing-masing citra *digital* wajah yang berbeda.

Eigenvektor-eigenvektor ini dapat dianalogikan sebagai suatu set fitur/*feature* yang secara bersama-sama mengkarakterisasikan variasi diantara citra *digital* wajah. Masing-masing citra *digital* wajah menambah atau mengurangi masing-masing eigenvektor, dengan demikian hal tersebut memungkinkan untuk menampilkan eigenvektor-eigenvektor ini sebagai sebuah gambar buram (berasal dari gabungan kelompok citra *digital* wajah), dan selanjutnya citra *digital* wajah ini disebut "*eigenfaces*".

Masing-masing citra wajah individu dapat direpresentasikan pada kombinasi linier *eigenfaces*. Masing-masing wajah juga dapat hanya menggunakan *eigenfaces* yang memiliki nilai terdekat dengan citra wajah *input*.

Namun dari pendekatan itu semua, tanpa menggunakan analisis komponen utama (*principal component analysis/PCA*) akan menjadi pendekatan yang sangat kompleks. Pada sebuah sistem komputerisasi, sebuah citra wajah, sama seperti citra lainnya, adalah sebuah matriks dengan ratusan piksel. Saat berurusan dengan banyak citra wajah, akan menjadi suatu komputasi yang sangat lama dan kompleks tanpa menerapkan PCA.

Eigenfaces merupakan salah satu metode yang bisa diklasifikasikan sebagai metode yang berdasarkan penampakan (*appearance-based method*) yaitu metode yang menggunakan semua daerah wajah sebagai masukan kasar ke sistem pengenalan. Tujuan algoritma pengenalan wajah yang berdasarkan penampakan adalah untuk menciptakan representasi wajah berdimensi rendah untuk kemudian dilakukan pengenalan. Sebaliknya, metode yang berdasarkan geometri wajah (*geometri feature-based method*) bekerja dengan membedakan wajah dengan membandingkan sifat-sifat dan hubungan antara bagian-bagian wajah seperti mata, mulut, hidung dan dagu.

Representasi wajah berdimensi rendah dalam metode eigenface didapat dengan menerapkan Analisis Komponen Utama atau *Principal Component Analysis* (PCA) ke perwakilan dari *database* wajah. Sistem bekerja dengan memproyeksikan citra wajah ke dalam *space* wajah yang meliputi variasi-variasi utama diantara wajah yang dikenal. Ciri-ciri utama ini disebut "*eigenfaces*" karena mereka adalah komponen-komponen utama dari sekumpulan wajah yang dimasukkan. Perlu mendapat perhatian bahwa ciri-ciri tersebut tidak terkait dengan bagian-bagian wajah seperti mata, hidung dan telinga namun merupakan titik-titik penting yang membuat variasi yang berarti (yang membuat wajah-wajah tersebut bisa dibedakan) diantara wajah-wajah dalam *database*. Citra wajah kemudian diklasifikasikan dalam *model* berdimensi rendah menggunakan *nearest-neighbor classifier*.

2.3 Jaringan saraf Tiruan

Pembangunan suatu sistem AI yang didasarkan pada pendekatan JST, secara umum akan meliputi langkah-langkah berikut ini (Bo-Gun Park, et al. 2005):

1. Memilih model JST yang sesuai didasarkan pada sifat dasar permasalahannya.
2. Membangun JST sesuai untuk karakteristik domain aplikasinya.
3. Melatih JST dengan prosedur pembelajaran dari model yang dipilih.

Menggunakan jaringan yang telah dilatih sebagai pembuatan inferensi atau pemecahan masalah. Jika hasilnya tidak memuaskan maka kembali ke langkah sebelumnya.

2.4 Metode Back Propagation

Metode Backpropagation (propagasi balik) merupakan metode pembelajaran lanjut yang dikembangkan dari aturan perceptron. Hal yang ditiru dari perceptron adalah tahapan dalam algoritma jaringan. Metode propagasi balik ini dikembangkan oleh Rumelhart, Hinton dan Williams pada sekitar tahun 1986 yang mengakibatkan peningkatan kembali minat terhadap jaringan syaraf tiruan. Metode ini terdiri dari dua tahap yaitu tahap *feedforward* yang diambil dari perceptron dan tahap *backpropagation error*.

Salah satu hal yang membedakan antara back propagation dengan perceptron adalah pada arsitektur jaringannya. Perceptron memiliki jaringan lapis tunggal sedangkan backpropagation memiliki lapisan lapis jamak, seperti pada gambar 1 yang merupakan jaringan neural lapis banyak (MLP) dengan satu lapis tersembunyi.

