

Pengenalan Pola Senyum Menggunakan *Backpropagation* Berbasis Ekstraksi Fitur *Principal Component Analysis (PCA)*

Rima Tri Wahyuningrum¹, Riza Mashita Wati², Aeri Rachmad³

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Trunojoyo Madura

Jl. Raya Telang PO BOX 2 Kamal, Bangkalan

E-mail: ¹rima_tw@yahoo.co.id; ²rizh4@yahoo.co.id; ³aery_r@yahoo.com

Abstrak

Pada penelitian ini dilakukan pengenalan pola senyum menggunakan *backpropagation* berbasis ekstraksi fitur *Principal Component Analysis (PCA)*. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan penelitian tentang pengenalan ekspresi wajah, yaitu pola senyum seseorang yang diklasifikasikan menjadi lima macam (senyum manis, senyum mulut tertutup, senyum mulut terbuka, senyum mengejek, senyum yang dipaksakan). Data yang digunakan sebanyak 250 data, diambil dari 10 orang dengan lima macam pola senyum, masing-masing orang diwakili 25 data, sehingga masing-masing kelompok senyum terdapat lima data. Ukuran *image* wajah yang diolah adalah 100×100 *pixel*, kemudian dilakukan *cropping* pada bagian bibir sehingga ukuran *image* menjadi 39×25 *pixel*. Selanjutnya dilakukan proses *grayscale* sebelum dilakukan ekstraksi fitur menggunakan *PCA*. Tujuan penggunaan *PCA* adalah untuk mereduksi dimensi dari *image* yang diolah. Kemudian untuk pengenalannya menggunakan *backpropagation*. Pada penelitian ini digunakan teknik *five cross validation* supaya nilai akurasi yang dihasilkan bersifat objektif. Hasil akurasi pengenalan tertinggi diperoleh saat dilakukan uji coba menggunakan 10 *hidden layer*, dan nilai eigen 15 yaitu sebesar 82,67%.

Kata kunci: pengenalan pola senyum, *cropping*, *PCA*, *backpropagation*.

Abstract

In this study conducted a smile pattern recognition using feature extraction backpropagation-based Principal Component Analysis (PCA). This study aims to develop research on facial expression recognition, the pattern of a person's smile is classified into five types (sweet smile, closed mouth smile, open mouth smile, smile taunting, a forced smile). Data used as many as 250 data, taken from 10 people with five kinds of smile patterns, each one represented by 25 data, so that each group contained five data smile. The size of the processed face image is 100×100 pixels, then do cropping on the lips so that the image size to 39×25 pixels. Grayscale process is then performed prior to feature extraction using PCA. Purpose of using PCA is to reduce the dimensions of the image is processed. Then for the introduction using backpropagation. In this study used five cross-validation technique so that the resulting accuracy values are objective. The results of the highest recognition accuracy obtained when conducted trials using 10 hidden layer, and eigenvalues 15 that is equal to 82.67%.

Keywords: smile pattern recognition, *cropping*, *PCA*, *backpropagation*.

Pendahuluan

Penelitian pengenalan pola senyum telah banyak dilakukan [1–6]. Hal ini disebabkan karena semakin luasnya penggunaan teknik identifikasi pola senyum dalam aplikasi yang digunakan oleh masyarakat. Pola senyum merupakan salah satu bentuk ekspresi wajah. Para peneliti telah melakukan penelitian terhadap teknik yang sudah ada dan mengajukan teknik baru yang lebih baik dari yang lama. Dua hal yang menjadi masalah utama pada identifikasi pola senyum adalah proses ekstraksi fitur dari sampel pola senyum yang ada dan juga teknik klasifikasi yang digunakan untuk mengklasifikasikan pola senyum yang ingin dikenali berdasarkan fitur-fitur yang telah dipilih.

