

METODE JARAK GARIS WAJAH UNTUK SISTEM PENGENALAN WAJAH 3-D MENGGUNAKAN PROBABILITY PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PPCA) DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN PROPAGASI BALIK

Yeni Herdiyeni¹ dan Benyamin Kusumoputro²

¹Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, Bogor 16127

²Laboratorium Kecerdasan Komputasional, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Depok 16424

e-mail: yeni_herdi@ilkom.fmipa.ipb.ac.id, kusumo@cs.ui.ac.id

ABSTRAK

Metode pengenalan wajah 3D pada penelitian ini merupakan metode baru menggunakan model geometri wajah dengan membangkitkan jarak garis wajah pada kondisi normal dengan berbagai pose horisontal dalam ruang eigen. Garis wajah dibangkitkan dengan menghubungkan titik-titik pada wajah. Titik-titik pada wajah diperoleh dengan membuat garis yang memiliki kemiringan 0° , 45° , 90° , dan 135° dan melalui titik koordinat tertentu pada wajah serta memotong batas lingkaran wajah. Reduksi dimensi matriks citra menggunakan Probability Principal Component Analysis (PPCA) dengan memaksimalkan fungsi likelihood. Algoritma untuk memaksimalkan fungsi likelihood adalah algoritma EM (Expectation Maximization Algorithm). Pembelajaran citra menggunakan jaringan syaraf tiruan Backpropagation. Hasil percobaan menunjukkan bahwa secara umum metode jarak garis wajah memiliki akurasi tingkat pengenalan wajah lebih baik dan memiliki nilai Mean Square Error (MSE) yang lebih kecil dibandingkan dengan metode tingkat keabuan wajah.

Kata Kunci: *Pengenalan Wajah, PPCA, Algoritma EM, Geometri Wajah, Jarak Garis Wajah, Backpropagation.*

Makalah diterima [28 Maret 2004]. Revisi akhir [15 April 2004].

1. PENDAHULUAN

Metode pengenalan wajah dapat dikelompokkan menjadi dua metode : *model based* dan *appearance based* [1]. Metode *model based* menggunakan parameter geometri wajah sedangkan metode *appearance based* menggunakan parameter tingkat keabuan wajah (*gray level*) untuk mengenali wajah.

Model based atau *geometrical feature matching* adalah pengenalan wajah berdasarkan ciri geometri wajah seperti posisi alis mata, mata, hidung, mulut dan lingkaran wajah. Sudah banyak penelitian untuk pengenalan wajah menggunakan ciri geometri. Kanade [2] melakukan

penelitian untuk mengekstraksi ciri secara otomatis berdasarkan rasio jarak geometri wajah dengan menggunakan 20 wajah. Hasil penelitian menunjukkan tingkat pengenalan wajah sebesar 45-75%. Bruneli dan Poggio [1] telah melakukan penelitian menggunakan geometri wajah hidung, mulut dan bentuk dagu untuk 188 citra wajah yang terdiri 47 orang (26 wajah laki-laki dan 21 wajah perempuan) dengan masing-masing orang terdiri dari 4 buah citra wajah. Hasil penelitian menunjukkan tingkat pengenalan wajah dengan metode geometri mencapai 90% dan dengan menggunakan template matching sebesar 100%. Namun *template matching* membutuhkan waktu komputasi yang tinggi. Permasalahan lainnya adalah dalam hal mendeskripsikan template, karena adakalanya template tidak cocok dengan tes imagenya. Cox et al [3] melakukan penelitian menggunakan teknik *mixture distance* terhadap 685 citra wajah frontal. Hasil penelitian menunjukkan tingkat pengenalan wajah sebesar 95%.

Penelitian juga banyak dilakukan untuk pengenalan wajah menggunakan model *appearance based* atau tingkat keabuan wajah. Turk dan Pentland [4] melakukan pengenalan wajah frontal terhadap 16 wajah orang dengan berbagai variasi orientasi wajah, pen-skalaan dan pencahayaan. Hasil penelitian menunjukkan tingkat pengenalan sebesar 96% untuk variasi pencahayaan, 85% variasi orientasi wajah, dan 64% untuk variasi pen-skalaan. Murase dan Nayer [5] mengembangkan metode pengenalan pose dengan menggunakan *eigenface* dari beberapa sudut pandang. Kemudian berkembang lagi metode modular *eigenface* yang dikembangkan oleh Moghaddam dan Pentland [6]. Pada penelitian tersebut menggunakan 7.652 citra wajah untuk 3.000 orang menggunakan database FERET. Hasil penelitian menunjukkan tingkat pengenalan wajah sebesar 83%.

