

RANCANG BANGUN SISTEM PENGENALAN EKSPRESI WAJAH MENGGUNAKAN **FISHERFACE** DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN **BACKPROPAGATION**

Z Abidin

Jurusan Matematika, FMIPA UNNES, Indonesia
Gedung D7 lantai 1 Kampus Sekaran Semarang 50229

Info Artikel

Sejarah Artikel:
Diterima 2 Juli 2012
Disetujui 30 Agustus 2012
Dipublikasikan Oktober 2012

Keywords:
facial expression
fisherface
artificial neural network

Abstrak

Di dalam kehidupan sehari-hari, khususnya dalam komunikasi interpersonal, wajah sering digunakan untuk berekspresi. Melalui ekspresi wajah, maka dapat dipahami emosi yang sedang bergejolak pada diri individu. Ekspresi wajah merupakan salah satu karakteristik perilaku. Penggunaan sistem teknologi biometrika dengan karakteristik ekspresi wajah memungkinkan untuk mengenali *mood* atau emosi seseorang. Komponen dasar sistem analisis ekspresi wajah adalah deteksi wajah, ekstraksi data wajah, dan pengenalan ekspresi wajah. Sehingga untuk membangun sebuah sistem pengenalan ekspresi wajah, maka perlu dirancang tiga buah sub sistem yaitu sistem deteksi wajah, sistem pembelajaran jaringan syaraf tiruan. Prinsipnya data wajah yang telah dideteksi, diolah menggunakan *fisherface*, yang selanjutnya hasilnya digunakan sebagai *input* untuk jaringan syaraf tiruan. Bobot yang dihasilkan pada saat proses pembelajaran jaringan syaraf tiruan inilah yang akan digunakan untuk pengenalan ekspresi wajah.

Abstract

In daily life, especially in interpersonal communication, face often used for express of emotions. Facial expressions are the facial changes in response to a person's internal emotional states. A facial expression is one of the behavioral characteristics. The use of facial expression characteristics enables to recognize of person's mood. Basic components of a facial expression analysis system are face detection, face data extraction, and facial expression recognition. So that, to build a facial expression recognition system, it should be designed three subsystems, namely face detection system, learning of neural network system, and facial expression recognition system itself. In principle, face data that has been successfully detected, then it will be constructed by fisherface, and the results of it will be used as an input of neural network. Afterwards, the weights of neural network learning will be used to recognize facial expression.

Pendahuluan

Dewasa ini teknologi pengenalan ekspresi wajah semakin banyak diaplikasikan, antara lain untuk sistem deteksi emosi. Ekspresi wajah dan yang terkait dengan perubahan pola wajah memberikan informasi mengenai keadaan emosional orang dan membantu mengatur percakapan dengan orang tersebut. Ekspresi wajah memainkan peranan penting dalam interaksi manusia dan komunikasi verbal. Klasifikasi ekspresi wajah juga dapat digunakan sebagai alat yang efektif untuk studi perilaku dan rehabilitasi medis.

Paul Ekman, seorang psikolog Amerika mendefinisikan enam kategori klasifikasi emosi yaitu senang, sedih, terkejut, marah, takut, dan jijik. Kebanyakan sistem pengenalan ekspresi wajah, mengklasifikasikan emosi ke dalam enam kategori universal tersebut (Kulkarni 2006).

Manfaat lain dari pengenalan ekspresi wajah adalah untuk *computerized intelligent sales assistant*, sistem ini digunakan untuk mengukur minat konsumen terhadap barang yang ditawarkan di supermarket. Di samping itu, dengan sistem ini dapat diketahui, apakah konsumen yang sedang berbelanja membutuhkan panduan seorang pelayan atau tidak, tentu saja hal ini membutuhkan sebuah analisis dari sistem itu sendiri (Shergill *et al.* 2008).

Analisis ekspresi wajah berhubungan dengan pengenalan secara visual gerakan wajah dan perubahan ciri wajah. Komponen dasar sistem analisis ekspresi wajah adalah deteksi wajah, ekstraksi ciri wajah, pengenalan ekspresi wajah.

Sebuah sistem deteksi wajah bertugas menentukan ada tidaknya bagian wajah dan mengambil daerah wajah dari sebuah citra yang dideteksi. Sedangkan sistem ekstraksi ciri wajah melakukan tugas untuk mengekstrak data wajah yang telah didapat yang selanjutnya akan digunakan untuk dasar sistem pengenalan ekspresi wajah. Sistem pengenalan ekspresi selanjutnya mengenali ekspresi ke dalam kategori yang berbeda berdasarkan ekstraksi ciri dari data citra wajah.

Beberapa penelitian tentang pengenalan ekspresi wajah di antaranya dilakukan oleh Neggaz *et al.* (2010) yang menggunakan *Active Appearance Model* (AAM) dikombinasikan dengan jaringan syaraf probabilistik untuk mengenali ekspresi wajah. Metode tersebut menghasilkan tingkat akurasi pengenalan

ekspresi wajah sebesar 96% yang diujikan pada database JAFFE.

Neeta dan Shalini (2010) juga melakukan penelitian tentang pengenalan ekspresi wajah. Algoritma yang digunakan adalah *Radial Symmetry Transform* (RST) dan analisis proyeksi tepi untuk melakukan ekstraksi ciri. Penelitian ini hanya dikenakan pada empat jenis ekspresi wajah. Algoritma ini menghasilkan tingkat akurasi pengenalan sebesar 81,0%.

