

Pengenalan Ekspresi Wajah berbasis Filter Gabor dan Backpropagation Neural Network

Panca Mudji Rahardjo

Abstrak—Sebuah algoritma berbasis filter Gabor dan Backpropagation (BPP) Neural Network diusulkan untuk pengenalan ekspresi wajah. Pertama, ciri emosi ekspresi wajah dinyatakan dengan filter Gabor. Kemudian ciri digunakan untuk melatih jaringan neural dengan algoritma pelatihan Backpropagation. Terakhir, ekspresi wajah diklasifikasi dengan jaringan neural. Menggunakan algoritma tersebut, diperoleh hasil pengenalan yang tinggi.

Kata Kunci—Pengenalan ekspresi wajah, filter Gabor, Jaringan Backpropagation.

I. PENDAHULUAN

DALAM tahun-tahun terakhir ini terjadi ketertarikan dalam interaksi antara manusia dan computer. Ekspresi wajah memainkan peranan yang mendasar dalam interaksi sosial dengan manusia lainnya. Sebagai mana diteliti oleh Mehrabian [1], dalam komunikasi dua orang manusia hanya 7% pesan komunikasi disebabkan bahasa *linguistic*, 38% dikarenakan *paralanguage*, sedangkan 55% ditransfer dengan ekspresi wajah. Oleh karena itu, untuk memfasilitasi antarmuka manusia-mesin yang lebih bersahabat pada produk multi media, analisis garis wajah berbasis *vision* diteliti pada sepuluh tahun terakhir. Beberapa teknik telah diusulkan.

Ekman dan Friesen [2] mengembangkan system yang paling komprehensif untuk sintesa ekspresi wajah berbasis apa yang mereka sebut *Action Units* (AU). Mereka mendefinisikan system pengkodean aksi wajah (*facial action coding system* (FACS)). FACS terdiri atas 46 AU, yang menggambarkan gerakan wajah dasar. Ini berbasis pada aktivitas otot dan menggambarkan secara detail pengaruh masing-masing AU pada cirri wajah. Mereka mendefinisikan enam emosi dasar (bahagia, sedih, ketakutan, jijik, terkejut dan marah). Masing-masing enam emosi dasar ini memiliki ekspresi wajah yang unik. Di awal tahun 1990 komunitas *engineering* mulai menggunakan hasil-hasil ini untuk membuat metode otomatis untuk pengenalan emosi dari ekspresi wajah dalam gambar atau video [3].

Essa dan Pentland [4] menyajikan hasil pengenalan dan pengklasifikasian emosional tunggal dari ekspresi wajah berbasis metode aliran optic yang dihubungkan dengan geometris, fisik dan model wajah berbasis

gerakan. Mereka menggunakan energy gerakan 2 dimensi dan *template* sejarah yang mengkodekan keduanya, magnitude dan arah gerakan. Dengan pembelajaran pandangan gerakan 2 dimensi ‘ideal’ untuk empat ekspresi emosional (marah, jijik, bahagia dan terkejut), mereka mendefinisikan *spatial-temporal template* untuk ekspresi-ekspresi tersebut. Walaupun pendekatan yang diusulkan oleh Essa dan Pentland belum sepenuhnya divalidasi, perlu dicatat bahwa *spatial-temporal template* ekspresi wajah dari metode unik untuk klasifikasi emosional ekspresi wajah Kobayashi dan Hara [5] berhasil untuk pengenalan *real time*, pengklasifikasian emosional dan sistesis untuk ekspresi emosional dasar. Mereka merealisasikannya pada robot wajah 3 dimensi yang dapat mengenali dan menghasilkan ekspresi emosional. Mereka menggunakan data distribusi kecerahan citra wajah dan *neural network back-propagation* 3 lapis untuk klasifikasi dan sintesis ekspresi wajah.

N. Sebe, dkk. [6] mengusulkan metode pengenalan emosi menggunakan model Naive Bayes (NB). Mereka mengusulkan kerangka kerja untuk memilih distribusi model untuk masing-masing emosi. Penggunaan kerangka kerja ini mereka menunjukkan bahwa penggunaan asumsi model Cauchy memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik daripada menggunakan asumsi model *Gaussian*.