Penelitian pengenalan wajah juga telah dilakukan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan (*neural network*). Lawrence [7] melakukan pengenalan wajah dengan metode tingkat keabuan menggunakan *Self Organization Map* (SOM) dan *convolutional neural network*. Juga Sahng-Huang Lin [8] menggunakan *Probabilistic Decision-Based Neural Network* untuk pendeteksian dan pengenalan wajah dan menghasilkan tingkat pengenalan wajah sebesar 92.65%. Pardos [9]



Gambar 3. Hasil pembangkitan garis wajah pada titik sudut mata kiri.

Jumlah garis yang dihasil sebanyak 5.151 garis wajah. Jarak dari setiap garis wajah akan dijadikan sebagai vektor ciri dalam ruang eigen.

3. REDUKSI DIMENSI MATRIK

Metode Probability PCA (PPCA) memiliki teknik reduksi dimensi data yang hampir sama dengan metode PCA. Namun metode PPCA menggunakan model probabilistik dalam mereduksi dimensi data. Teori analisis faktor merupakan teori awal yang mendasari PPCA [12]. Dalam teori tersebut dinyatakan bahwa sebuah fungsi x dapat diduga dengan fungsi t sebagai berikut:

$$t = Wx + \mu + \varepsilon \quad (2)$$

dengan t adalah variabel pengamatan, x adalah variabel laten yang berdistribusi normal $x \sim N(0, I)$, W adalah matrik faktor, μ adalah rata-rata data dan ε adalah Gaussian noise. Dengan asumsi t berdistribusi normal, maka peluang distribusi fungsi t terhadap fungsi dugaan, x , dapat dinyatakan dengan

$$p(t|x) = (2\pi\sigma^2)^{-d/2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}\|t - Wx - \mu\|^2\right\} \quad (3)$$

dengan asumsi bahwa vektor x berdistribusi normal, maka fungsi dugaan bagi t dapat dinyatakan dengan

$$p(x) = (2\pi)^{-q/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}x^T x\right\} \quad (4)$$

Distribusi marginal dari t dapat diperoleh dengan menurunkan fungsi t , maka dapat diperoleh, yaitu:

$$p(t) = \int p(t|x)p(x)dx \quad (5)$$

$$p(t) = (2\pi)^{-d/2} |C|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(t - \mu)^T C^{-1}(t - \mu)\right\}$$

dengan C adalah model kovariannya,

$$C = \sigma^2 I + WW^T \quad (6)$$

Dengan menggunakan teori Bayes yaitu $p(x|t) = \frac{(p(x) * p(t|x))}{p(t)}$, maka *posterior distribution* atau dugaan dari fungsi t , yang disimbolkan dengan x dapat dinyatakan dengan:

$$p(x|t) = (2\pi)^{-q/2} |\sigma^{-2}M|^{1/2} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}\{x - M^{-1}W^T(t - \mu)\}^T (\sigma^{-2}M)\{x - M^{-1}W^T(t - \mu)\}\right] \quad (7)$$

dengan matrik covariance posteriornya adalah:

$$\sigma^2 M^{-1} = \sigma^2 (\sigma^2 I + W^T W)^{-1} \quad (8)$$

Fungsi log likelihood untuk data pengamatan adalah

$$L = \sum_{n=1}^N \ln\{p(t_n)\} \quad (9)$$

$$L = -\frac{N}{2}\{d \ln(2\pi) + \ln|C| + t^T(C^{-1}S)\} \quad (10)$$

dengan S adalah matriks covariance dari data pengamatan $\{t_n\}$,

$$S = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (t_n - \mu)(t_n - \mu)^T \quad (11)$$

dengan menggunakan peluang distribusi fungsi t terhadap fungsi dugaan, x , yaitu $p(t|x)$ dan asumsi bahwa vektor x berdistribusi normal, maka fungsi dugaan bagi t dapat dinyatakan dengan

$$p(t_n, x_n) = (2\pi\sigma^2)^{-d/2} \exp\left\{-\frac{\|t_n - Wx_n - \mu\|^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (12)$$

$$(2\pi)^{-q/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}x_n^T x_n\right\}$$