Deng *et al.* (2005), mengembangkan sebuah penelitian yang membandingkan metode bank tapis gabor lokal dan global dengan pendekatan *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) sebagai pereduksi dimensi, sedangkan pada tahap klasifikasi digunakan *Eudide minimum distance*. Tingkat akurasi pengenalan adalah sebesar 97,33% yang diujikan pada database JAFFE.

Ma dan Khorasani (2004) melakukan penelitian dengan menggunakan *2-D discrete cosine transform* (DCT) sebagai pengekstraksi ciri dan *feedforward neural network* satu *hidden layer* sebagai *classifier*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat akurasi pada saat melakukan pengujian adalah 93,75%.

Penelitian ini difokuskan pada masalah rancang bangun sistem pengenalan ekspresi wajah menggunakan *fisherface* melalui pendekatan jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. Konstruksi *fisherface* digunakan sebagai pengekstraksi ciri citra ekspresi wajah, sementara jaringan syaraf tiruan *backpropagation* digunakan sebagai *classifier*.

Analisis dan Kebutuhan Sistem

Masalah yang akan diselesaikan adalah merancang sebuah sistem pengenalan ekspresi wajah yang dilakukan dengan mengenali pola dari citra wajah. Ekspresi yang akan dikenali adalah ekspresi *netral plus* enam ekspresi dasar wajah yaitu: senang, sedih, marah, terkejut, takut, dan jijik.

Setiap citra direpresentasikan dalam bentuk matriks, di mana baris dan kolom menunjukkan sebuah titik pada citra serta kesesuaian nilai elemen matriks mengidentifikasi level pada titik tersebut. Representasi citra dalam bentuk matriks memiliki dimensi yang besar, sehingga proses komputasi membutuhkan waktu proses yang lama sehingga diperlukan reduksi dimensi matriks untuk meminimalisir waktu proses.

Dalam penelitian ini digunakan PCA untuk mereduksi dimensi.

Pengenalan ekspresi wajah didasari pada pengenalan pola dengan pendekatan jaringan syaraf menggunakan *algoritma backpropagation*. Proses pengenalan ekspresi wajah dilakukan dengan membandingkan citra *input* dengan citra yang telah dilatih oleh sistem. Secara garis besar, penelitian ini terdiri dari beberapa tahap yaitu:

1. Proses pengambilan citra digital.

Citra yang digunakan untuk penelitian ini terdiri dari sekumpulan citra untuk pelatihan (*training data set*) dan sekumpulan citra untuk pengujian (*testing data set*). Data citra untuk pelatihan dan pengujian diperoleh dari JAFFE database (Lyons *et al.* 1998) yang terdiri dari 213 gambar ekspresi wajah dari 10 subjek wanita Jepang. Setiap subyek berpose tiga sampai empat untuk enam ekspresi wajah + satu netral. Setiap citra memiliki format *tiff*, dengan mode warna *grayscale* dan memiliki ukuran 256×256 piksel. Rincian pembagian data citra yang akan digunakan untuk pelatihan dan pengujian ditunjukkan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Rincian pembagian data citra

Jumlah Citra latih	Jumlah Citra non-latih	Total Citra
140	73	213

2. Proses pengolahan citra meliputi normalisasi ukuran, *histogram equalization*, dan *masking*.

3. Proses membuat data *input* menggunakan metode *fisherface* yang akan digunakan pada proses learning pada jaringan syaraf tiruan.

4. Proses pelatihan untuk citra *training data set*.

5. Proses pengenalan ekspresi wajah (*testing data set*) yakni citra yang ada di dalam *training data set* (citra latih) maupun citra yang belum dilakukan pelatihan sebelumnya (*citra non-latih*).

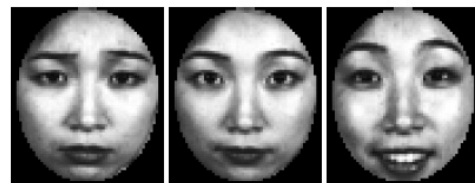
Hasil dan Pembahasan

Dalam penelitian ini, untuk merancang bangun sistem pengenalan ekspresi wajah dilakukan dengan dua tahapan proses yaitu proses 1) pelatihan *citra training data set* dan 2) proses pengenalan citra yang akan dikenali.

Proses pelatihan bertujuan untuk melatih citra yang ada dalam *training data set*. Banyaknya citra yang akan dilatih dari database JAFFE adalah 140 buah citra, di mana dari 10 subjek diambil dua buah citra untuk setiap ekspresi.

Tahap pertama adalah *pre-processing* untuk proses pelatihan, yaitu dengan melakukan otomatisasi deteksi wajah, dalam hal ini adalah dengan mendeteksi daerah wajah dan melakukan normalisasi ukuran citra menjadi 65×57 piksel. Selanjutnya dilakukan *histogram equalization* untuk melakukan perluasan kontras citra, serta *masking* untuk menutup bagian sudut-sudut citra sehingga mengurangi variasi yang timbul pada bagian-bagian tersebut. Contoh citra yang telah dilakukan *pre-processing* dapat dilihat pada Gambar 1.