Weimin [7] mengusulkan pengenalan wajah berbasis ciri citra wajah dari filter Gabor dengan pengklasifikasian menggunakan *support vector machine* (SVM). Untuk memperkecil dimensi vector ciri dari 163840 yang dihasilkan dari filter Gabor, Weimin menggunakan *principle component analysis* (PCA) terhadap hasil filter Gabor, sehingga diperoleh 106 komponen dasar. Dari hasil penelitiannya, tingkat kebenaran pengenalan mencapai lebih dari 80% bila jumlah data pelatihan lebih dari 70. Penggunaan PCA memberikan tingkat kebenaran yang tinggi dan berarti bila jumlah data pelatihannya besar.

Dalam paper ini, fokus penelitiannya adalah penerapan ciri untuk mesin pengklasifikasi ekspresi wajah dari citra statis dengan pengklasifikasian menggunakan jaringan *backpropagation*. Walaupun ekspresi wajah bersifat dinamis dan kedinamisan adalah penting untuk pengertian hubungan antara akibat dan ekspresi, photo statis masih sering digunakan dalam penelitian dasar. Dalam penelitian ini menggunakan respons filter *wavelet* Gabor 2-D [8] sebagai ciri dasar.

Panca Mudji Rahardjo adalah dosen pada Jurusan Teknik Elektro, Universitas Brawijaya Malang, Indonesia (Korespondensi email panca@ub.ac.id, pancamr@yahoo.com)

Representasi ciri untuk ekspresi wajah berbasis filter Gabor diberikan dalam bagian 2. Pengklasifikasi jaringan *backpropagation* dijelaskan dalam bagian 3. Percobaan pengenalan ekspresi wajah dijelaskan dalam bagian 4, dan terakhir bagian 5 adalah kesimpulan dan pekerjaan mendatang.

II. REPRESENTASI CIRI UNTUK EKSPRESI WAJAH

Filter Gabor adalah pemodelan yang baik dari bidang penerima sel sederhana di mata kucing [9] dan ia memberikan dasar yang bagus untuk pengenalan objek dan pengenalan wajah [10,11,12]. Dalam penelitian ini digunakan filter Gabor 2-D untuk mengambil perubahan ketampakan wajah sebagai himpunan koefisien multi skala dan multi orientasi. Filter Gabor mungkin diterapkan pada lokasi tertentu pada wajah atau keseluruhan citra wajah.

Filter Gabor 2-D diperoleh dengan memodulasi gelombang sinus 2-D pada frekuensi dan orientasi tertentu dengan Gaussian envelope. Persamaan dasar filter Gabor 2-D ditunjukkan dalam persamaan (1), dimana σ_x dan σ_y adalah standard deviasi dari Gaussian envelope pada dimensi x dan y. λ dan θ_k adalah panjang gelombang dan orientasi dari gelombang sinus 2-D. Penyebaran dari *Gaussian envelope* didefinisikan dalam bentuk dari gelombang sinus λ . Rotasi dari x-y sebesar sudut θ_k menghasilkan filter Gabor pada orientasi θ_k .

$$f(x, y, \theta_k, \lambda) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left\{ \frac{(x \cos \theta_k + y \sin \theta_k)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(-x \sin \theta_k + y \cos \theta_k)^2}{\sigma_y^2} \right\} \right] \times \exp \left\{ \frac{2\pi(x \cos \theta_k + y \sin \theta_k)}{\lambda} \right\} \quad (1)$$

Jika semua filter Gabor dengan variasi panjang gelombang (λ) dan orientasi (θ_k) diterapkan pada satu titik tertentu (x,y), maka didapatkan banyak respon filter untuk titik tersebut, misal: digunakan empat panjang gelombang ($\lambda = 3, 5, 7, 10$) dan delapan orientasi, maka akan dihasilkan 32 respon filter untuk tiap titik citra yang dikonvolusikan dengan filter tersebut.

Citra database dan citra yang akan dikenali dikonvolusi lebih dahulu dengan Filter Gabor. Konvolusi tersebut akan menghasilkan titik-titik dengan nilai tertentu yang disebut sebagai *Gabor Jet Response*.

