

Identifikasi Gender Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Deteksi Tepi dan Backpropagation

Destri Wulansari¹, Esmeralda C. Djamal, Ridwan Ilyas

Jurusan Informatika, Fakultas MIPA

Universitas Jenderal Achmad Yani

Cimahi, Indonesia

¹wulansaridestri@gmail.com

Abstrak— Pengenalan pola dapat dilakukan pada bagian tubuh manusia seperti sidik jari, retina mata dan wajah. Pengenalan pola wajah dapat dipandang mengenali identitas, emosi, ras dan gender berdasarkan fitur-fitur yang dimiliki. Penelitian terdahulu mengenali usia dan jenis kelamin menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST), penelitian lain untuk mengenali citra wajah menggunakan metode Two-Dimensional Linear Discriminant Analysis (TDLDA) dan Support Vector Machine (SVM), dan untuk mengenali ekspresi wajah menggunakan JST Backpropagation. Pengenalan citra wajah untuk identifikasi gender dapat digunakan untuk rekapitulasi kehadiran dan akses suatu ruangan khusus. Penelitian ini membangun sistem identifikasi gender berdasarkan citra wajah menggunakan JST. Segmentasi citra wajah menjadi segmen mata, segmen mata kanan, segmen mata kiri, dan mulut yang dilakukan konversi ke vektor sebagai masukan dari JST menggunakan metode Backpropagation. Backpropagation mempunyai kemampuan untuk belajar (bersifat adaptif) dan memiliki resiko kesalahan yang kecil (Fault Tolerance) secara umum toleran terhadap kebisingan pada pola masukan. Hasil identifikasi dari 60 data yang pernah dilatih sebelumnya dengan hasil sebesar 100%. sedangkan hasil identifikasi dari 60 data yang belum pernah dilatih sebelumnya menghasilkan akurasi sebesar 82%.

Kata Kunci— *Pengenalan Pola; Identifikasi Gender; Citra Wajah; Segmentasi; Backpropagation.*

I. PENDAHULUAN

Keamanan berbasis teknologi saat ini sangat diperlukan seperti keamanan untuk mengakses suatu ruangan. Teknologi keamanan dapat memanfaatkan bagian fisik dari manusia untuk identifikasi ataupun verifikasi karena memiliki ciri dan keunikan masing-masing dari setiap orang diantaranya sidik jari, wajah, retina mata atau tanda tangan. Wajah merupakan model visual multidimensi dari manusia yang dapat menunjukkan identitas atau emosi. Kemampuan manusia dalam mengenali wajah sangat baik, manusia dapat mengenali ribuan wajah yang dilihat sehari-hari dan mengidentifikasikannya dengan yang pernah dilihat sebelumnya, meskipun terdapat perubahan dari penglihatan seperti ekspresi, penuaan dan

gangguan seperti kacamata, kumis, janggut ataupun perubahan gaya rambut. Kompleksitas kondisi wajah dan posisi wajah yang memiliki dimensi tinggi harus dilakukan proses kompresi atau ekstraksi terlebih dahulu sebelum diolah dengan metode identifikasi. Validasi suatu ruangan dapat dilakukan dengan memindai wajah orang yang akan masuk ke dalam ruangan secara otomatis.

Penelitian terdahulu mengenai pengenalan pola wajah untuk mengenali usia dan jenis kelamin menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) [1], untuk mengenali ekspresi wajah menggunakan metode JST dan Fisherface [2], penelitian lain untuk mengenali citra wajah menggunakan metode Two-Dimensional Linear Discriminant Analysis (TDLDA) dan Support Vector Machine (SVM) [3], penelitian mengenai pengenalan jenis kelamin berdasarkan citra wajah menggunakan metode TDLDA [4]. Pengenalan pola ekspresi wajah berdasarkan fitur mulut dan mata menggunakan deteksi tepi [5], penelitian lainnya menggunakan JST Backpropagation untuk mengenali ekspresi wajah [6].

Penelitian ini membangun sistem yang dapat melakukan identifikasi gender berdasarkan citra wajah menggunakan deteksi tepi dan JST Backpropagation. Deteksi tepi digunakan untuk memperjelas garis batas suatu obyek. Segmentasi dilakukan dengan membagi area wajah menjadi segmen mata kanan, mata kiri, dan mulut. Segmentasi menghasilkan 8 bit warna yang dilakukan thresholding, selanjutnya dikonversi dari matriks ke vektor sebagai data masukan untuk identifikasi gender menggunakan Backpropagation.