Setelah melalui tahap *pre-processing*, kemudian pembuatan *set fisherface* dari suatu *set citra training* dengan *fisherface*, yaitu dengan menggunakan perhitungan PCA dan LDA. Sebelumnya matriks representasi citra wajah



Gambar 1. Contoh citra yang telah mengalami *pre-processing*

diubah menjadi vektor kolom, sehingga tiap citra akan direpresentasikan menjadi vektor kolom. Jika citra memiliki ukuran $M \times N$, maka vektor kolom yang terbentuk berukuran $MN \times 1$. Berikut ini adalah langkah pembuatan *set fisherface*.

Perhitungan PCA

Metode PCA dikenal juga dengan nama *Hotelling transform* (Gonzalez & Woods 2008). PCA memberikan transformasi orthogonal yang disebut dengan nama *eigenimage* di mana sebuah citra direpresentasikan ke dalam bentuk proyeksi linier searah dengan *eigenimage* yang bersesuaian dengan nilai *eigen* terbesar dari matriks kovarians (Smith 2002). Secara praktis matriks kovarians ini dibangun dari sekumpulan citra latih yang diambil dari berbagai objek. PCA memberlakukan properti statistik yang sama bagi seluruh citra latih dari berbagai obyek. Perhitungan PCA ini digunakan untuk mereduksi dimensi dari citra. Adapun langkah perhitungan PCA sebagai berikut: (1) Mengambil satu set citra yang akan dilatih, kemudian mentransformasikan setiap citra tersebut menjadi vektor kolom, sehingga akan didapat satu matriks yang tiap kolomnya mewakili citra yang berbeda, *face space* Matriks tersebut berukuran $MN \times p$, dimana p adalah

jumlah keseluruhan citra latih; (2) Mencari *mean space* yaitu nilai rata-rata dari seluruh citra wajah dari *training data set*, dan mengurangi seluruh citra pada *training set* terhadap *mean space* untuk mencari deviasinya; (3) Menghitung matriks kovarians dengan menggunakan Matriks kovarians berdimensi $m \times m$; (4) Menghitung *eigenvalue* dan *eigenvector* dari matriks kovarians yang telah diperoleh. *Eigenvalue* dan *eigenvector* yang bersesuaian diurutkan secara *descending*; (5) Menghitung matriks proyeksi PCA yaitu dengan mengalikan nilai deviasi dengan *eigenvector*; (6) Mengambil P-K komponen dari matriks proyeksi PCA yang diperlukan untuk mengkonstruksi *fisherface*, dimana P adalah total citra latih dan K adalah banyaknya kelas. Secara ringkas proses perhitungan PCA dapat dilihat pada Gambar 2.

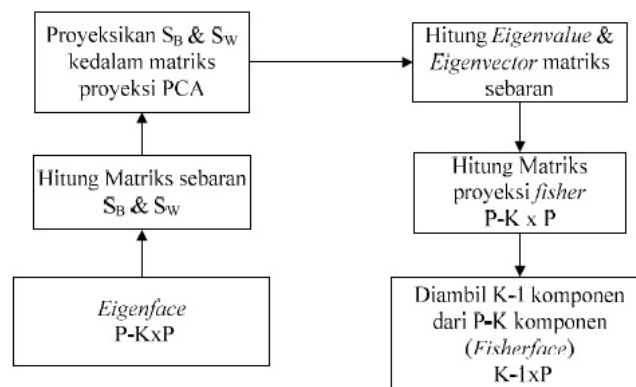
Perhitungan LDA

Proses perhitungan LDA dapat dilakukan dengan langkah sebagai berikut: (1) Mentransformasikan *training data set* ke dalam vektor kolom (*face space*); (2) Mencari *mean space*

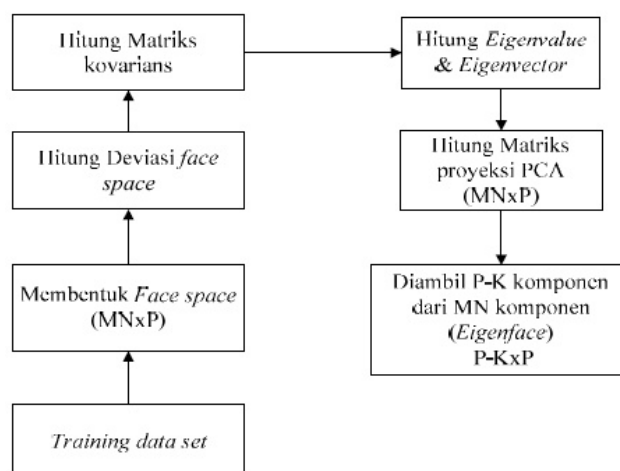
dari *face space*, dan nilai wajah rata-rata masing-masing kelas (*dass mean space*); (3) Melakukan perhitungan matriks sebaran dalam kelas (*within dass scatter matrix, SB*) dan matriks sebaran antar kelas (*between dass scatter matrix, SW*); (4) Memproyeksikan matriks sebaran (SB dan SW) ke dalam matriks proyeksi PCA; (5) Menghitung *eigenvalue* dan *eigenvector* dari matriks sebaran yang diperoleh; (6) Menghitung matriks proyeksi *fisher* dengan mengurutkan *eigenvector* berdasarkan besarnya *eigenvalue* masing-masing *eigenvector* dan mengambil komponen *eigenvector* yang memiliki nilai eigen tidak nol. Untuk K kelas, akan selalu didapat K-1 *eigenvector* yang memiliki *eigenvalue* tidak nol.