Dengan menggunakan metode pendugaan kemiripan maksimum (*Maximum Likelihood Estimation, MLE*) dalam hal ini dengan algoritma EM (*Expectation Maximization Algorithm*), maka representasi reduksi matriks, $\langle x_n \rangle$ dapat dihitung dengan $\langle x_n \rangle = M^{-1}W_{ML}^T(t_n - \mu)$, dimana $W_{ML}\langle x_n \rangle = W_{ML}(W_{ML}^T W_{ML})^{-1}W_{ML}^T(t_n - \mu)$. Sehingga rekonstruksi pendugaan data pengamatan dapat dinyatakan dengan persamaan

$$\hat{t}_n = W_{ML}(W_{ML}^T W_{ML})^{-1}M\langle x_n \rangle + \mu \quad (13)$$

Diasumsikan $\{t_n\}$ merupakan peubah data pengamatan. Ada dua tahap penting untuk menduga data pengamatan, \hat{t}_n

dengan menggunakan Algoritma EM pada PPCA. Tahap pertama adalah E-Step dan tahap kedua adalah M-Step. Pada tahap E-Step dilakukan pendugaan untuk parameter $\langle x_n \rangle$ sebagai parameter penduga $\{t_n\}$ dan tahap M-Step memaksimalkan fungsi *Log Likelihood* dengan menghitung parameter W dan σ^2 . Kedua tahap ini dilakukan secara iteratif sampai mendapatkan nilai maksimum untuk fungsi log likelihood.

4. JARINGAN SYARAF TIRUAN BACK-PROPAGATION

Pengenalan wajah dilakukan dengan menggunakan arsitektur jaringan syaraf tiruan *Backpropagation* dengan dua lapisan tersembunyi. *Backpropagation* merupakan salah satu algoritma pembelajaran terawasi (*supervised learning*) dalam jaringan syaraf tiruan dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyi.

Algoritma *Backpropagation* menggunakan error output untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan error ini, tahap forward propagation harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat forward propagation, neuron-neuron diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi yang dapat dideferensiasikan. Algoritma dasar *Backpropagation* memiliki tiga fase [13]:

1. Fase *feedforward* pola input pembelajaran/pelatihan
2. Fase kalkulasi dan *backpropagation error* yang didapat
3. Fase penyesuaian bobot

5. EKSPERIMEN DAN ANALISIS

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang berupa wajah tiga dimensi dalam kondisi normal dengan berbagai sudut pandang (pose) horisontal mulai dari -34° miring ke kanan hingga $+34^\circ$ miring ke kiri dengan interval 17, sehingga diperoleh 5 sudut pandang yang berbeda. Pose 0 menunjukkan citra wajah yang menoleh ke kiri dengan sudut $+34^\circ$, pose 1 menunjukkan citra wajah yang menoleh ke kiri dengan sudut $+17^\circ$, pose 2 menunjukkan citra wajah yang memandangi ke depan dengan sudut 0° , pose 3 menunjukkan citra wajah yang menoleh ke kanan dengan sudut rotasi -17° , dan pose 4 menunjukkan citra wajah yang menoleh ke kanan dengan sudut -34° . Citra wajah terdiri dari 11 orang dalam 5 sudut pandang yang berbeda yang masing-masing sudut pandang memiliki 2 citra, sehingga jumlah citra yang digunakan sebanyak $(11 \times 5 \times 2 = 110)$ citra.