Ekstraksi *fitur* adalah proses untuk mendapatkan ciri-ciri pembeda yang membedakan suatu sampel pola senyum dengan sampel pola senyum yang lain. Bagi sebagian besar aplikasi pengenalan pola, teknik ekstraksi fitur yang handal merupakan kunci utama dalam penyelesaian masalah pengenalan pola. Metode *Principal Component Analysis (PCA)* untuk pengenalan wajah dikenalkan oleh M Turk & Pentland pada tahun 1991. Metode tersebut bertujuan untuk memproyeksikan data pada arah yang memiliki variasi terbesar, yang ditunjukkan oleh vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen terbesar dari matrik kovarian. Nilai eigen (hasil ekstraksi fitur) disusun mulai dari nilai eigen terbesar hingga yang terkecil.

Kemudian fitur-fitur yang terpilih nantinya digunakan untuk proses klasifikasi pelatihan dan digunakan untuk ekstraksi fitur data pengujian. Ekstraksi fitur pada proses pengujian dilakukan dengan mengambil hasil ekstraksi fitur pada proses pelatihan diterapkan pada data pengujian. Hasil ekstraksi fitur pada data pengujian ini nantinya digunakan sebagai inputan pada proses klasifikasi pengujian.

Selanjutnya proses klasifikasi pelatihan dilakukan setelah data-data pelatihan diambil fitur-fitur khusus, di mana fitur-fitur khusus ini berupa vektor fitur yang dimensinya lebih kecil. Metode ini mampu mengklasifikasikan atau memilih suatu *input* data ke dalam kategori tertentu yang sudah ditetapkan. Dalam penelitian ini menggunakan metode *backpropagation*. *Backpropagation* mampu melakukan generalisasi dan ekstraksi dari suatu pola data tertentu [7]. Metode ini merupakan salah satu jenis dari aplikasi Jaringan Saraf Tiruan (JST). Pada umumnya tujuan JST adalah melakukan proses pelatihan untuk mendapat *blancing* antara kemampuan jaringan untuk menanggapi secara benar pola-pola *input* pada saat pelatihan (dapat dikatakan kemampuan mengingat) dan kemampuan untuk memberikan penilaian yang layak dari suatu pola *input* yang serupa. Sehingga dari proses pelatihan tersebut akan dibentuk suatu harga pembobot yang akan digunakan sebagai faktor pengkalian dari pola *input* yang lain.

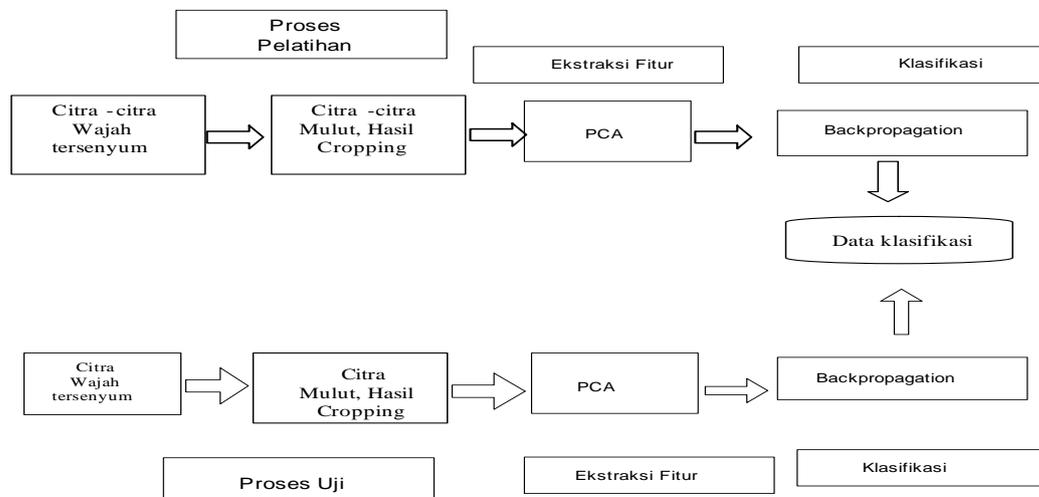
Metode Penelitian

Secara garis besar sistem terdiri dari dua bagian, yaitu proses pelatihan citra dan proses pengujian citra seperti yang ditunjukkan Gambar 1. Pada