Titik-titik *gabor jet response* dari citra database dan citra yang akan dikenali dibandingkan dengan menerapkan prosedur *graph matching* pada citra yang akan dikenali, yaitu dengan memaksimalkan kemiripan magnitude Gabor antara *graph* model wajah yang sudah ditransformasi dengan representasi *graph* dari citra yang akan dikenali tersebut. Penerapan *graph matching* tersebut dapat didefinisikan dengan persamaan (2), dimana J adalah *gabor jet model* dari citra database dan

J' adalah *gabor jet model* dari citra yang akan dikenali.

$$\max_{J,J'} S(J, J') \quad (2)$$

III. PENGKLASIFIKASI JARINGAN BACKPROPAGATION

Metode pelatihan perambatan-balik secara sederhana adalah metode *gradient descent* untuk meminimalkan total galat kuadrat keluaran. Aplikasi yang memakai jaringan ini untuk masalah yang melibatkan pemetaan sekumpulan masukan terhadap sekumpulan target keluaran; jadi masuk kategori jaringan dengan pelatihan terbimbing [13,14,15].

Tujuan pelatihan jaringan ini adalah mendapatkan keseimbangan antara kemampuan tanggapan yang benar terhadap pola masukan yang dipakai untuk pelatihan jaringan (*memorization*) dan kemampuan memberikan tanggapan yang layak untuk masukan yang sejenis namun tidak identis dengan yang dipakai pada pelatihan (*generalization*).

Pelatihan jaringan perambatan balik melibatkan tiga tahap. Umpan-maju pelatihan pola masukan, komputasi dan perambatan-balik galat, serta perubahan bobot. Setelah pelatihan, aplikasi jaringan hanya melibatkan tahap komputasi umpan-maju. Walau pun pelatihan jaringan lambat, jaringan yang telah dilatih dapat menghasilkan keluaran dengan sangat cepat. Beragam variasi perambatan-balik telah banyak dikembangkan untuk meningkatkan kecepatan proses pelatihan.

Aplikasi dengan jaringan lapisan tunggal dapat dilakukan dengan pemetaan yang terbatas, sehingga jaringan lapis-jamak dengan satu atau lebih lapisan tersembunyi dapat diaplikasikan untuk pemetaan kontinyu dengan keakuratan tertentu.

Jaringan *neural* lapis-jamak dengan satu lapisan tersembunyi (unit Z) diperlihatkan pada Gambar 1. Unit keluaran (unit Y) dan unit-unit tersembunyi serta bias diperlihatkan. Bias pada unit keluaran Y_k dilambangkan dengan w_{0k} , bias pada unit tersembunyi Z_j dilambangkan dengan v_{0j} . Istilah bias-bias ini berlaku sebagai bobot pada hubungan unit-unit dengan keluaran selalu satu. Hanya aliran informasi umpan-maju yang diperlihatkan pada Gambar 1. Selama fase pelatihan perambatan-balik, sinyal dikirim pada arah yang berlawanan.

ALGORITMA PELATIHAN

Langkah-langkah pelatihan jaringan perambatan balik sebagai berikut:

0. Inisialisasi bobot.

(bobot diberi nilai acak yang kecil)

1. Jika kondisi berhenti salah, kerjakan 2-9.
2. Untuk tiap pasangan pola masukan, kerjakan 3-8.

Umpan-maju:

3. Tiap unit masukan (X_i , $i = 1, \dots, n$) menerima sinyal masukan x_i dan meneruskan sinyal ini ke semua unit pada lapisan di atasnya (unit tersembunyi).
4. Tiap unit tersembunyi (Z_j , $j = 1, \dots, p$) hitung sinyal masukan berbobotnya,

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

Terapkan fungsi aktivasinya untuk menghitung sinyal keluaran,

$$z_j = f(z_in_j)$$

Dan kirim sinyal ini ke semua unit pada layer di atasnya (unit keluaran).

5. Tiap unit keluaran (Y_k , $k = 1, \dots, m$) hitung sinyal masukan berbobotnya,

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

dan terapkan fungsi aktivasinya untuk menghitung sinyal keluaran,

$$y_k = f(y_in_k)$$

Perambatan balik galat:

6. Tiap unit keluaran (Y_k , $k = 1, \dots, m$) menerima pola target yang bersesuaian dengan pola masukan, dihitung parameter informasi galat,

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

Hitung parameter koreksi bobotnya (dipakai untuk mengubah w_{jk}),

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j, \quad \alpha = \text{pesat pembelajaran}$$

Hitung parameter koreksi bias (dipakai untuk mengubah w_{0k})

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

dan kirim δ_k ke unit-unit dibawahnya.