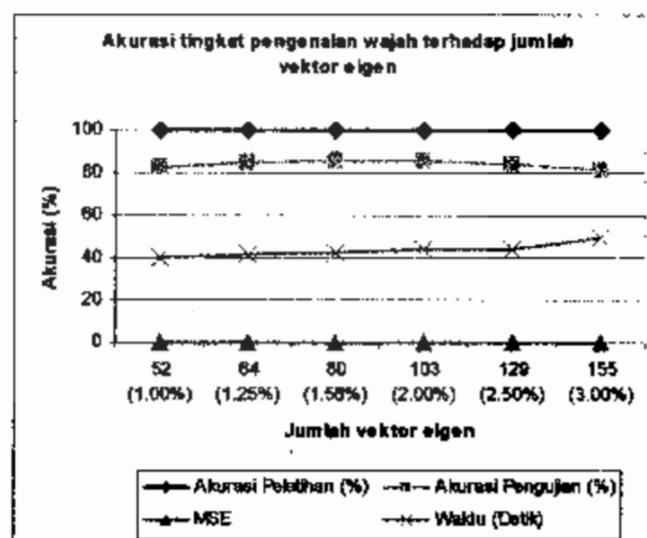
Data citra tersebut kemudian dikelompokkan menjadi dua, yaitu sebagai data pelatihan (*training*) untuk pembelajaran menggunakan jaringan syaraf tiruan dan data pengujian (*testing*) untuk menguji kemampuan metode

pengenalan wajah. Untuk pengujian satu pose wajah, maka tahap pelatihan menggunakan citra wajah sebanyak 11 orang dengan 4 variasi sudut pandang yang berbeda. Masing-masing pose ada 2 citra wajah. Sehingga jumlah citra wajah yang digunakan sebanyak $(11 \times 4 \times 2 = 88)$ citra. Sedangkan untuk pengujian menggunakan citra wajah yang tidak dilatih sebanyak 11 orang dengan 1 variasi sudut pandang yang berbeda untuk setiap orang. Masing-masing sudut pandang ada 2 citra wajah sehingga jumlah citra yang digunakan sebanyak $(11 \times 1 \times 2 = 22)$ citra.

Untuk pengujian dua pose wajah, tahap pelatihan menggunakan citra wajah sebanyak 11 orang dengan 3 variasi sudut pandang. Masing-masing pose ada 2 citra wajah. Sehingga jumlah citra yang digunakan sebanyak $(11 \times 3 \times 2 = 66)$ citra. Sedangkan untuk pengujian menggunakan citra yang tidak dilatih sebanyak 11 orang dengan 2 variasi sudut pandang yang berbeda untuk setiap orang. Masing-masing sudut pandang ada 2 citra wajah sehingga jumlah citra yang digunakan sebanyak $(11 \times 2 \times 2 = 44)$ citra.

Setelah dihitung rata-ratanya, tahap selanjutnya adalah mereduksi dimensi matriks dengan metode PPCA menggunakan algoritma EM. Untuk mendapatkan jumlah vektor eigen yang optimal, dilakukan percobaan pengenalan wajah menggunakan metode jarak garis wajah terhadap data pengujian pose 0 (sudut pandang $+34^\circ$) dengan menggunakan jumlah vektor eigen yang berbeda yaitu 52, 64, 80, 103, 129 dan 155. Jumlah iterasi yang digunakan yaitu 20. Gambar 4 menunjukkan hasil percobaan tersebut.

Dari hasil percobaan tersebut menunjukkan bahwa semakin besar jumlah vektor eigen yang digunakan maka tingkat pengenalan wajah pada data pengujian justru akan menyebabkan tingkat pengenalan semakin menurun dan nilai MSE semakin meningkat. Hal ini terjadi karena pada tahap iterasi E-Step dan M-Step matriks \tilde{W} akan menjadi semakin mendekati matriks singular dengan adanya penambahan jumlah vektor eigen. Sehingga akan menyebabkan pendugaan data pengamatan menjadi tidak akurat.