proses pelatihan, citra-citra wajah tersenyum adalah file-file wajah yang masing-masing berukuran 100×100 *pixel grayscale* yang diperoleh dari hasil modifikasi manual. Artinya, setelah file foto-foto wajah diperoleh, proses normalisasi seperti *cropping* bibir dengan ukuran gambar 39×25 *pixel* dan *resize* untuk menyamakan dimensi gambar dilakukan secara manual. Selanjutnya, dilakukan proses ekstraksi ciri menggunakan PCA sehingga dihasilkan matrik *eigen* vektor citra pembelajaran yang nantinya dibandingkan dengan matrik citra pengujian. Kemudian dilanjutkan dengan proses identifikasi/pengenalan pola senyum menggunakan metode *backpropagation*. Pada penelitian ini proses pengenalan pola senyum dikelompokkan atas lima kelas yaitu senyum manis, senyum mulut tertutup, senyum mulut terbuka, senyum mengejek, senyum yang dipaksakan.

Preprocessing

Data yang digunakan sebanyak 250 data wajah tersenyum, diambil menggunakan kamera digital Sony S950 dengan resolusi 10,1 mega *pixel*. Kemudian jarak yang digunakan dalam pengambilan citra wajah tersenyum sebesar satu meter. Dari kamera, selanjutnya gambar ditransfer ke dalam komputer menggunakan software *kodak easyshare*, format *default*-nya JPG dengan dimensi yang cukup besar yaitu 3648×22736 *pixel*. Supaya citra dapat diolah, citra wajah di *stretching* menggunakan *paint*, yaitu dengan horizontal 10% dan vertikal 10%, kemudian diambil bagian wajahnya saja dengan ukuran *pixel* yang lebih kecil. Selanjutnya citra wajah disamakan (normalisasi) ukurannya dan formatnya diubah menjadi BMP. Data



Gambar 1. Blok diagram perancangan sistem

Tabel 1. Distribusi data pelatihan dan pengujian

Data	Kelompok I					Kelompok II					Kelompok III					Kelompok IV					Kelompok V				
	Kelas					Kelas					Kelas					Kelas					Kelas				
	I	II	III	IV	V	I	II	III	IV	V	I	II	III	IV	V	I	II	III	IV	V	I	II	III	IV	V
Latih	Citra 1 s.d. 40					Citra 11 s.d. 50					Citra 1 s.d. 10 dan 21 s.d. 50					Citra 1 s.d. 20 dan 31 s.d. 50					Citra 1 s.d. 30 dan 41 s.d. 50				
	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40
	200					200					200					200					200				
Uji	Citra 41 s.d. 50					Citra 1 s.d. 10					Citra 11 s.d. 20					Citra 21 s.d. 30					Citra 31 s.d. 40				
	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
	50					50					50					50					50				