Lapisan masukan ditunjukkan dengan unit-unit X_i , sementara lapisan keluaran ditunjukkan dengan Y_k . Lapisan tersembunyi ditunjukkan dengan unit-unit Z_j . Bias untuk suatu unit Y_k diberikan oleh w_{0k} . Bias ini bertindak seolah sebagai bobot pada koneksi yang berasal dari satu unit yang keluarannya selalu 1. Unit-unit tersembunyi juga dapat memiliki bias. Aliran sinyal pada gambar dinyatakan dengan arah panah. Sedangkan pada fase propagasi balik sinyal dikirim pada arah berlawanan. Penentuan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi tergantung jumlah neuron pada lapisan masukan. Dan dilakukan dengan pendekatan $2\ln n$, dimana n merupakan jumlah neuron pada lapisan masukan.

Selanjutnya fungsi aktivasi pada metode back propagation ini tidak hanya menggunakan sebuah fungsi aktivasi, akan tetapi turunan dari fungsi

tersebut juga ikut digunakan. Back propagation dapat menggunakan fungsi aktivasi signoid biner maupun signoid bipolar beserta turunan fungsinya.

Pemilihan fungsi aktivasi tergantung kepada kebutuhan nilai keluaran jaringan yang diharapkan. Bila keluaran jaringan yang diharapkan ada yang bernilai negatif, maka sebaiknya menggunakan fungsi signoid bipolar, sebaliknya bila nilai keluaran jaringan yang diharapkan positif atau sama dengan nol, maka sebaiknya menggunakan fungsi signoid biner (Kusumadewi, Sri., 2003).

Berikut ini adalah langkah-langkah algoritma pembelajaran untuk backpropagation:

- 1) Inisialisasi bobot (ditentukan oleh bilangan acak yang kecil, antara 0 sampai dengan 1)
- 2) Selama kondisi berhenti tidak terpenuhi lakukan langkah 3 sampai dengan langkah 10
- 3) Untuk setiap pasangan vektor pelatihan, lakukan langkah 3 sampai langkah 8. Feedforward
- 4) Setiap neuron pada lapisan masukan (X_i , $i=1, 2, \dots, n$) menerima sinyal masukan x_i dan menjalankan sinyal tersebut ke semua neuron pada lapisan selanjutnya (dalam hal ini adalah lapisan tersembunyi).
- 5) Untuk setiap neuron dalam lapisan tersembunyi (Z_j , $j=1, 2, \dots, p$) jumlahkan bobotnya dengan sinyal masukannya masing-masing :

$$Z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_j$$

terapkan fungsi aktivasi untuk menghitung nilai sinyal keluaran

$$Z_j = f(Z_{in_j})$$

kemudian kirimkan sinyal ini ke semua neuron pada lapisan berikutnya (dalam hal ini adalah lapisan keluaran).

- 6) Untuk setiap neuron pada lapisan keluaran (Y_k , $k=1, 2, \dots, m$) jumlahkan bobotnya dengan sinyal masukannya masing-masing

$$Y_{in_k} = w_{0j} + \sum_{i=1}^p z_j w_k$$

terapkan fungsi aktivasi untuk menghitung nilai sinyal keluaran

$$Y_k = f(Y_{in_k})$$

Back propagation of error

- 7) Setiap neuron pada lapisan keluaran (Y_k , $k=1, 2, \dots, m$) menerima sebuah pola target yang berhubungan dengan pola masukan pelatihan kemudian hitung kesalahannya

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k})$$

hitung perubahan bobotnya (digunakan nanti untuk mengubah nilai w_{jk}).

$$\Delta w_{jk} = \alpha \cdot \delta_k \cdot z_k$$

hitung perubahan perubahan biasnya (digunakan nanti untuk mengubah nilai w_{0k})

$$\Delta w_{0k} = \alpha \cdot \delta_k$$

- 8) Untuk setiap neuron pada lapisan tersembunyi (Z_j , $j=1, 2, \dots, p$) jumlahkan nilai delta masukannya (dari neuron pada lapisan di atasnya).