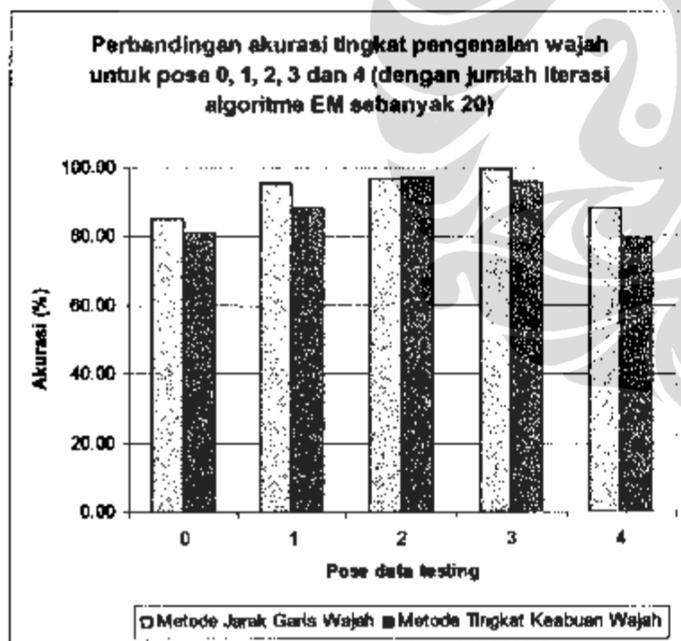


Gambar 4. Akurasi tingkat pengenalan wajah terhadap jumlah vektor eigen

Berdasarkan hasil percobaan, jumlah vektor eigen yang optimal yang dapat digunakan untuk pengenalan wajah dengan data pengujian satu pose adalah 80 atau 1,56% dari jumlah dimensi ciri dan dengan nilai MSE 0.02178. Untuk membandingkan tingkat pengenalan wajah maka jumlah vektor eigen yang akan digunakan pada pengenalan wajah dengan metode tingkat keabuan pun sebesar 1,56% dari jumlah dimensi ciri atau sebanyak 14 vektor eigen.

Tabel 1. Perbandingan akurasi tingkat pengenalan wajah antara metode jarak garis wajah dengan tingkat keabuan wajah dengan jumlah iterasi EM sebanyak 20

Metode	Pose	Akurasi Pelatihan (%)	Akurasi Pengujian (%)	MSE	Waktu (detik)
Jarak Garis Wajah	0	100.00	85.00	0.0225	40.75
	1	100.00	95.45	0.0107	40.83
	2	100.00	96.82	0.0098	40.25
	3	100.00	99.55	0.0115	40.19
	4	100.00	88.64	0.0227	40.31
Tingkat Keabuan Wajah	0	100.00	80.91	0.0253	36.42
	1	100.00	88.64	0.0200	37.91
	2	100.00	97.27	0.0117	37.69
	3	100.00	95.91	0.0117	38.91
	4	100.00	79.55	0.0283	37.05



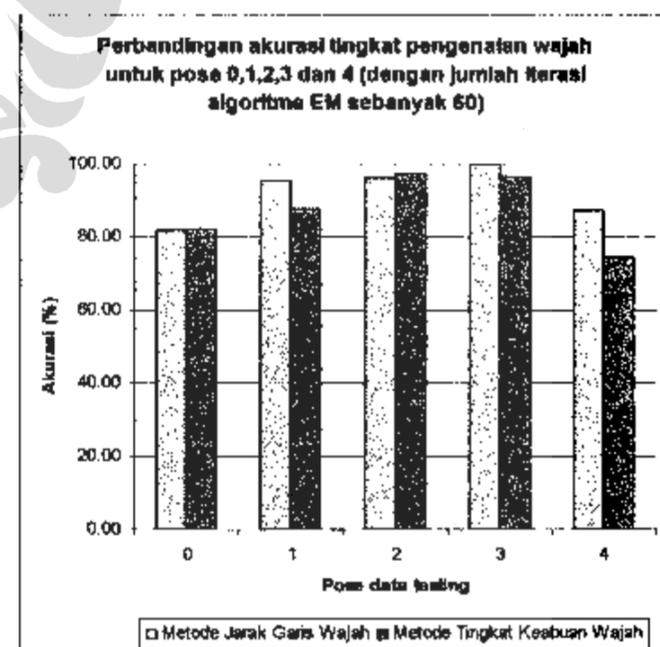
Gambar 5. Perbandingan akurasi tingkat pengenalan wajah untuk pose 0,1,2,3 dan 4 dengan jumlah iterasi EM sebanyak 20

Sedangkan untuk pengujian dua pose wajah, dengan melakukan percobaan yang sama, diperoleh jumlah vektor eigen yang optimal untuk metode jarak garis wajah sebesar 1,26% atau sebanyak 65 vektor eigen dan untuk metode tingkat keabuan menggunakan vektor eigen sebanyak 1,26% atau sebanyak 11 vektor eigen.