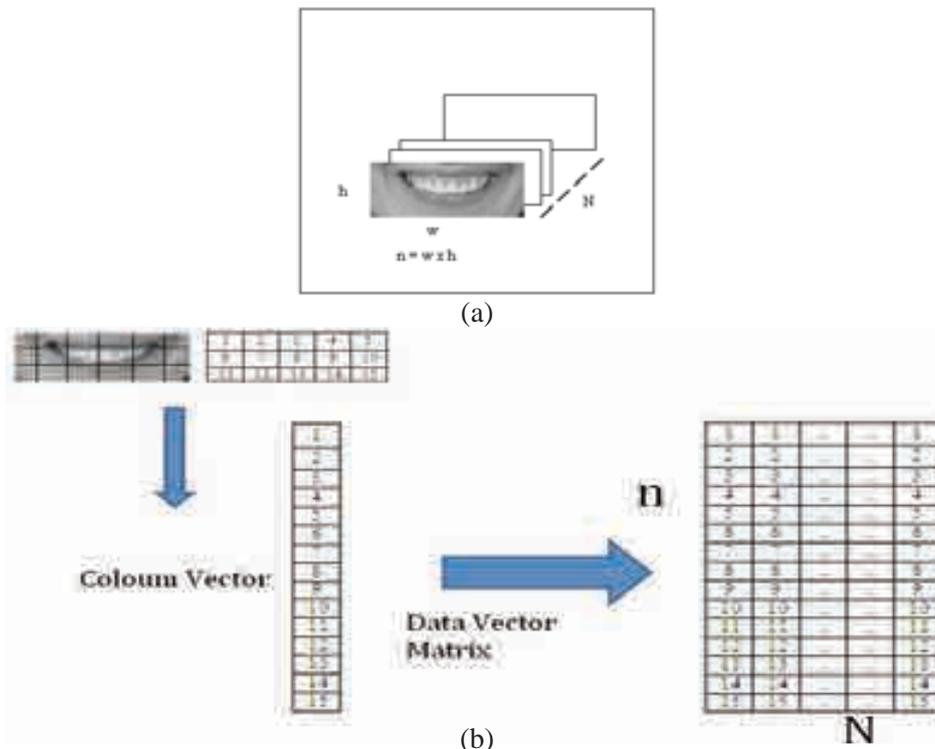
citra wajah siap diproses untuk lebih lanjut, yaitu dilakukan *cropping* pada wilayah bibir dengan ukuran $39 \times 25 \text{ pixel}$ kemudian dilakukan proses ekstraksi fitur dan terakhir proses pengenalan pola senyum.

Metoda *five-fold cross validation* digunakan sehingga data pada setiap pola senyum dibagi menjadi lima kelompok, dengan 4/5 data untuk tiap kelas (40 data) dijadikan data pelatihan sedangkan 1/5 data untuk tiap kelas (10 data) dijadikan data pengujian. Lima kelompok ini kemudian di rotasi tanpa terjadi

overlapping sehingga semua kelompok pernah menjadi data pelatihan dan data pengujian, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Ekstraksi Fitur Menggunakan PCA

Basis optimal yang dapat digunakan untuk merepresentasikan suatu vektor citra diberikan oleh *eigenspace* yang dibentuk dari nilai-nilai eigen yang tidak nol (*nonzero eigenvalues*) dari matrik kovarian



Gambar 2. (a) Citra mulut sejumlah N . (b) Vektor mulut disusun menjadi sebuah matrik yang memiliki dimensi $(n \times N)$

seluruh citra tersebut. Dengan menggunakan basis yang dibentuk oleh *eigenspace*, dapat dilakukan reduksi dimensi dengan melakukan transformasi linier dari suatu ruang berdimensi tinggi ke dalam ruang yang berdimensi lebih rendah. Untuk menentukan dimensi yang lebih rendah dengan *information loss* yang minimum dapat dilakukan dengan memilih sejumlah nilai eigen (*eigenvalue*) yang terbesar dari ruang berdimensi tinggi tersebut.

Eigenspace dapat dihitung bila nilai *eigenvector* atau *eigenvalue* dari nilai matrik kovarian data telah diperoleh. *Eigenvalue* yang diambil adalah yang bernilai bukan nol dari matrik kovarian basis orthonormal pada dimensi awal (n). Bila jumlah data yang digunakan adalah i , maka data matrik x adalah seperti pada Persamaan 1.

$$x^i = [x_1^i \quad \dots \quad x_n^i] \quad (1)$$

Kemudian dilakukan proses *mean centered*, yaitu proses pengurangan nilai vektor terhadap rata-rata seluruh citra, seperti ditunjukkan pada Persamaan 2.

$$\bar{x}^i = x^i - m, \text{ dengan } m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x^i \quad (2)$$

Pada proses pengenalan atau indentifikasi umumnya melibatkan banyak data citra. Vektor mulut akan disusun menjadi sebuah matrik yang memiliki dimensi ($n \times N$) seperti pada Persamaan 3 dan Gambar 2.

$$\bar{X} = [\bar{x}^1 \mid \bar{x}^2 \mid \dots \mid \bar{x}^N] \quad (3)$$

Data matrik X kemudian dikalikan dengan *transposenya* sendiri untuk menghasilkan nilai kovarian, seperti ditunjukkan pada Persamaan 4.

$$\Omega = \bar{X} \bar{X}^T \quad (4)$$

Selanjutnya menghitung *eigenvalue* (Λ) dan *eigenvector* (V), menggunakan Persamaan 5.

$$\Omega V = \Lambda V \quad (5)$$

Hasilnya adalah sebuah matrik kovarian yang dapat memiliki *eigenvector* hingga sebanyak N dengan nilai *eigenvalue* yang diambil bukan nol.