$$\delta_{m_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}$$

Kalikan dengan turunan aktifasinya untuk menghitung kesalahan

$$\delta_j = \delta_{m_j} \cdot f'(z_{m_j})$$

Hitung perubahan bobotnya (digunakan nanti untuk mengubah nilai vij)

$$\Delta v_{ij} = \alpha \cdot \delta_j \cdot x_i$$

kemudian hitung perubahan biasnya (digunakan nanti untuk mengubah nilai v0j)

$$\Delta v_{0j} = \alpha \cdot \delta_j$$

update bobot dan bias

- 9) Untuk setiap neuron pada lapisan keluaran (Yk, k=1, 2, ...,m) ganti nilai bobot dan biasnya (j=0, 1, 2, ...,p)

$$w_{jk(\text{baru})} = w_{jk(\text{lama})} + \Delta w_{jk}$$

untuk setiap neuron pada lapisan tersembunyi (Zj, j=1, 2, ...,p) ganti nilai bobot dan biasnya (i=0, 1, 2, ...,n)

$$v_{ij(\text{baru})} = v_{ij(\text{lama})} + \Delta v_{ij}$$

- 10) Uji/periksa kondisi berhenti.

3. PEMBAHASAN

3.1 Pengenalan Wajah dengan Metode Face-ARG

Suatu wajah yang telah ditransformasikan ke dalam bentuk ARG akan memiliki himpunan node-node dan relasi binary di dalamnya. Wajah ARG dapat didefinisikan dalam bentuk:

$$\text{Face-ARG} : \mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{R}, \mathcal{F}),$$

Dimana $\mathcal{V} = \{v_1, \dots, v_N\}$ adalah himpunan node dari suatu graph, $\mathcal{R} = \{r_{ij} | v_i, v_j \in \mathcal{V}, i \neq j\}$ adalah himpunan relasi binary dari vektor-vektor yang terdapat dalam node. $\mathcal{F} = \{\mathcal{R}_i | i = 1, \dots, N\}$ himpunan dari relasi ruang vektor dari node. Relasi ruang vektor $\mathcal{R}_i = \{r_{ij} | j = 1, \dots, N, j \neq i\}$, for $i = 1, \dots, N$, merepresentasikan himpunan relasi vektor antara node v_i dengan node-node lain didalam \mathcal{V} . Dapat diasumsikan bahwa jika terdapat dua buah wajah yang sama maka relasi ruang vektor yang terdapat dalam bentuk ARG kedua wajah tersebut seharusnya juga sama, dengan membandingkan relasi ruang vektor dari dua gambar wajah maka akan dapat dievaluasi tingkat kesamaan dari kedua gambar tersebut.

Untuk mendeskripsikan objek secara invariant agar dapat melakukan proses RTS (Rotasi, Translasi, dan Scala) maka digunakan enam tipe ukuran yang berbeda.

$$r_{ij}(1) = \theta, r_{ij}(2) = \theta_c, r_{ij}(3) = \theta_m,$$

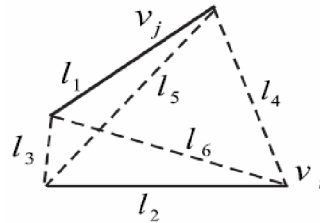
$$r_{ij}(4) = DR, r_{ij}(5) = m_{ij,x}, r_{ij}(6) = m_{ij,y},$$

Dimana $r_{ij}(1)$ adalah sudut antara dua segment garis v_i dan v_j . $r_{ij}(2)$ adalah complement dari sudut dari sudut terkecil didalam vector. $r_{ij}(3)$ adalah sudut antara titik tengah dari v_j terhadap v_i . $r_{ij}(4)$ adalah rasio dari jarak

yang dihitung dengan persamaan

$$DR = \frac{l_1 + l_2}{(l_3 + l_4 + l_5 + l_6)/4}$$

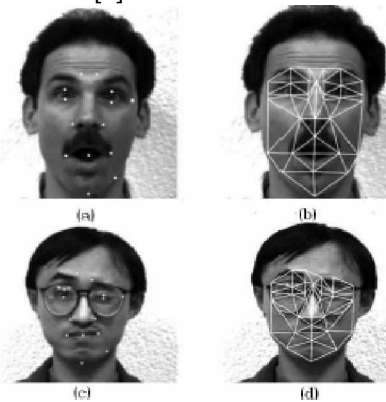
Dimana $l(i)$ untuk $i=1,2,\dots,6$ dijelaskan seperti gambar 1



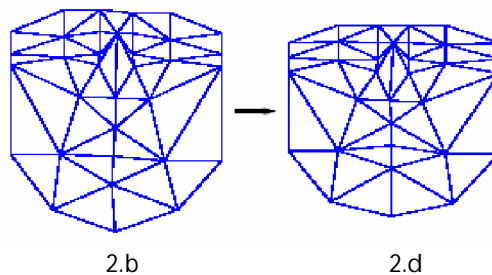
Gambar 1. Rasio jarak dari DR

r_{ij} (5) dan r_{ij} (6) adalah koordinat dari titik tengah vektor m_{ij} , yang merupakan vector dari dua titik tengah v_i dan v_j

Pola yang diberikan oleh Face-ARG berupa kordinat-kordinat yang diberikan pada wajah sehingga membentuk suatu graph yang nantinya akan dinyatakan dalam bentuk vektor baris. Sebagai contoh dapat dilihat pada gambar 2 [8].