Fisherface yang telah diperoleh, selanjutnya digunakan untuk input pembelajaran (*learning*) jaringan syaraf tiruan. Secara ringkas proses perhitungan LDA dapat dilihat pada Gambar 3.

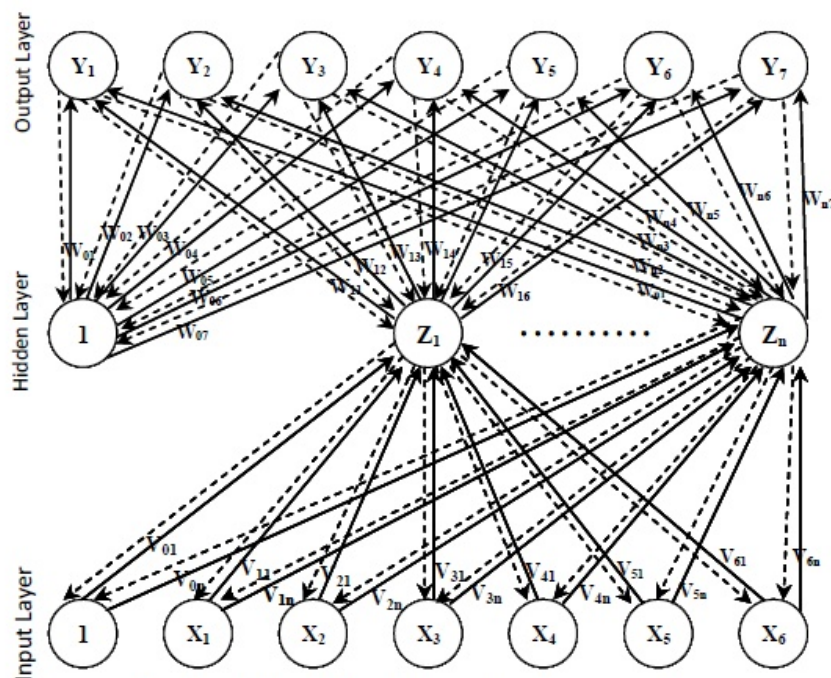
Tahap berikutnya adalah merancang arsitektur jaringan syaraf tiruan. Jaringan syaraf



Gambar 2. Blok diagram proses PCA



Gambar 3. Blok diagram proses LDA

Gambar 4. Arsitektur jaringan *backpropagation*

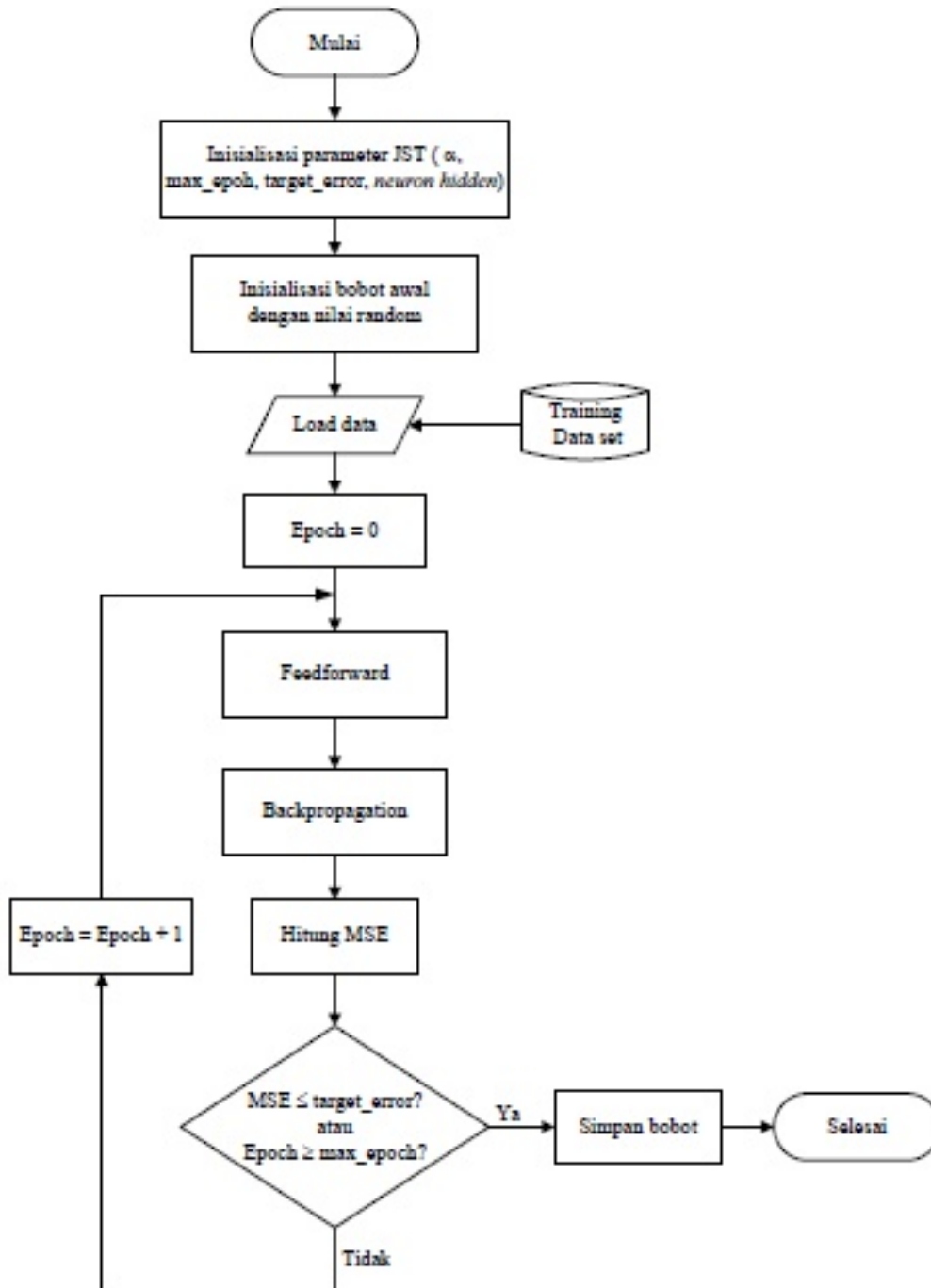
tiruan diperkenalkan pertama kali pada tahun 1943 oleh seorang ahli syaraf Warren McCulloch, dan seorang ahli logika Walter Pitts. Jaringan syaraf merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan di sini digunakan karena jaringan syaraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran (Fausett 1994). Gambar 4 merupakan arsitektur jaringan yang digunakan untuk penelitian terdiri dari tiga layer, yaitu satu *input layer*, satu *hidden layer*, dan satu *output layer*. Jumlah *neuron input layer* adalah enam (X_1 sampai X_6) ditambah dengan satu bias. Penentuan jumlah enam ini, sesuai dengan keluaran dari konstruksi *fisherface* yang terdiri dari enam nilai *eigenvector* yang signifikan. *Input layer* akan memberikan bobot v_{01} sampai v_{6n} untuk masukan ke *hidden layer*. Layer kedua yaitu *hidden layer* yang memiliki neuron Z_1 sampai Z_n di mana nilai n akan bergerak dari satu sampai jumlah neuron yang diinginkan dan satu bias. *Hidden layer* akan memasukkan bobot w_{01} sampai w_{n7} menuju *output layer* yang memiliki tujuh buah neuron. Nilai n sesuai dengan nilai yang dimasukkan. Pada penelitian akan dilakukan tiga variasi nilai yaitu 12, 60, dan 120. Sedangkan jumlah neuron pada *output layer* adalah tujuh buah neuron yaitu sesuai