Eigenvector yang dihasilkan diurutkan dari nilai terbesar sampai ke nilai terkecil, sesuai dengan nilai pada *eigenvalue*-nya. Dengan demikian, *eigenvector* dengan nilai *eigenvalue* terbesar adalah yang memiliki varian terbesar pada seluruh citra. *Eigenvector*

berikutnya memiliki varian terbaik kedua dan seterusnya.

Memproyeksikan data pelatihan ke *eigenlips* menggunakan Persamaan 6. Data pelatihan yang diproyeksikan adalah data pelatihan yang sudah melalui proses *mean centered*.

$$\tilde{x}^i = V^T \bar{x}^i \quad (6)$$

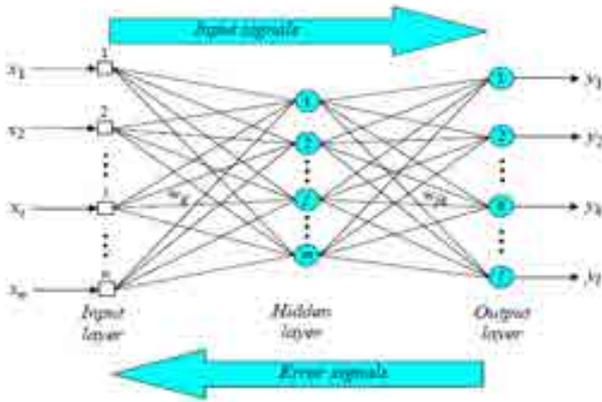
Sehingga *eigenspace* yang dihasilkan akan berdimensi ($N \times N$), jauh lebih kecil daripada ($n \times n$). Jumlah data pelatihan setiap pola senyum pada pelatihan ini adalah 40 data. Untuk lima pola senyum mempunyai data pelatihan 200 data. Sehingga matrik vektor data pelatihan pada penelitian ini memiliki dimensi 975×200 . Setiap vektor data sudah melalui proses *mean centered*. Selanjutnya matrik vektor data tersebut diproyeksikan ke *eigenspace*, maka dimensi data pelatihan menjadi 200 0215 200.

Diskriminasi yang dilakukan pada penelitian ini mulai eigen pertama sampai dengan eigen ke-20, dengan mempertimbangkan pada urutan varian terbaik yang dimiliki *eigenvector*. Perubahan jumlah eigen ini akan diuji seberapa besar pengaruh perubahan nilai eigen terhadap hasil klasifikasi atau pengenalan pola senyum.

Pengenalan pola senyum menggunakan *backpropagation*

Backpropagation merupakan salah satu model jaringan saraf tiruan yang populer hingga saat ini. Model jaringan ini banyak digunakan untuk diaplikasikan pada penyelesaian suatu masalah yang berkaitan dengan identifikasi, prediksi, pengenalan pola dan lain sebagainya. Metode ini merupakan *supervised training* yaitu untuk tiap pola *input* terdapat pasangan target *output* untuk masing-masing pola *input*. Ide dasarnya dapat dideskripsikan dengan pola hubungan sederhana sebagai berikut: jika pola *output* memberikan hasil yang tidak sesuai dengan pola target yang di inginkan, maka bobot akan dikoreksi agar *error*-nya dapat diperkecil dan selanjutnya respons jaringan diharapkan akan lebih mendekati harga yang sesuai.