Gambar 2. pasangan kordinat-kordinat pada image wajah



Gambar 3. Contoh Graph yang dihasilkan dari gambar 2

Dari graph yang dihasilkan akan diperoleh vektor jarak yang menyatakan hubungan antar node yang saling berkorespodensi dalam graph yang dihasilkan oleh masing-masing image. Sehingga dapat disimpulkan apabila suatu image masuk maka vektor graph yang dihasilkan juga harus sama dengan vektor yang dihasilkan oleh image yang sama yang disimpan dalam basis data, dengan cara membandingkan tingkat kesamaan antar graph yang dihasilkan oleh setiap image.

Tingkat kesamaan antara dua *face FACE-ARG*, g_i dan g_2 dengan pasangan node yang berkorespondensi sebanyak N dapat dihitung dengan persamaan

$$S(\mathcal{G}^{g_1 \leftrightarrow g_2}) = \sum_{i=1}^N \mathcal{D}(\mathcal{R}_i) \cdot \omega_i = \sum_{i=1}^N \omega_i \cdot \left[\prod_{j=1, j \neq i}^N p(\mathbf{r}_{ij}^{\bar{g}_2} - \mathbf{r}_{ij}^{\bar{g}_1}) \cdot \gamma_{ij} \right]$$

Dimana $\mathcal{D}(\mathcal{R}_i)$ adalah fungsi untuk menghitung perbedaan antara relasi ruang vektor $\mathcal{R}_i^{\bar{g}_1}$ dan $\mathcal{R}_i^{\bar{g}_2}$. $p(\mathbf{r}_{ij}^{\bar{g}_2} - \mathbf{r}_{ij}^{\bar{g}_1})$ adalah probabilitas error pada relasi ruang vector dan ω_i dan γ_{ij} adalah factor berat dari relasi binary antara fitur v_i dan v_j . Diasumsikan error pada relasi vektor adalah Gaussian dan elemen-elemen yang ada adalah independen. Untuk r_{ij} pada tiap persamaan dimodelkan dengan distribusi gaussian dengan persamaan

$$p(\Delta = |(r_{ij}(5), r_{ij}(6)) - (\tilde{r}_{ij}(5), \tilde{r}_{ij}(6))|) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e} \cdot \exp\left(-\frac{\Delta^2}{2\sigma_e^2}\right), & \text{if } |\Delta| < D_{thres}, \\ P_c = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e} \cdot \exp\left(-\frac{D_{thres}^2}{2\sigma_e^2}\right), & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Proses pencocokan yang terbaik dari kedua face tersebut dapat diidentifikasi dengan menghitung nilai kesamaan tertinggi dari keduanya yang berada diatas nilai threshold. Nilai threshold tersebut didefinisikan sebagai batas pengenalan akhir dari kedua *face-ARG*.

$$Face - ID = \arg \max_{\mathcal{G}_M \in \mathcal{FDB}} S(\mathcal{G}^{g_M \leftrightarrow g_T}).$$

Kesulitan yang akan dihadapi dengan menggunakan metode *Face-ARG* adalah apabila image wajah yang dimasukkan sama tetapi ekspresi atau latar atau ukurannya sedikit berbeda seperti pada gambar 4 [4], hal ini mengakibatkan *Face-ARG* menjadi tidak efektif karena begitu besarnya basis data yang diperlukan untuk menyimpan satu wajah dengan berbagai ekspresi, kemudian waktu yang diperlukan untuk pencarian pola wajah yang tepat juga menjadi relatif lebih lama apabila image yang akan dibandingkan dalam suatu basis data banyak, karena metode *Face-ARG* melakukan pengenalan wajah dengan melakukan perbandingan antar 2 image, sehingga apabila basis data memiliki 100 gambar makanya proses yang harus dilakukan adalah 4950 perbandingan.



Gambar 4. Contoh image dengan berbagai ekspresi yang disimpan dalam basisdata (Jiao Feng, Gao, Wen, et al., 2002).