Perbandingan akurasi tingkat pengenalan wajah antara metode jarak garis wajah dan tingkat keabuan wajah dengan jumlah iterasi EM 20 dan persentase jumlah vektor eigen sebanyak 1,56% untuk pose 0, 1, 2, 3 dan 4 dapat dilihat pada Tabel 1 dan Gambar 5. Dari hasil percobaan menunjukkan bahwa metode jarak garis wajah memiliki tingkat pengenalan wajah lebih baik dibandingkan dengan metode tingkat keabuan wajah untuk pengenalan wajah pose 0, 1, 3, dan 4. Sedangkan untuk pose 2 memiliki tingkat pengenalan wajah hampir sama.

Tabel 2. Perbandingan akurasi tingkat pengenalan wajah antara metode jarak garis wajah dengan tingkat keabuan wajah dengan jumlah iterasi EM 60

Metode	Pose	Akurasi Pelatihan (%)	Akurasi Pengujian (%)	MSE	Waktu (detik)
Jarak Garis Wajah	0	100.00	81.82	0.0239	40.46
	1	100.00	95.45	0.0117	39.77
	2	100.00	96.36	0.0090	43.68
	3	100.00	100.00	0.0102	40.25
	4	100.00	87.27	0.0237	39.93
Tingkat Keabuan Wajah	0	100.00	82.27	0.0238	35.68
	1	100.00	87.73	0.0207	35.68
	2	100.00	97.27	0.0120	34.96
	3	100.00	96.82	0.0118	34.88
	4	100.00	74.55	0.0276	35.50



Gambar 6. Perbandingan akurasi tingkat pengenalan wajah untuk pose 0,1,2,3 dan 4 dengan jumlah iterasi EM sebanyak 60

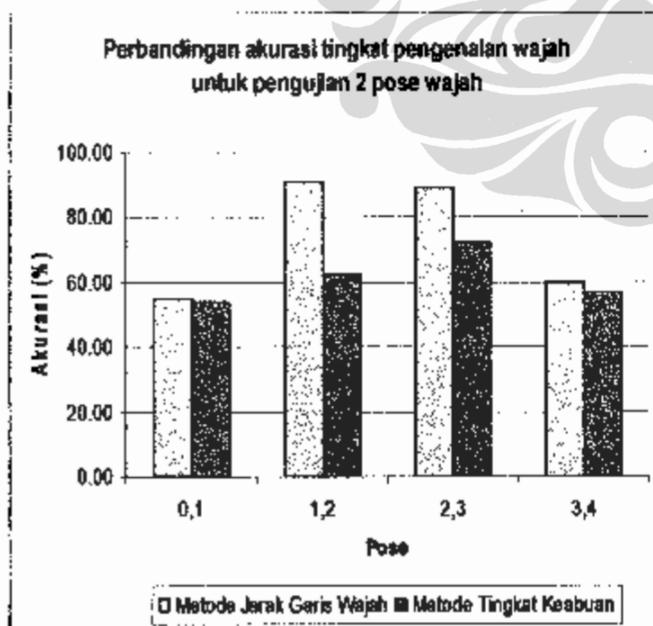
Sedangkan perbandingan tingkat pengenalan wajah antara metode jarak garis wajah dan tingkat keabuan wajah dengan jumlah iterasi 60 dan proporsi jumlah vektor eigen sebanyak 1,56% untuk pose 0, 1, 2, 3 dan 4 dapat dilihat

pada Tabel 2 dan Gambar 6 Dari hasil percobaan juga menunjukkan bahwa metode jarak garis wajah memiliki tingkat pengenalan wajah lebih baik dibandingkan dengan metode tingkat keabuan wajah untuk pengenalan wajah pose 1, 3, dan 4. Sedangkan untuk pose 0 dan pose 2 memiliki tingkat pengenalan wajah hampir sama.