7. Tiap unit tersembunyi (Z_j , $j = 1, \dots, p$) hitung masukan deltanya (dari unit pada lapisan dibawahnya),

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

Kalikan dengan turunan fungsi aktivasinya untuk menghitung parameter informasi galatnya,

$$\delta_j = \delta_in_j f'(z_in_j)$$

Hitung parameter koreksi bobotnya (dipakai untuk mengubah v_{ij}),

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

Hitung parameter koreksi bias (dipakai untuk mengubah v_{0j})

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

Perbaharui bobot dan bias:

8. Tiap unit keluaran (Y_k , $k = 1, \dots, m$) ubah bias dan bobotnya ($j = 0, \dots, p$):

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

Tiap unit tersembunyi (Z_j , $j = 1, \dots, p$) ubah bias dan bobotnya ($i = 0, \dots, n$):

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

9. Test kondisi berhenti.

IV. PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS

PCA memungkinkan kita menghitung transformasi

linier yang memetakan data dari ruang dimensi yang besar ke ruang dimensi yang lebih kecil.

Analisis ini bertujuan untuk mentransformasikan suatu variabel menjadi variable baru (yang disebut sebagai komponen utama atau faktor) yang tidak saling berkorelasi.

Variabel hasil konvolusi filter Gabor dilambangkan dengan :

$$X_j (j=1, 2, \dots, p)$$

Di mana X_j = variabel pada sudut orientasi ke- j dan p = jumlah sudut orientasi. Selanjutnya dengan format seperti itu akan dianalisis dengan PCA terlebih dahulu distandarisasi menjadi variabel baku

$$Y_j (j=1, 2, \dots, p)$$

dimana $y_{ij} = (x_{ij} - \mu_j) / s_j$, sehingga rata-rata masing-masing sama dengan nol, simpangan baku dan ragam masing-masing dengan satu, dan koefisien korelasi sebesar $r_{jj} \neq 0$. Dalam PCA akan dilakukan ortogonalisasi terhadap variabel-variabel Y_j tersebut sehingga diperoleh

$$Z_\alpha (\alpha = 1, 2, \dots, q \leq p)$$

yang memiliki karakteristik: korelasi $r_{\alpha\alpha}=0$, rata-rata masing-masing sama dengan nol dan ragam Z_α sama dengan $\lambda_\alpha \geq 0$ dimana $\sum \lambda_\alpha = p$.

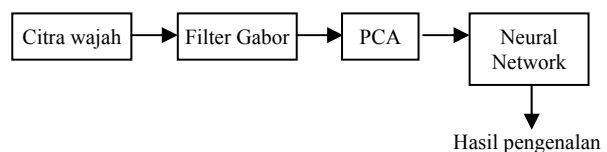
Bentuk umum perkalian matriks menjadi:

$$Z_\alpha = Y B \alpha$$

Selanjutnya dalam PCA juga dilakukan standarisasi terhadap variabel-variabel ortogonal tersebut menjadi variabel baru F_α ($\alpha = 1, 2, \dots, q \leq p$) yang memiliki karakteristik: korelasi $r_{\alpha\alpha}=0$, rata-rata masing-masing sama dengan nol dan nilai ragam masing-masing F_α sama dengan satu.

V. PERCOBAAN SISTEM PENGENALAN

Diagram blok aplikasi system ini ditunjukkan dalam Gambar 2.



Gambar 2. Diagram blok aplikasi sistem

A. Database ekspresi wajah

Penelitian ini menggunakan 100 *sample* foto ekspresi wajah untuk mengevaluasi teknik klasifikasi ekspresi statis. Database ini terdiri atas citra-citra subjek manusia individu dengan berbagai ekspresi wajah. Dalam database ini dengan empat ekspresi *prototype*: takut, santai, senang dan terkejut. Untuk masing-masing subjek dan ekspresi, database berisi urutan citra wajah yang diawali dengan ekspresi 'netral' dan berakhir dengan ekspresi target. Urutan cita didigitalisasi ke dalam array 640×480 pixel dengan 8-bit nilai *grayscale*. Dalam masing-masing percobaan pengenalan, 200 citra dipilih secara acak sebagai data pelatihan, lainnya untuk data pengujian.

