

PEMBUATAN PERANGKAT LUNAK PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN *PRINCIPAL COMPONENTS ANALYSIS*

Kartika Gunadi

Fakultas Teknologi Industri, Jurusan Teknik Informatika – Universitas Kristen Petra
e-mail: kgunadi@peter.petra.ac.id,

Sonny Reinard Pongsitanan

Alumnus Fakultas Teknologi Industri, Jurusan Teknik Elektro – Universitas Kristen Petra
e-mail : sy_reinard_p@hotmail.com

ABSTRAK: Pengenalan wajah manusia merupakan salah satu bidang penelitian yang penting, dan dewasa ini banyak aplikasi yang dapat menerapkannya. Melalui pengembangan suatu teknik seperti *Principal Components Analysis* (PCA), komputer sekarang dapat melebihi kemampuan otak manusia dalam berbagai tugas pengenalan wajah, terutama tugas-tugas yang membutuhkan pencarian pada database wajah yang besar.

Principal Components Analysis digunakan untuk mereduksi dimensi gambar wajah sehingga menghasilkan variabel yang lebih sedikit yang lebih mudah untuk diobservasi dan ditangani. Hasil yang diperoleh kemudian akan dimasukkan ke suatu jaringan saraf tiruan dengan metode *Backpropagation* untuk mengenali gambar wajah yang telah diinputkan ke dalam sistem.

Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa penggunaan PCA untuk pengenalan wajah dapat memberikan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Untuk gambar wajah yang diikutsertakannya dalam latihan, dapat diperoleh 100% identifikasi yang benar. Dari beberapa kombinasi jaringan yang diujikan dapat diperoleh rata-rata terbaik 91,11% identifikasi yang benar sedangkan hasil rata-rata terburuk adalah 46,67% identifikasi yang benar.

Kata kunci: Pengenalan Wajah, *Principal Components Analysis*, Jaringan Saraf Tiruan, Metode *Backpropagation*.

ABSTRACT: *Face recognition is one of many important researches, and today, many applications have implemented it. Through development of techniques like Principal Components Analysis (PCA), computers can now outperform human in many face recognition tasks, particularly those in which large database of faces must be searched.*

Principal Components Analysis was used to reduce facial image dimension into fewer variables, which are easier to observe and handle. Those variables then fed into artificial neural networks using backpropagation method to recognise the given facial image.

The test results show that PCA can provide high face recognition accuracy. For the training faces, a correct identification of 100% could be obtained. From some of network combinations that have been tested, a best average correct identification of 91,11% could be obtained for the test faces while the worst average result is 46,67 % correct identification

Keywords: *Face Recognition, Principal Components Analysis, Artificial Neural Network, Backpropagation Method.*

1. PENDAHULUAN

Pengenalan wajah manusia adalah salah satu bidang penelitian penting dengan banyak aplikasi yang dapat menerapkannya. Penelitian terhadap pengenalan wajah manusia sudah banyak dilakukan dengan kelebihan dan kekurangan tertentu. Hal ini disebabkan karena wajah manusia mempresentasikan sesuatu yang kompleks, sehingga untuk mengembangkan model

komputasi yang ideal untuk pengenalan wajah manusia adalah sesuatu hal yang sulit.

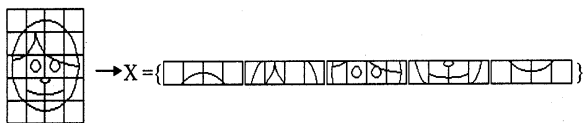
Pengenalan wajah manusia mendapatkan banyak perhatian beberapa tahun terakhir ini, hal ini karena banyak aplikasi yang menerapkannya, antara lain dalam pengamanan gedung, alat identifikasi, ATM, *Tele-Conference*, alat bantu dalam pelacakan pelaku kriminal dan lain-lain. Ada banyak teknik pengenalan wajah yang dapat dipakai dan salah satunya adalah

Principal Component Analysis (PCA) yang juga disebut *Karhunen-Loeve transform*.