dengan target yang diteliti yang terdiri dari enam ekspresi dasar wajah +1 netral. Fungsi aktivasi yang digunakan untuk layer tersembunyi adalah fungsi sigmoid bipolar, sedangkan pada layer *output* digunakan fungsi sigmoid biner karena nilai keluaran yang diharapkan berada pada *range* $[0,1]$. *Output* dari masing-masing neuron dikonversi ke nilai biner dalam bentuk nol atau satu. Sebuah *output* lebih dari atau sama dengan 0,6 dikonversi menjadi satu, sedangkan *output* kurang dari 0,6 dikonversi menjadi nol. Nilai *output* satu mengindikasikan ekspresi tertentu ada dan nilai *output* nol mengindikasikan bahwa ekspresi tertentu tidak ada.

Setelah arsitektur jaringan syaraf tiruan dibuat, langkah selanjutnya adalah melakukan proses pembelajaran *backpropagation*. Tujuan pembelajaran jaringan adalah keseimbangan antara kemampuan memorisasi dan generalisasi. Hasil pembelajaran jaringan syaraf tiruan diharapkan tidak hanya baik dalam memprediksi pada citra masukan *training data set*, akan tetapi juga baik dalam memprediksi citra yang akan dikenali di *testing data set*. Langkah pembelajaran pada jaringan *backpropagation* adalah sebagai berikut: (1) inialisasi parameter dari jaringan, meliputi: mengeset jumlah *neuron hidden layer*, *learning rate*, *target error*, *maksimum epoch*; (2) inialisasi bobot (bobot dipilih secara random dengan nilai yang kecil dengan *range* antara -1 dan 1);

Setelah dilakukan inisialisasi, berikutnya adalah tahapan *feedforward* yaitu menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot pada *hidden layer* dan *output layer*. Sinyal dari *input layer* ke *hidden layer* diaktivasi dengan fungsi sigmoid bipolar dan sinyal dari *hidden layer* ke *output layer* diaktivasi dengan fungsi sigmoid biner. Tahap berikutnya adalah tahap *backpropagation* yang dimulai dengan menghitung informasi *error*. Informasi *error* diperoleh dari selisih antara nilai target

yang telah ditentukan dengan nilai keluaran dari *output layer*. Informasi *error* tersebut digunakan untuk mengoreksi bobot pada unit *output* dan *hidden*. Koreksi bias dilakukan pula pada unit *output* dan unit *hidden*. Tiap-tiap unit *output* dan unit *hidden* memperbaiki bobot dan biasnya. Langkah tersebut di atas dikerjakan berulang-ulang selama kurang dari maksimum *epoch* atau MSE kurang dari target *error*. Diagram alir proses pembelajaran dapat dilihat pada Gambar