Umumnya tujuan jaringan saraf tiruan adalah pada proses pelatihan supaya *blancing* antara kemampuan jaringan untuk menanggapi secara benar pola-pola *input* (dapat dikatakan kemampuan mengingat) dan kemampuan untuk memberikan penilaian yang layak dari suatu pola *input* yang serupa. Sehingga dari proses



Gambar 3. Blok diagram *backpropagation* dengan satu *hidden layer*

pelatihan tersebut akan dibentuk suatu harga pembobot yang akan digunakan sebagai faktor pengali dari pola *input* yang lain.

Pada metode ini terdapat tiga tahapan dalam proses pelatihan yaitu: proses umpan maju dari pola *input* pelatihan, perhitungan propagasi dari *error* yang terjadi dan penyesuaian nilai pembobot. Pada tahap pelatihan ini dilakukan perubahan bobot sambungan, baik bobot sambungan antara *input layer* dan *hidden layer* maupun antara *hidden layer* dengan *output layer*. Bila terdapat lebih dari satu *hidden layer* maka juga terdapat pembobot antara *hidden layer* itu sendiri. Sedangkan penyelesaian masalah akan dilakukan jika proses pelatihan tersebut selesai, kemudian dilakukan proses pengujian tentunya dengan menggunakan pembobot yang telah dihasilkan pada proses pelatihan [7]. Gambar 3 menunjukkan contoh jaringan saraf tiruan *backpropagation*.

Algoritma *Backpropagation*

Berikut ini dijelaskan algoritma metode *backpropagation*:

- Langkah 1 : Inisialisasi bobot dengan bilangan nilai acak kecil.
 Langkah 2 : Selama kondisi berhenti salah, kerjakan langkah 3–8.

Umpan Maju (*Feedforward*)

- Langkah 3 : Tiap unit *input* ($x_i, i=1, \dots, n$) menerima isyarat *input* x_i dan diteruskan ke unit-unit tersembunyi (*hidden layer*).
 Langkah 4 : Tiap unit tersembunyi ($z_j, z=1, \dots, p$) menjumlahkan bobot sinyal *input*, seperti ditunjukkan Persamaan 7.

$$Z_{injk} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (7)$$

dengan menerapkan fungsi aktivasi hitung, seperti ditunjukkan Persamaan 8:

$$Z_j = f(Z_{injk}) \quad (8)$$

misal, fungsi aktivasi yang digunakan adalah sigmoid, seperti ditunjukkan Persamaan 9:

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (9)$$

dan mengirimkan isyarat ini ke semua unit pada unit *output*.

Langkah 5 : Tiap unit *output* ($y_k, k=1, \dots, m$) menjumlahkan isyarat masukan berbobot seperti ditunjukkan Persamaan 10:

$$Y_{in_k} = w_{0j} + \sum_{k=1}^p z_j v_{jk} \quad (10)$$

dengan menerapkan fungsi aktivasi hitung seperti ditunjukkan Persamaan 11:

$$Y_j = f(Y_{in_k}) \quad (11)$$

Perambatan Galat Mundur (*Backpropagation*)

Langkah 6 : Tiap unit *output* ($y_k, k=1, \dots, m$) menerima pola pelatihan *inputnya*.

Hitung galat (*error*) informasinya seperti ditunjukkan Persamaan 12:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(Y_{in_k}) \quad (12)$$

Hitung koreksi bobot dan biasanya menggunakan Persamaan 13:

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k x_j \text{ dan } \Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (13)$$

Langkah 7 : Tiap *hidden layer* ($z_j, z=1, \dots, p$) menjumlahkan delta *inputnya* (dari unit-unit yang berada pada lapisan atasnya), seperti ditunjukkan Persamaan 14:

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (14)$$

Hitung galat (*error*) informasinya menggunakan Persamaan 15:

$$\delta_j = \delta_{in,j} f'(x_{in,j}) \quad (15)$$

Hitung koreksi bobot dan biasnya menggunakan Persamaan 16:

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (16)$$

Perbaiki bobot dan bias

Langkah 8: Tiap unit *output* ($y_k, k=1, \dots, m$) memperbaharui bobot dan bias ($j=0, 1, \dots, p$), seperti ditunjukkan Persamaan 17:

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (17)$$

Tiap *hidden layer* ($z_j, z=1, \dots, p$) memperbaharui bobot dan biasnya ($i=0, 1, \dots, n$) menggunakan Persamaan 18:

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (18)$$

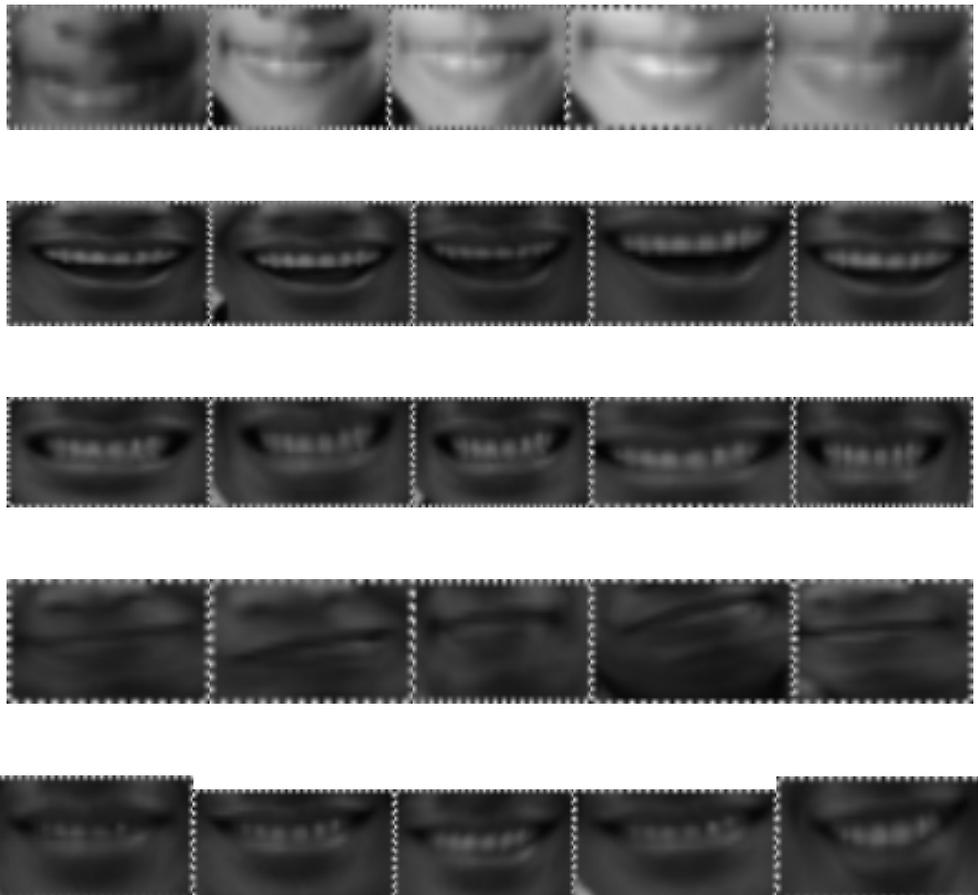
Langkah 9: Uji syarat berhenti

Hasil dan Pembahasan

Seperti telah dijelaskan sebelumnya, jumlah citra data bibir yang digunakan sebanyak 250 citra wajah kemudian dilakukan proses *cropping* untuk mengambil citra bibir saja yang akan digunakan dalam proses pelatihan dan proses pengujian sesuai dengan skenario uji coba yang dijelaskan pada sub bab *preprocessing*. Adapun *preprocessing* yang dilakukan berupa *convert to grayscale* dan *resizing*. Beberapa contoh data citra bibir yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.

Setelah dilakukan proses pengenalan dan pengujian menggunakan ekstraksi fitur PCA dan klasifikasi *backpropagation* dengan skenario *five fold cross validation*, kemudian tingkat akurasi setiap pola senyum pada masing-masing kelompok pada kelas yang sama dirata-ratakan, sehingga hasil klasifikasi yang didapatkan lebih objektif untuk dievaluasi.