3.2 Pengenalan Wajah dengan Metode Eigenfaces

Untuk menemukan *eigenfaces* dari sebuah *database* citra wajah, hal penting pertama yang harus dilakukan adalah menentukan vektor rata-rata, vektor deviasi dan matriks kovarian untuk *database* tersebut. Misalkan citra-citra wajah dalam *database* tersebut adalah $\{T_1, T_2, T_3, \dots, T_M\}$ dimana setiap T_n adalah sebuah vektor (kolom) berdimensi N^2 . Nilai M adalah jumlah citra wajah dalam *database*. Kita bisa mendapatkan vektor rata-rata sebagai :

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M T_n$$

Vektor deviasi $\{\bar{T}_1, \bar{T}_2, \bar{T}_3, \dots, \bar{T}_M\}$ merupakan selisih dari tiap citra wajah dengan vektor rata-rata yang didefinisikan sebagai :

$$\bar{T}_i = T_i - \psi$$

Vektor deviasi ini disebut sebagai *caricature*.

Seperti dijelaskan sebelumnya, *eigenfaces* adalah sekumpulan komponen-komponen prinsipal dari *database*. Untuk mendapatkan *eigenfaces* adalah dengan menerapkan *principal component analysis* ke dalam *database* citra wajah. *Principal component analysis* akan mencari sekumpulan vektor (komponen prinsipal) yang menggambarkan secara signifikan variasi data. Secara matematis, komponen prinsipal dari suatu data adalah vektor eigen dari matriks kovarian.

Misalkan $\mathbf{A} = [\bar{T}_1 \ \bar{T}_2 \ \dots \ \bar{T}_M]$ dan $\mathbf{A}^T = [\bar{T}_1^T \ \bar{T}_2^T \ \dots \ \bar{T}_M^T]^T$ maka matriks kovarian \mathbf{C} adalah

$$\mathbf{C} = \frac{1}{M-1} \mathbf{A} \mathbf{A}^T$$

Dari matriks \mathbf{C} selanjutnya adalah menentukan nilai-nilai eigen λ_k dan vektor-vektor eigen \mathbf{u}_k yang memenuhi hubungan

$$\mathbf{C} \mathbf{u}_k = \lambda_k \mathbf{u}_k$$

$$\mathbf{u}_l^T \mathbf{u}_k = \begin{cases} 1, & \text{jika } l = k \\ 0, & \text{jika } l \neq k \end{cases}$$

\mathbf{u}_k merupakan vektor eigen dari \mathbf{C} dan disebut sebagai *eigenfaces*. sedangkan λ_k adalah nilai eigen yang terkait dari tiap vektor eigen. Nilai eigen menunjukkan besarnya varian atau sinyal dalam arah vektor eigennya. Dalam hal ini, vektor eigen dengan nilai eigen kecil atau nol bisa dihilangkan dan hal ini berarti menurunkan dimensi citra wajah. Persamaan (11) menunjukkan sifat orthonormalitas dari vektor eigen dari \mathbf{C} . Dengan demikian *eigenfaces* merupakan vektor basis yang ortogonal dalam ruang wajah (*face space*).

Dengan sedikit memperhatikan persamaan (3), bisa dilihat bahwa matriks kovarian \mathbf{C} yang dihasilkan ternyata berdimensi $N^2 \times N^2$. Dengan demikian matriks \mathbf{C} mempunyai N^2 vektor eigen.

Menemukan vektor eigen sebanyak itu adalah pekerjaan yang sangat sulit dan bahkan akan memakan waktu banyak. Dan sebenarnya tidak semua vektor eigen yang dipakai. Vektor eigen dengan nilai yang sangat kecil atau nol bisa tidak dipakai.

Sebenarnya vektor eigen yang dipakai (yang akan menjadi eigenface) jauh lebih kecil dari N^2 . Untuk mencarinya, bisa dilakukan manipulasi sebagai berikut. Misalkan v_i adalah vektor eigen dari $A^T A$ sehingga ;

$$A^T A v_i = \mu_i v_i$$

μ_i adalah nilai eigen dari v_i . Dengan mengalikan $\frac{1}{M-1} A$ dari sebelah kiri pada persamaan di atas pada kedua sisi diperoleh :