B. Pemrosesan awal citra

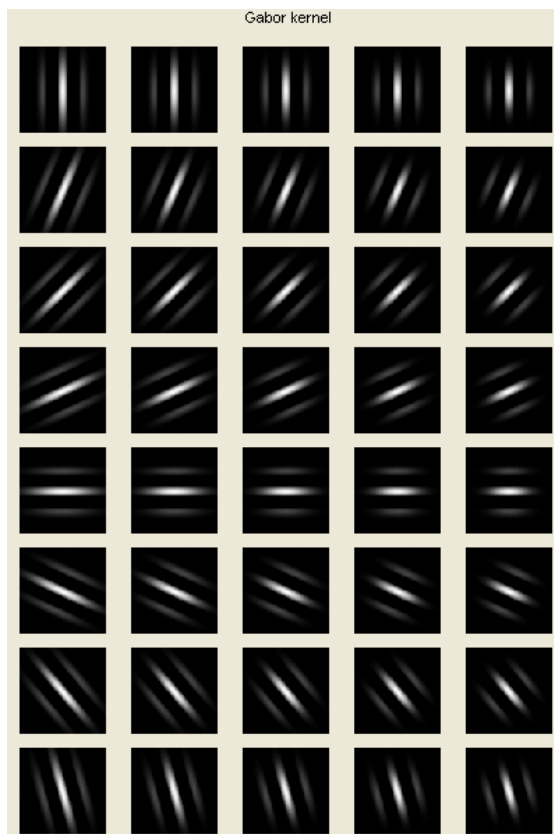
Sebelum segmentasi daerah *local* dan *global*, semua citra diputar, diskala dan ditranslasi sehingga mata dan mulut diatur pada lokasi yang sama dalam masing-masing citra. Kemudian disegmentasi masing-masing citra ke 64×64 pixel. Contoh citra tersegmentasi dari database ditunjukkan dalam Gambar 3.



Gambar 3. Contoh dari database

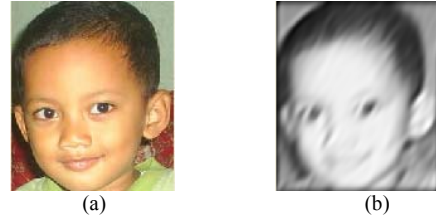
C. Representasi Ciri

Untuk memperoleh vector Gabor-wajah, lima frekuensi spasial dan delapan orientasi digunakan dalam study ini. Masing-masing citra tersegmentasi dikonversi ke dalam representasi Gabor menggunakan himpunan 40 filter Gabor dengan beda skala dan beda orientasi. Maka vector Gabor-wajah membentuk $64 \times 64 \times 5 \times 8 = 163840$ dimensi ciri. Vektor dimensi ini terlalu besar, maka digunakan PCA untuk mengurangi vector dimensi. Setelah komputasi analisis, 106 komponen dasar pertama berisi 94% energy total. Sehingga 106 komponen ini digunakan sebagai vector ciri untuk representasi wajah.



Gambar 4. Gabor kernel untuk 5 frekuensi spasial dan 8 orientasi

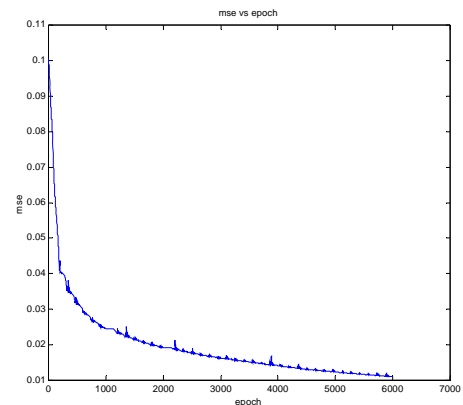
Kernel filter Gabor dengan lima frekuensi spasial $\lambda = 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0$ dan delapan orientasi $\theta = 90^\circ, 67^\circ, 45^\circ, 25^\circ, 0^\circ, -25^\circ, -50^\circ, -75^\circ$ dengan standard deviasi Gaussian $\sigma = 3$ ditunjukkan dalam Gambar 4. Hasil konvolusi filter Gabor dengan sebuah citra wajah ditunjukkan dalam Gambar 5.