II. METODE

A. Pengambilan Citra Wajah untuk Identifikasi

Penelitian terdahulu untuk mengenali gender berdasarkan citra wajah menggunakan Principal Component Analysis (PCA) dan Linear Discriminant Analysis (LDA) dilakukan secara offline dengan jumlah set data 500 yang diambil menggunakan kamera, citra yang diambil berukuran 640 x 480 piksel yang akan dilakukan *cropping* menjadi 64 x 64 piksel dengan latar belakang citra berwarna putih dan pencahayaan yang normal. Citra pada proses pengenalan dan pengujian obyek tidak terlihat menggunakan aksesoris yang dapat menghalangi area wajah [7]. Keadaan lingkungan saat pengambilan citra seperti ekspresi wajah, posisi, pencahayaan dan penggunaan aksesoris dapat memberikan pengaruh pada pembangunan sistem karena membutuhkan tingkat akurasi

yang baik terhadap hasil identifikasi. Penelitian lainnya mengambil data menggunakan *webcam* yang dilakukan secara *realtime* [8]. Obyek yang diambil hanya satu buah obyek yang terdapat area citra wajah dengan posisi tegak lurus dan pencahayaan yang normal. Penelitian sebelumnya menjelaskan fitur wajah yang dapat membedakan antara laki-laki dengan perempuan [1], fitur yang digunakan yaitu mata dan mulut yang dijelaskan pada Tabel 1.

TABEL 1. Fitur Pembeda

Fitur	Deskripsi	
	Laki-laki	Perempuan
Mata	Jarak mata dengan alis lebih dekat. Ukuran mata terlihat kecil	Jarak mata dengan alis lebih lebar. Ukuran mata terlihat lebih besar
Mulut (bibir)	Jarak dasar hidung ke bibir atas lebih jauh, ukuran lebih tipis	Jarak dasar hidung ke bibir atas lebih sedikit, ukunya lebih tebal

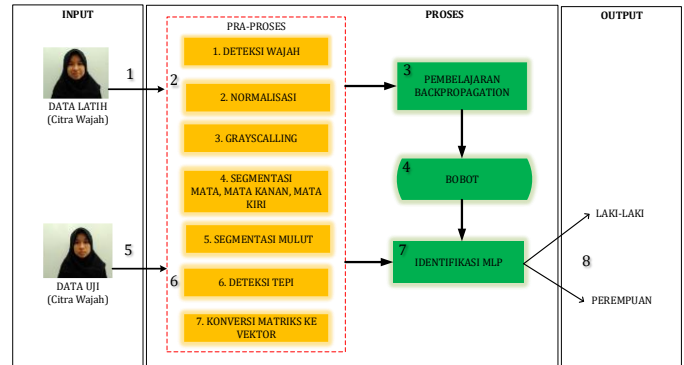
B. Rancangan Sistem Identifikasi Gender

Sitem pada penelitian ini menggunakan citra wajah sebagai masukan yang terdiri dari lima naracoba laki-laki dan lima naracoba perempuan dengan pengambilan citra menggunakan kamera ponsel resolusi 3264 x 2448 piksel. Jarak maksimal kamera terhadap wajah maksimum 50 cm dengan kondisi pencahayaan yang normal. Citra yang ditangkap sebanyak enam kali untuk setiap naracoba dengan kondisi yang berbeda dan posisi tegak lurus.

Metode penelitian ini terdiri enam tahap. Tahap pertama analisis sistem berjalan, wajah manusia memiliki keunikan setiap orangnya sehingga dapat membedakan antar individunya, dapat juga membedakan gender dari suatu wajah karena setiap fitur wajah antara laki-laki dan perempuan memiliki perbedaan seperti bentuk, ukuran atau warna. Pengenalan gender dapat dilakukan untuk rekapitulasi data ataupun akses ruangan khusus. Tahap kedua yaitu pengambilan data berupa citra wajah sebagai data latih dan data uji, naracoba yang digunakan pada penelitian ini sebanyak lima laki-laki dan lima perempuan untuk data latih, serta lima laki-laki dan lima perempuan untuk data uji. Setiap naracoba dilakukan pengambilan citra wajah sebanyak enam kali *capture* dengan kondisi wajah yang berbeda setiap data latih. Jumlah data latih yang digunakan sebanyak 60 citra data latih.