Perbandingan akurasi tingkat pengenalan wajah antara metode jarak garis wajah dengan tingkat keabuan wajah untuk pengujian dua pose wajah dengan jumlah iterasi EM 150 dan proporsi jumlah vektor eigen sebanyak 1.26% dapat dilihat pada Tabel 3 dan Gambar 7. Dari hasil percobaan menunjukkan bahwa metode jarak garis wajah memiliki tingkat pengenalan yang lebih baik dibanding metode tingkat keabuan wajah untuk pengujian dua pose wajah, terutama untuk pengujian pose 1, 2 dan pose 2, 3.

Tabel 3. Perbandingan akurasi tingkat pengenalan wajah antara metode jarak garis wajah dengan tingkat keabuan untuk pengujian dua pose wajah

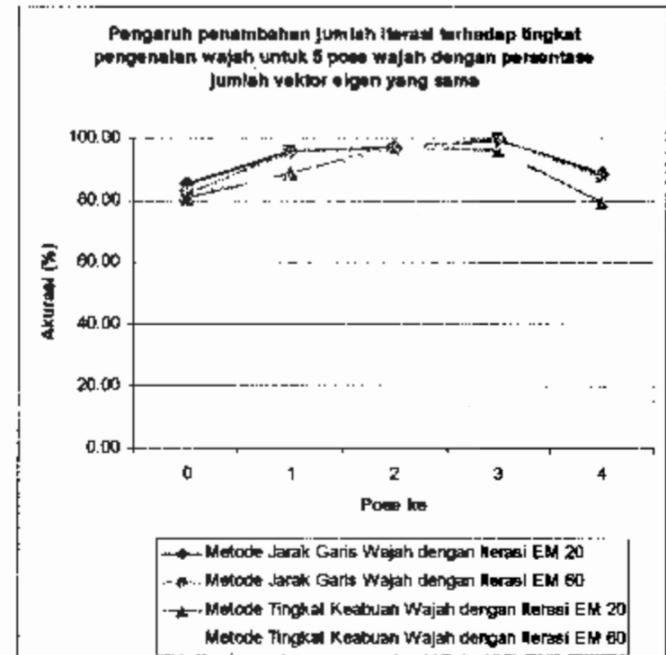
Metode	Pose	Akurasi Pelatihan (%)	Akurasi Pengujian (%)	MSE	Waktu (detik)
Jarak Garis Wajah	0,1	100.00	55.00	0.04707	44.53
	1,2	100.00	90.91	0.01836	44.02
	2,3	100.00	88.86	0.02067	42.13
	3,4	100.00	59.69	0.04333	39.70
Tingkat Keabuan Wajah	0,1	100.00	54.09	0.04367	39.83
	1,2	100.00	62.50	0.03596	38.26
	2,3	100.00	72.05	0.03043	38.47
	3,4	100.00	56.82	0.04001	37.66



Gambar 7. Perbandingan akurasi tingkat pengenalan wajah untuk pengujian 2 pose wajah

Berdasarkan hasil percobaan dengan jumlah iterasi algoritma EM yang berbeda pada pengenalan wajah dengan metode jarak garis wajah dan tingkat keabuan, dapat diperoleh kesimpulan bahwa penambahan jumlah iterasi

tidak banyak meningkatkan akurasi pengenalan wajah. Gambar 8 memperlihatkan perubahan akurasi tingkat pengenalan wajah untuk pose 0, 1, 2, 3 dan 4 dengan penambahan jumlah iterasi pada algoritma EM. Dari gambar tersebut dapat disimpulkan bahwa jumlah iterasi yang optimal untuk metode jarak garis wajah dan tingkat keabuan adalah 20.



Gambar 8. Pengaruh penambahan jumlah iterasi terhadap tingkat pengenalan wajah

6. KESIMPULAN

Metode pengenalan wajah 3D pada penelitian ini merupakan metode baru menggunakan model geometri wajah dengan membangkitkan jarak garis wajah pada kondisi normal dengan berbagai pose horisontal dalam ruang eigen. Garis wajah dibangkitkan dengan menghubungkan titik-titik pada wajah. Titik-titik pada wajah diperoleh dengan membuat garis yang memiliki kemiringan 0° , 45° , 90° , dan 135° dan melalui titik koordinat tertentu pada wajah serta memotong batas lingkaran wajah. Reduksi dimensi matriks citra menggunakan *Probability Principal Component Analysis* (PPCA) dengan memaksimalkan fungsi *likelihood*. Algoritma untuk memaksimalkan fungsi *likelihood* adalah algoritma EM (*Expectation Maximization Algorithm*). Pembelajaran citra menggunakan jaringan syaraf tiruan *Backpropagation*.