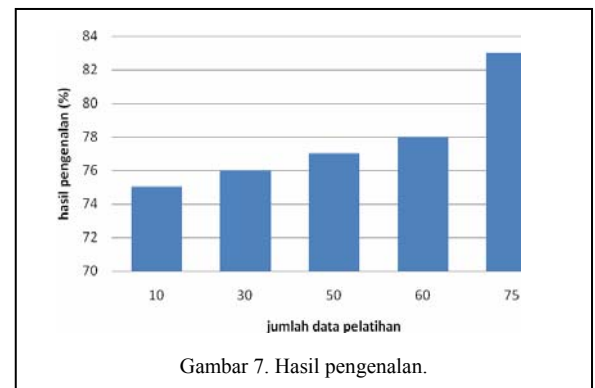
Gambar 5. (a) citra asli (b) hasil konvolusi dengan filter Gabor

D. Klasifikasi

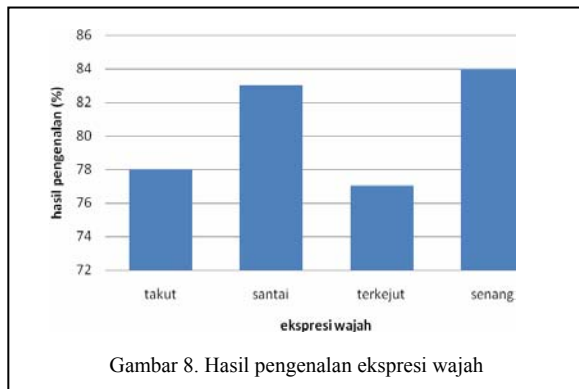
Klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah backpropagation neural network. Hasil beberapa percobaan untuk menentukan jumlah neuron tersembunyi, diperoleh arsitektur jaringan yang digunakan adalah 106 neuron masukan, 20 neuron tersembunyi dan 6 klasifikasi keluaran. Kurva pembelajaran untuk 200 citra pelatihan ditunjukkan dalam Gambar 6.



Gambar 6. Kurva pembelajaran



Gambar 7. Hasil pengenalan.



VI. KESIMPULAN

Paper ini menjelaskan system pengenalan ekspresi wajah, dengan menggunakan wavelet Gabor untuk ekstraksi cirri wajah dan backpropagation neural network untuk pengenalan ekspresi wajah. Ciri untuk representasi wajah diseleksi menggunakan PCA.

Dari hasil penelitian menunjukkan PCA dapat digunakan untuk seleksi ciri dengan sample yang cukup, dan backpropagation neural network baik untuk pengenalan ini.