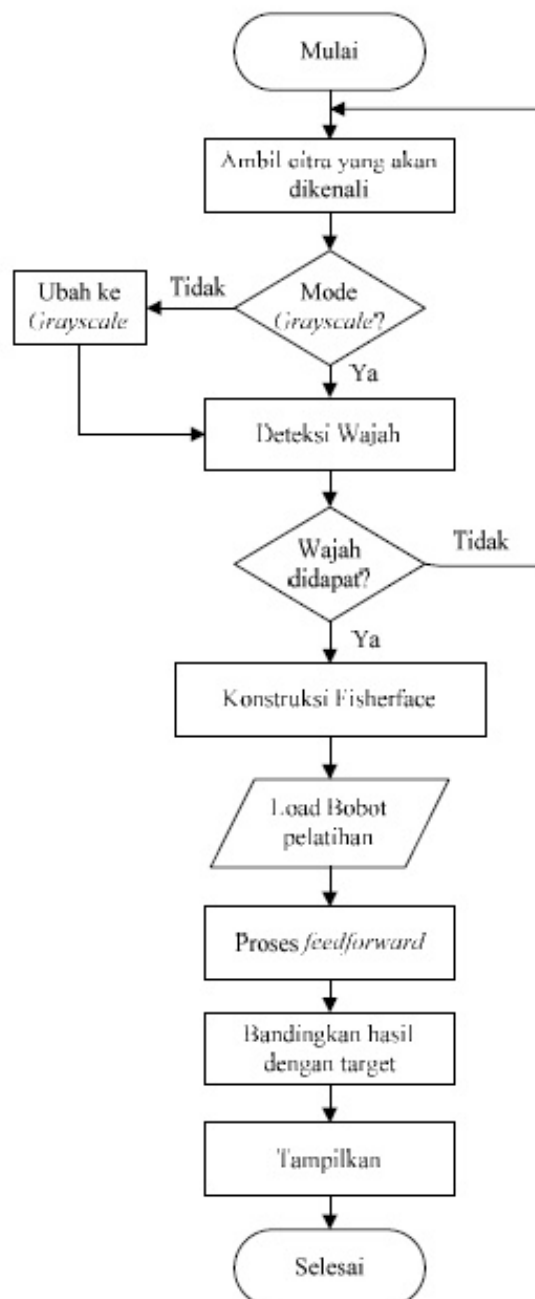


Gambar 5. Diagram alir proses pembelajaran

5; (3) Bobot akhir selanjutnya disimpan untuk dimanfaatkan pada proses pengenalan.

Langkah yang berikutnya setelah bobot JST hasil dari pelatihan selesai, maka dilakukan perancangan proses pengenalan terhadap citra yang akan dikenali. Adapun langkahnya adalah sebagai berikut: (1) Mempersiapkan citra yang akan dikenali; (2) Deteksi wajah pada citra yang akan dikenali. Citra wajah yang akan dikenali ekspresinya terlebih dahulu dilakukan deteksi wajah dengan menggunakan metode integral *projection*, yaitu dengan menjumlahkan

pixel per baris dan per kolomnya. Kemudian menentukan titik-titik minimum lokal untuk menentukan batas wajah. (3) Proses pengenalan ekspresi wajah. Data wajah yang berhasil dideteksi, di-*cropping*, kemudian dilakukan normalisasi ukuran, histogram *equalization* dan *masking*, selanjutnya dilakukan konstruksi *fisherface* yang hasilnya dapat diinputkan ke jaringan syaraf tiruan, dalam hal ini proses yang adalah proses *feedforward*. Hasil keluaran jaringan syaraf ini dibandingkan dengan target, kemudian ditampilkan hasilnya. Diagram alir

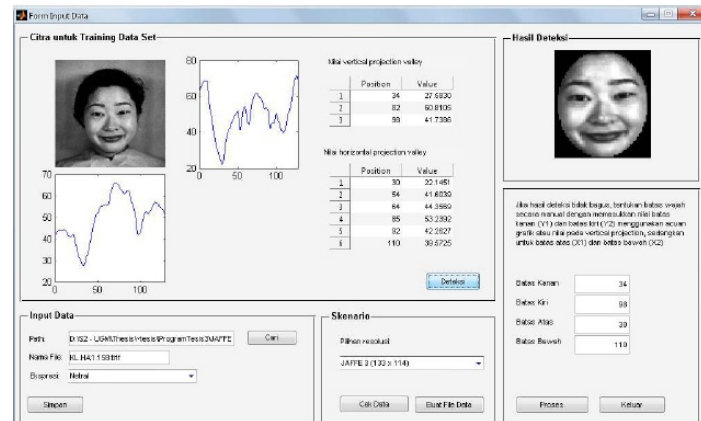


Gambar 6. Diagram alir proses pengenalan

proses pengenalan ditunjukkan pada Gambar 6.

Tahap selanjutnya adalah perancangan antarmuka. Rancangan sistem pengenalan ekspresi wajah diimplementasikan dengan menggunakan MATLAB 7.8.0 (R2009a). *User interface* dibuat dengan menggunakan fasilitas GUI yang ada di MATLAB. Implementasi sistem ini sesuai dengan diagram proses yang telah dijabarkan pada bab sebelumnya. Sebelum sistem siap untuk melakukan proses

pengenalan, sistem terlebih dahulu akan memuat data citra untuk dilatih. Sebelum melakukan konstruksi *fisherface*, maka terlebih dahulu disiapkan data citra yang akan dilatih. Matriks representasi dari citra yang akan dilatih diubah menjadi vektor kolom, dan kelas ekspresi dari citra dipilih sesuai dengan ekspresi yang sesuai. Selanjutnya data setiap citra latih akan disimpan dalam sebuah file berekstensi *.mat. Tampilan antarmuka input data



Gambar 7. Antarmuka form input data pelatihan

pelatihan dapat dilihat pada Gambar 7. Pada antarmuka *form input data* pelatihan terdapat tiga buah panel, yaitu panel "Citra untuk Training Data Set", panel "Input Data", dan panel "Skenario". Panel "Citra untuk Training Data Set" digunakan untuk menampilkan plot dari *integral projection*, dan hasil deteksi wajah. Panel "Input Data" digunakan untuk memasukkan data yang akan dilatih, sesuai dengan label ekspresi yang ada, kemudian disimpan dalam file data. Panel "Skenario", digunakan untuk memilih skenario data yang akan disimpan.