Tahap ketiga yaitu perancangan sistem yang terdiri dari pra-proses dan proses. Pra-proses terdiri dari deteksi wajah menggunakan Haar Cascade front face, normalisasi dan *cropping* menjadi 320 x 320 piksel, *grayscale*, segmentasi mata, segmentasi mulut, deteksi tepi, selanjutnya konversi matriks menjadi vektor (1 x 10200). Vektor 10200 didapatkan dari hasil segmentasi yaitu segmen mata kanan 60 x 35 piksel (1-2100), segmen mata kiri 60 x 35 piksel (2101-4200) dan segmen mulut 100 x 60 piksel (4201-10200). Teknik yang digunakan untuk mendeteksi area wajah yaitu Haar Cascade front face, setelah dikenali area wajah dilakukan normalisasi dan *cropping* untuk mengubah ukuran data masukan menjadi sama. *Grayscale* merupakan proses untuk mengubah citra berwarna menjadi keabuan atau hitam-putih. Deteksi tepi digunakan untuk memperjelas batas atau tepi obyek sehingga mempermudah dalam melakukan segmentasi. Hasil dari deteksi tepi merupakan nilai matriks yang akan dikonversi ke dalam

vektor sebagai masukan dalam pelatihan. JST Backpropagation dilakukan untuk pelatihan sedangkan identifikasi menggunakan arsitektur Multi Layer Perceptron setelah dilakukan tahapan pra-proses. Tahap pra-proses dan identifikasi dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Identifikasi gender menggunakan JST Backpropagation

Tahap keempat adalah implementasi perangkat lunak identifikasi gender menggunakan deteksi tepi dan JST Backpropagation. Data masukan dilakukan pelatihan menggunakan Backpropagation. Hasil pelatihan merupakan bobot pembelajaran yang disimpan pada basis pengetahuan.

Tahap kelima adalah pengujian dan evaluasi. Pada tahap pengujian data uji dilakukan pra-proses terlebih dahulu seperti data latih. Pada saat pengujian dan evaluasi menggunakan arsitektur Multi Layer Perceptron untuk mencari pola yang mirip dengan pola sampel yang disimpan dalam basis pengetahuan.

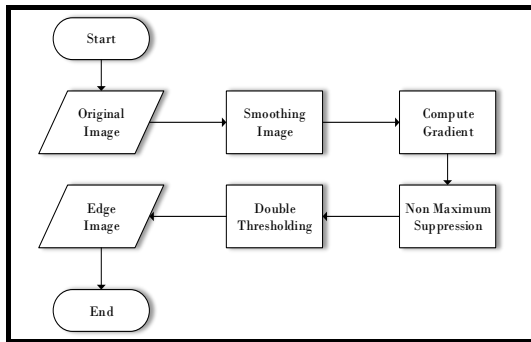
Tahap keenam adalah pelaporan dan publikasi ilmiah. keluaran penelitian ini adalah sebuah sistem yang dapat mengidentifikasi gender dari citra wajah seseorang untuk keperluan rekapitulasi data ataupun akses ruangan dengan gender tertentu dalam bentuk perangkat lunak.

C. Deteksi Tepi

Tepi (*edge*) merupakan perubahan nilai intensitas keabuan yang cepat atau tiba-tiba (besar) dalam jarak yang singkat. Suatu titik (x, y) dikatakan sebagai tepi jika titik tersebut mempunyai perbedaan nilai piksel yang tinggi dengan nilai piksel tetangganya. Hasil deteksi tepi suatu citra dengan jenis derau tertentu, dan deteksi tepi tertentu memiliki indeks kualitas yang berbeda dibandingkan dengan hasil deteksi tepi citra yang lain karena pada elemen matriks antara citra yang satu dengan citra yang lain berbeda. Penelitian terdahulu mengenai perbandingan jenis operator atau metode deteksi tepi dengan metode Laplace, Sobel, Prewit dan Canny pada pengenalan pola batik penggunaan deteksi tepi Canny untuk segmentasi citra atau untuk ekstraksi fitur dapat meningkatkan akurasi dalam mengenali sebuah pola [9].

Deteksi tepi Canny terdiri dari empat proses yaitu *smoothing image*, *compute gradient*, *Non-maxima Suppression* dan *Double Thresholding*. Citra masukan dilakukan *smoothing image* dengan tujuan untuk memperbaiki kualitas citra dengan cara menghilangkan derau. *Compute gradient* merupakan proses untuk menghitung potensi gradien suatu tepi citra. Selanjutnya proses *non-maxima suppression* bertujuan untuk

melokalisasi tepi secara presisi, dan untuk proses *double thresholding* bertujuan untuk menentukan kategori *pixel edge*. Untuk flow chart dari deteksi tepi Canny dapat dilihat pada Gambar 2.