Metode jarak garis wajah yang merupakan metode geometri memiliki tingkat akurasi pengenalan wajah lebih baik dan memiliki nilai *Mean Square Error* (MSE) yang lebih kecil dibandingkan dengan metode tingkat keabuan wajah. Untuk data pengujian dengan citra wajah satu pose saja dengan persentase jumlah vektor eigen optimal sebesar 1.56%, metode jarak garis wajah mampu mencapai akurasi tingkat pengenalan wajah yang lebih baik dibandingkan dengan metode tingkat keabuan untuk wajah dengan pose 0 (sudut pandang $+34^\circ$), pose 1 (sudut pandang $+17^\circ$), pose 3

(sudut pandang -17°) dan pose 4 (sudut pandang -34°). Sedangkan untuk pose 2 (sudut pandang 0°) memiliki akurasi tingkat pengenalan wajah hampir sama.

Untuk data pengujian dengan dua pose citra wajah dengan persentase jumlah vektor eigen optimal sebesar 1,26%, metode jarak garis wajah mampu mencapai akurasi tingkat pengenalan wajah yang lebih baik dibandingkan dengan metode tingkat keabuan untuk wajah dengan pose 1,2 (sudut pandang $+17^{\circ}$ dan 0°) dan 2,3 (sudut pandang 0° dan -17°) Sedangkan untuk pose 0,1 (sudut pandang $+34^{\circ}$ dan $+17^{\circ}$) dan pose 3,4 (sudut pandang -17° dan -34°) memiliki akurasi pengenalan hampir sama.

REFERENSI

- [1] Bruneli, R dan Poggio, T. 1993. *Face Recognition: Feature versus Templates*. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence vol. 15. pp. 1042 – 1052.
- [2] Kanade, T. 1973. *Picture Processing by Computer Complex and Recognition of Human Faces*. PhD thesis. Kyoto University.
- [3] Cox, I.J, Ghosn, J., dan Yianilos, P. N. 1996. Feature based face recognition using mixture-distance. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
- [4] Turk, M. dan Pentland, A. 1991. *Eigenfaces for Recognition*. Journal of Cognitif Neurosciece, Vol 3(1). pp.71-86.
- [5] Murase, H., dan Nayar, S. K. 1993. *Visual Learning and Recognition of 3D Object from Appearance*. IEEE 2nd Qualitative Vision Workshop, New York, NY.
- [6] Pentland. A, Moghaddam.B, Starner. T. 1994. *View-Based and Modular Eigenfaces for Face Recognition*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
- [7] Laurance, S., Giles, C.L, Tsoi, A.C. dan Back, A.D. 1997. *Face Recognition: A Convolutional Neural Network Approach*. IEEE Transactions on Neural Network. Vol 8. N0.1 p.98-113. Jan. 1997.
- [8] Lin, S.L, Kung, S.Y dan Lin, L.J. 1997. *Face Recognition/Detection by Probabilistic Decision-Based Neural Network*. IEEE Transactions on Neural Networks. Vol 8, No.1 p.114-132.
- [9] Pardos, E.C. 2002. *Automatic Face Recognition using Neural Network: Gray Level Images versus Geometric Characteristic*.
- [10] Dempster, A.P, Laird, N.M and Rubin. D.R. 1977. *Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm*. Journal Royal Statistical Society, Vol.39, No.1.
- [11] Weizmann. Database Wajah. <ftp://ftp.wisdom.weizmann.ac.il/pub/FaceBase/>
- [12] Tipping, M. dan Bishop, C. 1997. *Mixtures of probabilistic principal component analyzer*. Technical Report NCRG/97/003. Neural Computing Research Group, Aston University.
- [13] Fauset, L., 1994. *Fundamentals of Neural Networks*. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, U.S.A.