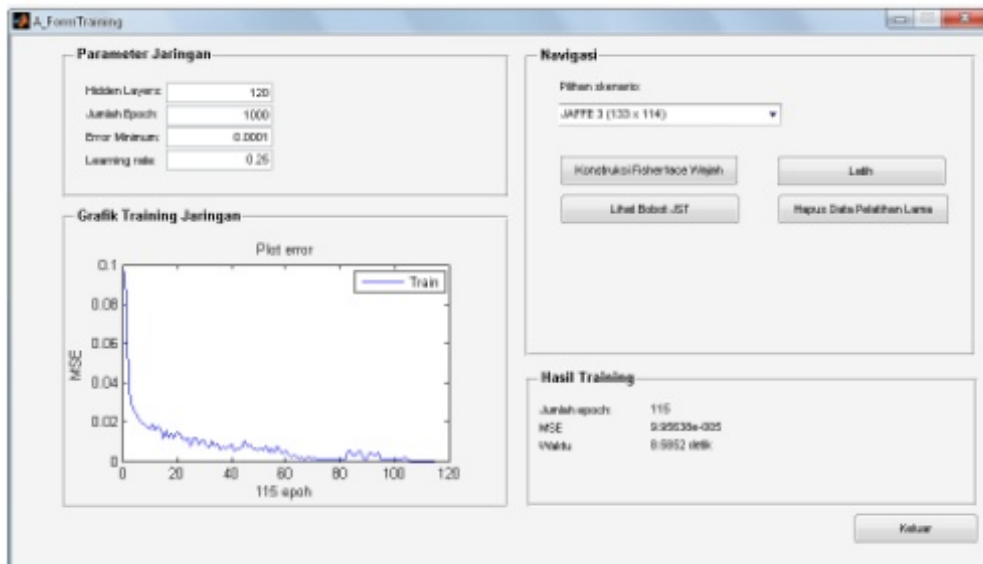
Form antarmuka pembelajaran jaringan syaraf tiruan ini terdapat empat panel, yaitu panel "Parameter Jaringan", panel "Navigasi", panel "Grafik Training Jaringan", dan panel "Hasil Training". Panel "Parameter Jaringan" digunakan untuk mengeset parameter jaringan yaitu jumlah *hidden layer*, jumlah *epoch*, *target error*, dan *learning rate*. Sedangkan panel "Navigasi" berisi tombol-tombol untuk melakukan proses di antaranya tombol "Konstruksi *Fisherface*" digunakan untuk membuat matriks proyeksi *fisher* dari data pelatihan yang telah dibuat sebelumnya. Tombol "Latih" digunakan untuk melatih jaringan berdasarkan parameter jaringan yang dimasukkan. Tombol "Lihat Bobot JST" digunakan melihat bobot JST yang dihasilkan,

dan tombol "Hapus Data Latih" digunakan untuk menghapus data hasil pelatihan yang telah disimpan sebelumnya. Pada panel "Grafik Training Jaringan" digunakan untuk menampilkan grafik hasil pembelajaran, dan panel "Hasil Training" digunakan untuk menampilkan hasil pelatihan, di antaranya yang ditampilkan adalah jumlah *epoch*, nilai MSE, dan sebab pelatihan dihentikan.

Pada form ini proses pembelajaran jaringan syaraf tiruan dapat dilakukan dengan memanfaatkan hasil konstruksi *fisherface* yang telah dihasilkan sebelumnya yang akan digunakan sebagai *input* untuk jaringan syaraf. Kemudian pada saat akan dilakukan pembelajaran jaringan syaraf tiruan, maka harus ditentukan dahulu parameter-parameter jaringan seperti jumlah neuron *hidden layer*, *learning rate*. Pada form ini proses pembelajaran jaringan syaraf tiruan dapat dilakukan dengan memanfaatkan hasil konstruksi *fisherface* yang telah dihasilkan sebelumnya yang akan digunakan sebagai input untuk jaringan syaraf. Kemudian pada saat akan dilakukan pembelajaran jaringan syaraf tiruan, maka harus ditentukan dahulu parameter-parameter jaringan seperti jumlah *neuron hidden layer*, *learning rate*, maksimum *epoch* yang diinginkan, dan minimum *error* yang diharapkan. Fungsi aktivasi yang digunakan dari *input layer* ke

hidden layer adalah fungsi sigmoid bipolar, sedangkan dari *hidden layer* ke *output layer* diaktivasi oleh fungsi sigmoid biner karena diharapkan *output* yang dihasilkan berada di antara interval 0 dan 1. Bobot awal dibangkitkan menggunakan inisialisasi *Nguyen-Widrow*.