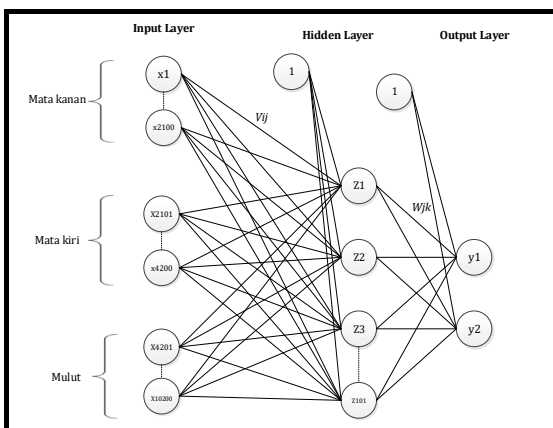
Gambar 2. Flow chart deteksi tepi Canny

D. Identifikasi Gender dengan JST Backpropagation

Penelitian ini menggunakan data sebanyak 20 naracoba, untuk data latih sebanyak 10 naracoba dan data uji sebanyak 10 naracoba. Dengan masing-masing 5 naracoba laki-laki dan 5 naracoba perempuan. Tahap perancangan JST ini menggunakan JST Backpropagation berarsitektur MLP yang melakukan perancangan dan implementasi terhadap identifikasi gender. Jumlah *neuron input* memiliki 10200 *neuron* dan *neuron* pada *output layer* memiliki 2 *neuron*. Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk menentukan jumlah *neuron* pada *hidden layer*. Pada dasarnya jumlah *hidden neuron* yang digunakan dapat berjumlah sampai dengan tak terhingga (∞), namun ada beberapa metode untuk menentukan jumlah *neuron* pada *hidden layer* [8]. Salah satu metodenya dapat dilihat pada Persamaan 1.

$$\text{jumlah } Zn = \sqrt{\text{jumlah } Xn + \text{jumlah } Yn} \quad (1)$$

Dengan *neuron hidden* (Zn), *neuron input* (Xn) dan *neuron output* (nYn). Maka *neuron hidden layer* ditetapkan sebanyak $\sqrt{10200 + 2} = 101$. Pada Gambar 3. merupakan arsitektur Multi Layer Perceptron dengan tiga *layer* yaitu satu *input layer*, satu *hidden layer* dan satu *output layer*. Penggunaan satu buah *hidden layer* sudah cukup untuk menyelesaikan suatu kasus [9]. yang kemudian dilakukan proses pelatihan dengan menggunakan algoritma Backpropagation dan identifikasi dengan Multi Layer Perceptron (*feedforward*).



Gambar 3. Arsitektur jaringan Multi layer Perceptron

Keterangan :

X_1-X_{10200} : menyatakan vektor masukan

Z_1-Z_{101} : menyatakan vektor bobot lapisan tersembunyi

Y_1-Y_2 : menyatakan vektor keluaran.

Algoritma Backpropagation memiliki tahapan sebagai berikut :

Tahap maju (*feedforward*):

1. Setiap unit *input* ($x_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$) mengirimkan sinyal *input* pada *hidden layer*.

2. Hitung keluaran unit *hidden layer* ($z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$)
 $z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$ (2)

menghitung sinyal *hidden* dengan fungsi aktivasi:

$$(z_j = f(z_in_j)) \quad (3)$$

3. Hitung unit *output* ($y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$)

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (4)$$

menghitung sinyal *output* dengan fungsi aktivasi:

$$y_k = f(y_in_k) \quad (5)$$

4. Menghitung *Mean Square Error* (MSE).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (t_k - y_k)^2 \quad (6)$$

Tahap mundur (*backpropagation*)

5. Hitung unit *output* ($y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$)

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k) = (y_k)(1 - y_k) \quad (7)$$

hitung koreksi bobot untuk memperbaiki nilai w_{jk} :

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (8)$$

hitung koreksi bias untuk memperbaiki nilai w_{0k} :

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (9)$$

6. Pada saat unit *hidden* ($z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) menjumlahkan delta *input*:

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (10)$$

menghitung informasi *error*:

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_in_j) = f(z_in_j)(1 - z_in_j) \quad (11)$$

kemudian hitung koreksi bobot untuk perbaikan nilai v_{ij} :

$$\Delta v_{jk} = \alpha \delta_j x_i \quad (12)$$

hitung koreksi bias untuk memperbaiki nilai v_{0j} :