Dari hasil uji coba pada penelitian ini, akurasi pengenalan tertinggi terjadi saat menggunakan jumlah *hidden layer* 10. Pada Tabel 2 menunjukkan rata-rata



Gambar 4. Contoh citra bibir yang akan diproses

Tabel 2. Rata-rata akurasi pengenalan pola senyum dengan 10 *hidden layer*

nilai eigen	Akurasi Pengenalan Rata-Rata					Total Rata-rata
	Kelas I (%)	Kelas II (%)	Kelas III (%)	Kelas IV (%)	Kelas V (%)	
5	65,67	75,2	78,78	60,85	80	72,1
10	73,8	69,45	76,67	65,33	83,33	73,716
15	90	85,33	80	75,67	82,33	82,666
20	87,25	81,45	83,67	78,8	75,5	81,334
25	80	74,25	78,33	80	70,37	76,59

akurasi pengenalan pola senyum dengan uji coba menggunakan 10 *hidden layer*:

Berdasarkan hasil pada Tabel 2, rata-rata akurasi pengenalan tertinggi diperoleh saat nilai eigen yang digunakan adalah 15 yaitu sebesar 82,67%. Setiap dilakukan uji coba menggunakan nilai eigen yang berbeda, hasil akurasi pengenalan pola senyum juga berbeda. Oleh karena itu, metode ekstraksi fitur dan metode klasifikasi sangat memengaruhi hasil akurasi pengenalan pola.

Simpulan

Pada penelitian ini telah berhasil melakukan uji coba pengenalan pola senyum menggunakan metode ekstraksi fitur PCA dengan metode klasifikasi *backpropagation*. Kedua metode ini sangat memengaruhi hasil akurasi pengenalan yang diperoleh. Berdasarkan hasil penelitian dengan skenario uji coba *five fold cross validation*, rata-rata pengenalan pola senyum tertinggi diperoleh ketika menggunakan nilai eigen 15 dan jumlah *hidden layer* 10, yaitu sebesar 82,67%.

Daftar Pustaka

- [1] Kotsia, I., dan Pitas, I., 2007. "Facial Expression Recognition in Image Sequences Using Geometric Deformation Features and Support Vector Machines", *Journal IEEE Transactions on Image Processing GRECE*, Vol. 16, No. 1, hal. 172–187.
- [2] Cahyono, G.R., Purnomo, M.H., dan Haryadi, M., 2008. "Smile Stages Classification Based on Aesthetic Dentistry Using Eigenfaces, Fisherfaces and Multiclass SVM", *Proceeding of 4th International Conference on Biomedical Engineering*, hal. 45–50.
- [3] Wahyuningrum, R.T., Purnomo, M.H., dan Purnama, I.K.E., 2010. "Smile Stages Recognition in Orthodontic Rehabilitation Using 2DPCA Feature Extraction", *Proceeding of The First International Conference on Green Computing and The Second AUN/SEED-NET Regional Conference on ICT*, hal. 214–216.
- [4] Wahyuningrum, R.T., Purnama, I.K.E., dan Purnomo, M.H., 2010. "Smile Stages Classification by Using Feature Extraction Based on 2DPCA and 2DLDA in Orthodontic Rehabilitation", *Proceeding of 6th International Conference on Biomedical Engineering*, hal. 120–125.
- [5] Purnomo, M.H., Sarjono, T.A., dan Muntasa, A., 2010. "Smile Stages Classification Based on Kernel Laplacian-lips Using Selection of Non Linear Function Maximum Value", *IEEE International Conference on Virtual Environments Human-Computer Interfaces and Measurement Systems (VECIMS)*, hal. 151–156.
- [6] Wahyuningrum, R.T., dan Damayanti, F., 2010. "Studi Perbandingan Pengenalan Citra Senyuman Berdasarkan Aesthetic Dentistry Menggunakan Metode 2DPCA dan 2DLDA", *Kursor*, hal.
- [7] Sun, T.H., dan Tien, F.C., 2008. "Using backpropagation neural network for face recognition with 2D + 3D hybrid information", *Expert Systems with Applications*, Vol. 35, No. 1–2, hal. 361–372.