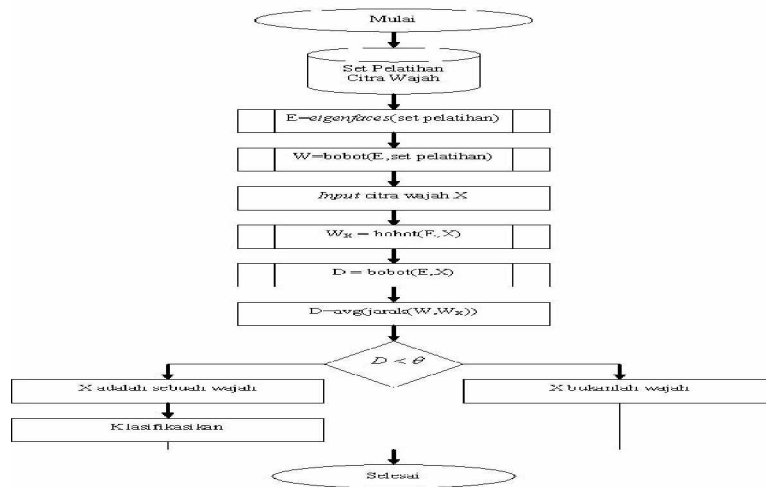
$$\begin{aligned} \frac{1}{M-1} A A^T A v_i &= \frac{1}{M-1} \mu_i A v_i \\ C A v_i &= \frac{1}{M-1} \mu_i A v_i \end{aligned}$$

Dari hasil perhitungan terakhir dapat dilihat bahwa $A v_i$ adalah vektor eigen dari matriks kovarian. Dengan demikian kita telah menurunkan dimensi matriks dimana asalnya kita harus bekerja dengan matriks berukuran $N^2 \times N^2$ menjadi matriks berukuran $M \times M$. M adalah jumlah *database* dan nilai sangat kecil dibandingkan N^2 .

Algoritma untuk pengenalan wajah menggunakan *eigenfaces* digambarkan Pada Gambar 5. Pertama, citra asli dari citra-citra wajah pelatihan ditransformasikan ke dalam sebuah *set eigenfaces* E . Setelah itu, bobot dihitung untuk masing-masing *set* pelatihan dan disimpan dalam *set* W .

Dengan memasukkan citra yang tidak diketahui X , bobotnya dihitung untuk untuk kemudian di simpan pada vektor W_x . Setelah itu, W_x dibandingkan dengan bobot masing-masing citra wajah, dari bobot citra pelatihan W . Salah satu caranya adalah dengan menganggap bobot vektor sebagai sebuah titik dan dihitung jarak rata-rata D diantara vektor-vektor bobot dari W dan vektor bobot dari W_x .

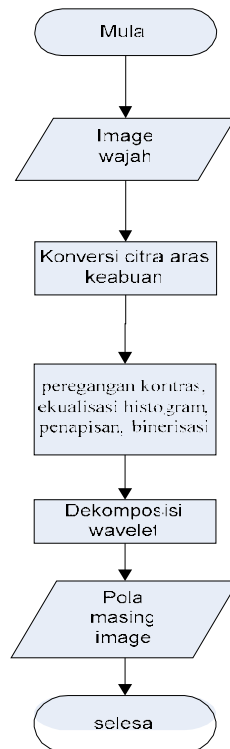
Jika jarak rata-rata ini melebihi batas ambang θ , kemudian berat vektor dari citra wajah yang tidak diketahui W_x dianggap sebagai bukan citra wajah yang terdapat pada *database*. Jika vektor bobot W_x dikenal sebagai citra wajah, maka W_x kemudian diklasifikasikan. Nilai optimal batas ambang θ dapat ditentukan.



Gambar 5 Diagram alir pengolahan image

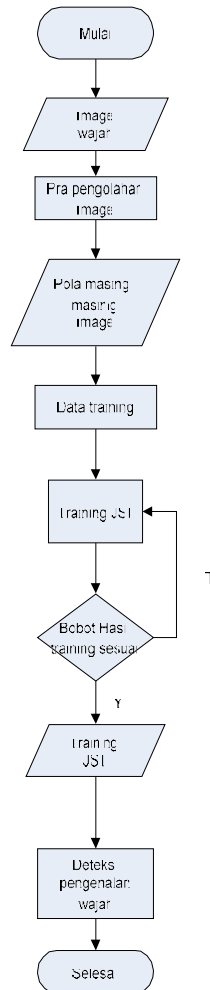
3.3 Pengenalan Wajah dengan Jaringan Syaraf Tiruan

Pengenalan wajah dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan tetap harus melalui proses pra pengolahan image, yaitu proses mengolah suatu image ke dalam pola tertentu (misal; vektor atau matriks) dengan suatu metode tertentu misalnya wevelet proses pengolahan image dengan menggunakan wavelet melalui beberapa proses mulai dari konversi citra aras keabuan, peregangn kontras, ekualisasi histogram, penapisan, binerisasi dan dekomposisi wavelet, setelah itu dapat diperoleh bentuk pola tertentu dari suatu image yang nantinya bisa dijadikan input bagi JST. Proses pra pengolahan image dapat dilihat pada diagram 5 (Minarni, 2007).