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (13)$$

Tahap pengkoreksian bobot

7. Hitung unit *output* ($y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) untuk memperbaiki bias dan bobotnya ($j = 0, 1, 2, \dots, p$) sehingga menghasilkan bobot dan bias baru:

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (14)$$

setiap unit *hidden* mulai dari unit ke-1 sampai dengan unit ke-p melakukan *update* bobot dan bias:

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (15)$$

keterangan:

x_i adalah nilai dari *input layer*,

z_in_j adalah dari *hidden neuron* atau jumlah dari x_i yang dikalikan dengan bobotnya,

z_j adalah nilai dari z_in_j yang telah melakukan proses aktivasi,

v_{ij} adalah bobot dari *input layer* ke *hidden layer*,

v_{0j} adalah bobot bias dari *input layer* ke *hidden layer*,

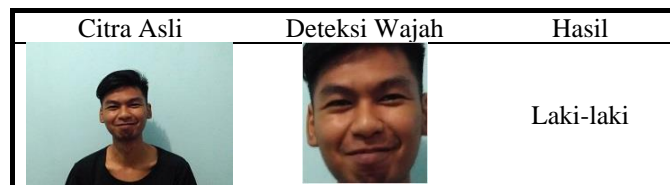
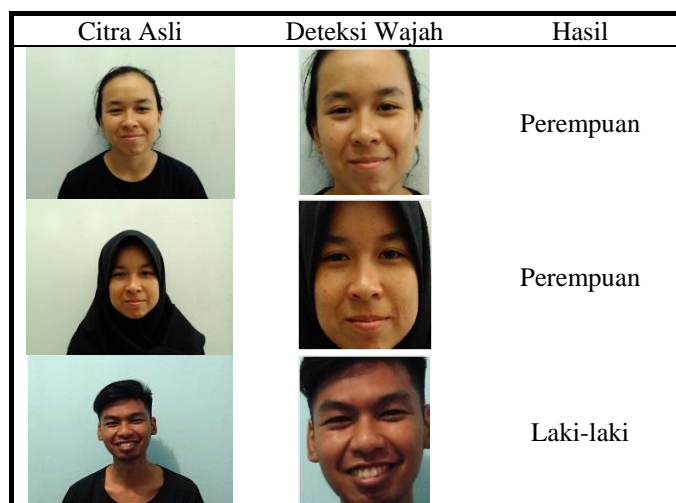
y_in_k adalah nilai dari *output neuron* atau jumlah dari z_j yang dikalikan dengan bobotnya,

y_k adalah nilai dari y_{in_k} yang telah melakukan proses aktivasi,
 w_{jk} adalah bobot dari *hidden layer* ke *output layer*,
 w_{0k} adalah bobot bias dari *hidden layer* ke *output layer*,
 δ_k adalah faktor error pada *output layer* yang digunakan untuk menghitung koreksi,
 t_k adalah target pada data ke k ,
 Δw_{jk} adalah koreksi *error* untuk bobot *output layer* ke *hidden layer*,
 Δw_{0k} adalah koreksi *error* untuk bobot bias *output layer* ke *hidden layer*,
 δ_{in_j} adalah jumlah δ_k pada *output layer* yang sudah dikalikan dengan bobot Δw_{jk} ,
 δ_j adalah faktor *error* pada *hidden layer* yang digunakan untuk menghitung koreksi,
 Δv_{jk} adalah koreksi *error* untuk bobot *hidden layer* ke *input layer*,
 Δv_{0j} adalah koreksi *error* untuk bobot bias *hidden layer* ke *input layer*,
 i adalah indeks *input neuron*,
 j adalah indeks *hidden neuron*,
 k adalah indeks *output neuron*.

Setelah dilakukan pelatihan, maka diperoleh bobot dari Backpropagation untuk digunakan dalam proses identifikasi. Parameter paling optimal yang digunakan yaitu maksimum *Epoch* 10000, α 0.05 dan maksimum *error* 0.001. Jika α semakin besar maka semakin cepat iterasinya apabila pola yang dihasilkan baik, tetapi jika terlalu besar dan pola yang dihasilkan tidak baik (rusak) iterasinya akan lebih lama.

III. HASIL DAN DISKUSI

Hasil yang diperoleh dari penelitian ini dengan menggunakan data latih sebanyak 60 dari 5 naracoba laki-laki dan 5 naracoba perempuan dan data uji sebanyak 60 dengan jumlah naracoba baru sama seperti data latih, area wajah dari citra *input* dapat terdeteksi dengan pencahayaan saat mengambil citra harus terang.