Dalam proses ini akan dihasilkan bobot jaringan syaraf tiruan yang nantinya akan digunakan pada tahap pengenalan. Tampilan antarmuka form pembelajaran sistem pengenalan ekspresi wajah ditunjukkan seperti pada Gambar 8. Maksimum epoch yang



Gambar 8. Antarmuka form pembelajaran pada saat dijalankan

diinginkan, dan minimum *error* yang diharapkan. Fungsi aktivasi yang digunakan dari *input layer* ke *hidden layer* adalah fungsi sigmoid bipolar, sedangkan dari *hidden layer* ke *output layer* diaktivasi oleh fungsi sigmoid biner karena diharapkan *output* yang dihasilkan berada di antara interval 0 dan 1. Bobot awal

dibangkitkan menggunakan inisialisasi *Nguyen-Widrow*. Dalam proses ini akan dihasilkan bobot jaringan syaraf tiruan yang nantinya akan digunakan pada tahap pengenalan. Tampilan antarmuka form pembelajaran sistem pengenalan ekspresi wajah ditunjukkan seperti pada Gambar 9.



Gambar 9. Antarmuka form pengenalan saat dijalankan

Setelah dilakukan pembelajaran untuk jaringan syaraf tiruan, maka dapat dilakukan proses simulasi jaringan syaraf tiruan *feedforward* untuk menghitung keluaran jaringan berdasarkan arsitektur, pola masukan, dan fungsi aktivasi yang dipakai.

Jadi dengan pola masukan citra yang akan dikenali ini, diperoleh keluaran yang nantinya dapat digunakan untuk menentukan jenis kelas ekspresinya. Keluaran dari simulasi jaringan syaraf tiruan *feedforward* ini adalah vektor kolom berukuran 7×1 . Nilai lebih dari atau sama dengan 0,6 akan dikonversi ke-1, sedangkan nilai kurang dari 0,6 akan dikonversi ke-0. Nilai 1 mengindikasikan bahwa ekspresi tertentu ada, sedangkan nilai 0 mengindikasikan ekspresi tertentu tidak ada. Tampilan antarmuka pengenalan citra ekspresi wajah seperti pada Gambar 9.

Pada form pengenalan terdapat tiga buah panel pada halaman pengenalan untuk *user* umum, yaitu panel "Pengenalan", panel "*NN Output*", panel "Hasil Pengenalan". Pada panel "Pengenalan" digunakan untuk memasukkan data citra yang akan dikenali jenis ekspresinya. Di panel ini pula akan ditampilkan hasil deteksi wajah dari citra yang dimasukkan. Tombol "Pengenalan" digunakan untuk memproses pengenalan ekspresi wajah.

Panel "*NN Output*" akan menampilkan hasil keluaran dari jaringan syaraf tiruan, dan panel "Hasil Pengenalan" akan menampilkan jenis ekspresi yang dikenali berdasarkan keluaran dari jaringan syaraf tiruan.

Penutup

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan bahwa sistem pengenalan ekspresi wajah dapat dibangun dengan tiga buah sub sistem yaitu sistem pendeteksi wajah, sistem pembelajaran jaringan syaraf tiruan, dan sistem pengenalan ekspresi wajah yang dalam hal ini menggunakan pendekatan jaringan syaraf tiruan. Masing-masing sub sistem dalam sistem yang dibangun menggunakan metode yang

berbeda. Pada sistem pendeteksi wajah, digunakan metode *integral projection*, sedangkan pada sub sistem pembelajaran jaringan syaraf tiruan memanfaatkan hasil konstruksi *fisherface* sebagai *input*-nya. Sedangkan pada sub sistem pengenalan ekspresi wajah, digunakan *classifier* jaringan syaraf tiruan *backpropagation*.

Daftar Pustaka

- Deng HB, Jin LW, Zhen LX, & Huang JC. 2005. A New Facial Expression Recognition Method Based On Local Gabor Filter Bank and PCA plus LDA. *Int J. Information Technol* 11: 86-96.
- Fausset L. 1994. Fundamentals of Neural Networks: *Architedures, Algorithms, and Applications* New Jersey: Prentice-Hall.
- Gonzalez, R C. & Woods RE. 2008. Digital Image Processing, 3rd ed. New Jersey. Prentice-Hall Inc.
- Kulkarni SS. 2006. Facial Image Based Mood Recognition Using Committee Neural Networks. *Tesis* Department of Biomedical Engineering University of Akron.
- Ma L. & Khorasani K. 2004. Facial Expression Recognition Using Constructive Feedforward Neural Network. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 34: 1588 – 1595.
- Neggaz N, Bessnasi M, & Benyettou A. 2010. Application of Improved AAM and Probabilistic Neural Network to Facial Expression Recognition. *J Applied Sci* :1-8.
- Neeta S & Shalini B. 2010. Facial expression recognition. *IJCSE* 05: 1552-1557
- Lyons M, Akamatsu S, Kamachi M, & Gyoba J. 1998. Coding Facial Expression with Gabor Wavelet. *Proceedings of The Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. 14-16 April 1998: 200-205.
- Shergill GS, & Sarrafzadeh A. 2008. Computerized Sales Assistants: The application of computer technology to measure consumer interest-a conceptual framework, *J. Elect Commerce Research* 9.
- Smith LI. 2002. *A tutorial on Principal Component Analysis* Tersedia di: www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.pdf, 2002, diakses 24 Maret 2010.