Gambar 6. Diagram Alir Untuk Pengolahan Image

Setelah diperoleh pola dari image maka dilanjutkan pelatihan pada JST dengan menggunakan pola yang diperoleh tadi diagram alir pengenalan wajah dengan menggunakan JST dapat dilihat pada gambar 7.



Gambar 7. Diagram Alir Pengenalan Pola Wajah Dengan Menggunakan JST

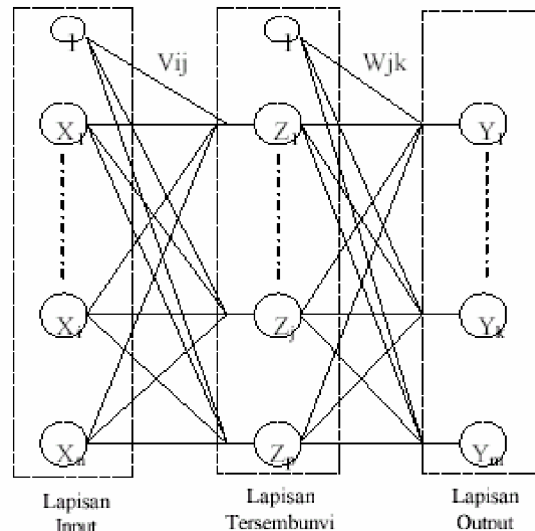
Dimisalkan pada satu kali proses trainig diberikan 4 input data wajah yang akan dilatih, maka input pada lapisan pertama dan target yang diberikan adalah:

Input	target
$x_1 = [0 \ 0 \ 0 \ 1]$	001
$x_2 = [0 \ 1 \ 0 \ 1]$	100
$x_3 = [1 \ 0 \ 1 \ 0]$	010
$x_4 = [1 \ 1 \ 0 \ 1]$	111

Neuron-neuron x_3 , x_2 , x_3 , x_4 merupakan pola dari masing-masing wajah yang dihasilkan pada proses pra pengolahan image, sedangkan y adalah target yang diberikan sebagai identitas dari masing-masing image.

Nilai target yang diberikan harus ditentukan untuk dapat membedakan antara satu wajah dengan wajah yang lain sehingga proses training yang digunakan untuk pengenalan wajah dalam JST adalah supervised learning dengan tujuan menentukan nilai bobot-bobot koneksi di dalam jaringan sehingga jaringan dapat melakukan pemetaan (*mapping*) dari input ke output sesuai dengan yang diinginkan. Pemetaan ini ditentukan melalui satu set pola contoh atau data pelatihan (*training data set*). Setiap pasangan pola p terdiri dari vektor input x_p dan vektor target t_p . Setelah selesai pelatihan, jika diberikan masukan x_p seharusnya jaringan menghasilkan nilai output t_p . Besarnya perbedaan antara nilai vektor target dengan output aktual diukur dengan nilai error yang disebut juga dengan *cost function*.

Layer yang digunakan dalam back propagation adalah layer dengan lapisan banyak (*multi layer perceptron*) dengan satu atau lebih lapisan tersembunyi. Arsitektur yang digunakan dalam backpropagation dapat dilihat pada gambar 8.



Gambar 8. Arsitektur Backpropagation

Sinyal keluaran dari neuron-neuron pada lapisan masukan merupakan sinyal masukan bagi neuron-neuron pada lapisan tersembunyi, dan sinyal keluaran dari neuron-neuron pada lapisan tersembunyi merupakan sinyal masukan bagi neuron-neuron pada lapisan keluaran.

Jumlah lapisan tersembunyi pada backpropagation ditentukan dengan percobaan. Semakin banyak jumlah lapisan tersembunyi diharapkan jaringan akan memberikan hasil yang lebih akurat, namun proses pelatihannya lebih rumit dan butuh waktu lama.

Untuk pengenalan wajah input yang masuk adalah pola dari suatu image yang mungkin berbentuk vektor atau matrik yang nantinya akan dikenali sebagai suatu wajah dimana outputnya berupa nilai yang menyimbolkan input yang masuk merupakan wajah atau bukan.