REFERENSI

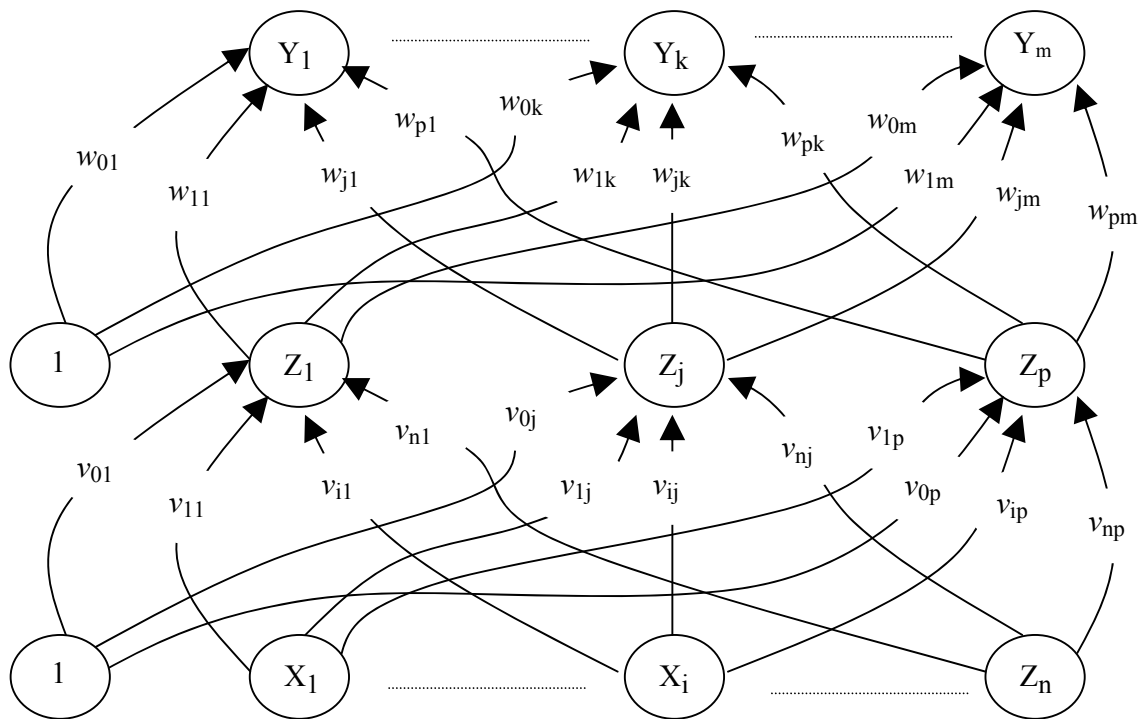
- [1] A. Mehrabian, Communication without words, Psychology Today, Vol 2, No.4, pp.53–56, 1968.
- [2] P. Ekman and W. V. Friesen. Facial Action Coding System: Investigator's Guide. Palo Alto, CA: Consulting Psychologists Press, 1978
- [3] Y.Yacoob and L.S. Davis. Recognizing human facial expressions from long image sequences using optical flow. IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., Vol 18, No.6, pp. 636–642, 1996.
- [4] I.A. Essa, A.P. Pentland, Coding analysis interpretation and recognition of facial expressions, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol19 ,No.7,pp. 757–763, 1997.
- [5] H. Kobayashi, F. Hara, Facial interaction between animated 3D face robot and human beings. SMC '97, pp. 3732–3737. Oct 1997
- [6] N. Sebe, I. Cohen, A. Garg, M. Lew, and T. Huang. Emotion recognition using a Cauchy Naive Bayes classifier. ICPR2002.Vol.4: 3732-3737, Aug. 2002.
- [7] X. Weimin. Facial Expression Recognition Based on Gabor Filter and SVM. Chinese Journal of Electronics Vol.15,No.4A. 2006.
- [8] Daugman, J. G.. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. Journal of the Optical Society of America A.2, pp.1160-1169, 1985.
- [9] Jones, J. P. and Palmer, L. A.. An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of receptive fields in cat striate cortex. Journal of Neurophysiology. Vol58, No.6, pp. 1233-1258, 1987.
- [10] Wiskott, L., Fellous, J. -M., Krüger, N., and von der Malsburg, C.. Face recognition by elastic bunch graph matching. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol19,No.7, pp. 775-779, 1997.
- [11] Bartlett, M.S., Littlewort, G., Frank, M., Lainscsek, C.,asel, I., Movellan, J.. Recognizing facial expression: machine learning and application to spontaneous behavior. CVPR 2005. Vol. 2, pp.568 – 573, June 2005.
- [12] Y. Tian, T. Kanade, and J. Cohn. Evaluation of Gabor-wavelet-based facial action unit recognition in image sequences of increasing complexity. FGR02, pp. 229 – 234, May 2002.
- [13] P.M. Rahardjo. Penerapan Jaringan Perambatan-Balik untuk Pengenalan Kode Pos Tulisan Tangan. [Thesis](#). Universitas Gadjah Mada. 2001.
- [14] P.M. Rahardjo, H. Tolle. Penerapan Jaringan Perambatan Balik untuk Sistem Deteksi Kesalahan pada Pengenalan Angka Tulisan Tangan. Jurnal Ilmu-Ilmu Teknik. Lembaga Penelitian Universitas Brawijaya. Vol. 17, No. 1, April 2005, hal. 85.
- [15] L. Fausett. Fundamentals of Neural Network. Prentice Hall. 1994.

Panca
Sumenep,
Institut
Surabaya,
Teknologi



Teknik
Brawijaya,
Isyarat dan

Mudji Rahardjo lahir di 1970. Tahun 1988, kuliah di Teknologi Sepuluh Nopember pada Fakultas Non-Gelar Sipil-Hydro Teknik. Dia memperoleh S.T. di bidang Elektronika, Universitas 1995 dan M.T. di bidang Sistem Elektronika, Universitas Gadjah Mada, Indonesia, 2001. Dia sebagai Assistant Engineer di Production Engineering Dept. di PT. Asahi Electronics Indonesia, a Telephone Answering Device manufacturer, Tahun '96-'98; sebagai Engineering Assistant of Engineering Dept. at PT. Tokyo Pigeon Indonesia, an Audio Mechanism manufacturer, tahun '98-'99; dan sebagai Dosen Jurusan Teknik Elektro, di Universitas Brawijaya, sejak 2002. Dia adalah Kepala Laboratorium Elektronika di Universitas Brawijaya sejak 2007. Bidang penelitiannya adalah Instrumentation System Design, Pattern Recognition dan Digital System Design.



Gambar 1 Backpropagation neural network dengan satu lapisan tersembunyi [15]