Gambar 4 Hasil pra-proses deteksi wajah

Pelatihan terhadap data latih dilakukan dengan berbagai variasi parameter untuk menemukan parameter yang paling baik yaitu menghasilkan akurasi paling besar dan waktu pelatihan yang lebih kecil. Analisis parameter pengaruh learning rate pelatihan dapat dilihat pada Tabel 2.

TABEL II. Analisis Pengaruh Learning Rate

No	α	MSE	Waktu (Menit)	Epoch Ke-	Jumlah Dikenali	
					Data Latih	Data Baru
1	0.02	0.00099	5:46	304	60	44
2	0.05	0.00098	3:25	118	60	49
3	0.10	0.08897	4:26:14	10000	32	32

Berdasarkan analisis pengaruh *learning rate* pada Tabel 2, dengan menggunakan parameter α 0.05, MSE 0.001, maksimum *epoch* 10000, menghasilkan data latih yang dikenali 60 dari 60 data latih dan data baru dikenali 49 data dari 60 data baru dengan lama pelatihan 3.25 menit. Diperoleh akurasi untuk data latih sebesar 82%, dan data baru sebesar 100%.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini telah membangun sistem identifikasi gender dari citra wajah menggunakan deteksi tepi Canny untuk ekstraksi, Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk pelatihan dan proses *feedforward* untuk identifikasi. Sebelumnya data latih dan data baru dilakukan pra-proses untuk menemukan area wajah dari citra menggunakan *Haar Cascade front face*, selanjutnya dilakukan normalisasi untuk menyamakan ukuran citra, proses *grayscale* untuk mengubah citra berwarna menjadi keabuan. Segmentasi dilakukan untuk mendapatkan area mata dan area mulut dan deteksi tepi digunakan untuk menemukan tepi obyek suatu citra yang menghasilkan matriks, matriks tersebut dikonversikan ke vektor untuk masukan proses pelatihan dan identifikasi. Sistem diuji dengan parameter α 0.05, MSE 0.001 dan maksimum *epoch* 10000, terhadap 60 citra data baru dari 10 naracoba baru diperoleh hasil akurasi sebesar 82%, sedangkan pengujian terhadap data yang sudah dilatih sebesar 100%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. R. Kalansuriya dan A. T. Dharmaratne, "Neural Network based Age and Gender Classification for Facial Images," *International Journal on Advances in ICT for Emerging Regions*, vol. 7, no. 2, 2014.
- [2] Z. Abidin dan A. Harjoko, "A Neural Network based Facial Expression Recognition using Fisherface," *International Journal of Computer Applications*, vol. 59, no. 3, 2012.

- [3] F. Damayanti, A. Z. Arifin dan R. Soelaiman, "Pengenalan Citra Wajah menggunakan Metode Two-Dimensional Linear Discriminant Analysis dan Support Vector Machine," *Jurnal Ilmiah KURSOR*, vol. V, no. 3, 2010.
- [4] F. Damayanti, "Pengenalan Jenis Kelamin Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Metode Two-Dimensional Linear Discriminant Analysis," *Konferensi Nasional Sistem & Informatika*, 2015.
- [5] X. Chen dan W. Cheng, "Facial Expression Recognition Based on Edge Detection," *International Journal of Computer Science & Engineering Survey (IJCSES)*, vol. VI, no. 2, 2015.
- [6] S. K. Sim dan J. D. Cho, "Expression Recognition Based on Artificial Neural Network Using Error Backpropagation Learning Algorithm," *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. XI, no. 2, pp. 820-823, 2016.
- [7] A. A. D. Ridwan, I. Setyawan dan I. K. Timotius, "Performance Comparison between Principal Component Analysis and Linear Discriminant Analysis in a Gender Recognition System," dalam *IEEE Conference on Control, System and Industrial Informatics (ICCSII)*, Bandung, 2013.
- [8] C. T. Yuen, M. Rizon, W. S. San dan M. Sugisaka, "Automatic Detection of Face and Facial Features," dalam *WSEAS International Conference on Signal Processing, Robotics and Automation (ISPRA)*, 2008.
- [9] M. Nandini, P. Bhargavi dan G. R. Sekhar, "Face Recognition Using Neural Networks," *International Journal of Scientific and Research Publications*, vol. III, no. 3, 2013.
- [10] L. V. Fausett, *Fundamentals of Neural Networks : Architectures, Algorithms And Applications*, 1994.