Pengenalan pola wajah yang dilakukan dalam JST harus dipolakan dalam bentuk tertentu terlebih dahulu kemudian diberikan target bagi masing-masing image yang nantinya akan menjadi identitas bagi setiap image, baru kemudian dilakukan training dengan JST berdasarkan proses-proses perhitungannya sebelumnya, apabila hasil yang diperoleh telah

sesuai maka bobot akhir yang diperoleh oleh masing-masing pola image akan disimpan untuk nantinya digunakan untuk identifikasi pengenalan wajah, sehingga setiap image apabila telah dilatih dalam JST tidak perlu melalui pengenalan awal atau dengan membandingkan satu image dengan semua image yang ada dalam basis data karena sudah dikenali oleh JST berdasarkan nilai bobot yang disimpan, kecuali untuk image yang belum pernah dilatih dengan JST. Sebaiknya untuk pengenalan wajah JST harus dilatih dengan image yang memiliki berbagai ekspresi latar ataupun ukuran sehingga semakin banyak data yang dilatih semakin akurat nilai atau hasil yang diberikan oleh JST.

4. SIMPULAN

Pengenalan wajah dengan menggunakan metode Face-ARG adalah setiap image wajah yang masuk akan direpresentasikan dalam bentuk vektor graph yang nantinya akan disesuaikan dengan vektor graph dari satu image lain yang dengan melihat tingkat kesesuaiannya, setiap pencocokan yang dilakukan dengan Metode Face-ARG hanya dapat dilakukan untuk dua image, sehingga diperlukan waktu dan proses yang lama setiap suatu image diidentifikasi.

Pengenalan wajah dengan algoritma Eigenface bisa digunakan untuk mengidentifikasi wajah meskipun objek yang diidentifikasi menampilkan ekspresi wajah yang berbeda-beda.

Pengenalan wajah dapat juga dilakukan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan salah satunya adalah metode backpropagation dimana semua image yang telah dipolakan dalam bentuk tertentu akan diberikan sebagai pelatihan bagi JST, sehingga JST dapat mengenali pola yang diberikan. Proses awal yang diperlukan bagi JST memang cukup rumit dan lama terutama apabila data yang dilatih sangat banyak. Namun kelebihan dari JST pada saat setiap image ingin diidentifikasi oleh sistem, apabila data tersebut telah dilatih oleh JST maka tidak perlu dilakukan pencocokan seperti pada ARG karena image tersebut telah dikenali oleh JST ada kemudian akan dilihat dalam basisdata, kecuali bagi image yang belum dilatih oleh JST. Arsitektur multi layer perceptron pada JST memberikan hasil yang lebih akurat, karena semakin banyak lapisan yang memberikan pelatihan maka akan semakin baik hasil yang diberikan oleh JST. Berbeda dengan metode Face-ARG dimana proses awal yang diperlukan tidak serumit dibandingkan JST karena proses pengenalan pola dilakukan setiap suatu image ingin diidentifikasi dengan mencocokkan image satu persatu pada semua image yang disimpan dalam basisdata.

PUSTAKA

- Bo-Gun Park, Kyoung-Mu Lee, and Sang-Uk Lee. (2005). "Face Recognition Using Face-ARG Matching", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, No. 12, December 2005.
- B.G. Park, K.M. Lee, S.U. Lee, and J.H. Lee. (2003). "Recognition of Partially Occluded Objects Using Probabilistic ARG-Based Matching," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 90, No. 3, pp. 217-241, June 2003.
- Desiani, Anita, Arhami. M. (2005). "*Konsep Kecerdasan Buatan*", Andi Offset, Yogyakarta.
- Jiao Feng, Gao, Wen, et al. (2002). "A Face Recognize Method Based on Local Feature Analysis", *The 5th Asian Conference on Computer Vision*, January 2002, Melbourne, Australia.
- Kusumadewi, Sri. (2003). "*Artificial Intelligence: Teknik dan Aplikasinya*", Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Li, Xiaoxing, Mori Greg, HaoZhang. (2005). "*Expression-Invariant Face Recognition with Expression Classification*", diakses pada 12 Desember 2007 dari www.cs.sfu.ca/~mori/research/papers/li_face_recognition_crv06.pdf
- Minarni, (2007). "*Klasifikasi Sidikjari dengan Pemrosesan Awal transformasi Wavelet*", diakses pada 10 Desemberr 2007 dari www.geocities.com/transmisi_eeundip/minarni.pdf.
- M. Turk, and A.Pentland. (1991). "Eigenfaces for Recognition", *Journal of cognitive Neuroscience*, Vol 3, no.1, pp. 71-86, 1991.
- Sang Ho Park, Kyoung Mu Lee, and Sang Uk Lee. (2000). "A Line Feature Matching Technique Based On an Eigenvector Approach," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 77, No. 3, pp. 263-283, March 2000.