2. ALGORITMA

2.1 Principal Components Analysis

Sebuah wajah, yang merupakan sebuah gambar, dapat dilihat sebagai sebuah vektor. Jika panjang dan lebar dari gambar tersebut adalah w dan h pixel maka jumlah komponen dari vektor ini adalah $w * h$. Setiap pixel dikodekan oleh satu komponen vektor.



Gambar 1. Formasi Vektor Wajah dari Gambar Wajah

Vektor wajah yang disebut di atas berada dalam suatu ruang, yaitu ruang wajah yang merupakan ruang dari semua gambar yang memiliki dimensi $w * h$ pixel. Setiap wajah terlihat mirip satu dengan yang lain. Semua memiliki dua mata, satu hidung, satu mulut dan lain-lain, yang berada pada tempat yang sama, sehingga semua vektor wajah terletak pada kumpulan yang sempit pada ruang gambar. Oleh karena itu, keseluruhan ruang gambar bukanlah ruang yang optimal untuk menggambarkan wajah. Tugas yang disampaikan disini bertujuan untuk membentuk sebuah ruang wajah yang dapat menggambarkan wajah dengan lebih baik. Vektor basis dari ruang wajah ini disebut *principal components*.

Dimensi dari ruang gambar adalah $w * h$, dimana semua pixel dari sebuah wajah tidak berhubungan, dan setiap pixel bergantung pada pixel lain didekatnya. Jadi, dimensi dari ruang wajah lebih kecil daripada dimensi ruang gambar. Dimensi dari ruang wajah tidak dapat ditentukan, tetapi yang dapat dipastikan adalah dimensinya jauh lebih kecil daripada dimensi ruang gambar.

Principal Components Analysis (PCA) digunakan untuk mereduksi dimensi dari sekumpulan atau ruang gambar sehingga basis atau sistem koordinat yang baru dapat menggambarkan model yang khas dari

kumpulan tersebut dengan lebih baik. Dalam hal ini model yang diinginkan merupakan sekumpulan wajah-wajah yang dilatihkan (*training faces*). Basis yang baru tersebut akan dibentuk melalui kombinasi linear. Komponen dari basis ruang wajah ini tidak akan saling berkorelasi dan akan memaksimalkan perbedaan yang ada di dalam variabel aslinya.

Sasaran dari *Principal Components Analysis* adalah untuk menangkap variasi total di dalam kumpulan wajah yang dilatihkan, dan untuk menjelaskan variasi ini dengan variabel yang sedikit. Suatu observasi yang dijabarkan dengan variabel yang sedikit akan lebih mudah untuk ditangani dan dimengerti daripada jika dijabarkan dengan variabel yang banyak. Hal ini tidak hanya berarti mengurangi kompleksitas dan waktu komputasi tetapi juga mengatur skala setiap variabel sesuai dengan kedudukan dan kepentingan relatifnya di dalam menjabarkan observasi tersebut.

Sebelum PCA dapat dilakukan, maka dilakukan *lexicographical ordering* untuk setiap wajah yang akan dilatihkan dimana baris yang satu diletakkan disamping baris yang lain untuk membentuk vektor wajah yang merupakan vektor kolom. Vektor-vektor wajah tersebut disusun sedemikian rupa sehingga membentuk suatu matriks X dengan orde $n \times m$, dimana n adalah jumlah pixel ($w * h$) dan m adalah banyaknya gambar wajah. Matriks inilah yang akan digunakan sebagai input bagi PCA.

Algoritma PCA adalah sebagai berikut :

1. Normalisasi.

$$X_k = X_k / \text{Length}(X_k)$$
 Dimana X_k adalah vektor kolom ke- k dari matriks X .
2. Bangun matriks kovarian.

$$W = X^T * X$$
3. Hitung nilai eigen (E) dan vektor eigen (Q) dari matriks kovarian W .
4. Urutkan nilai eigen (E) dan vektor eigen (Q) dari besar ke kecil berdasarkan urutan nilai eigen.
5. Hitung *principal component*.

$$P = X * Q * E^{-1/2}$$
6. Transformasikan gambar ke ruang wajah.

$$Y = P^T * X_k$$

Hasil transformasi ini merupakan gambar wajah yang telah direduksi menjadi beberapa variabel yang diperlukan saja yang akan diinputkan ke jaringan saraf tiruan.

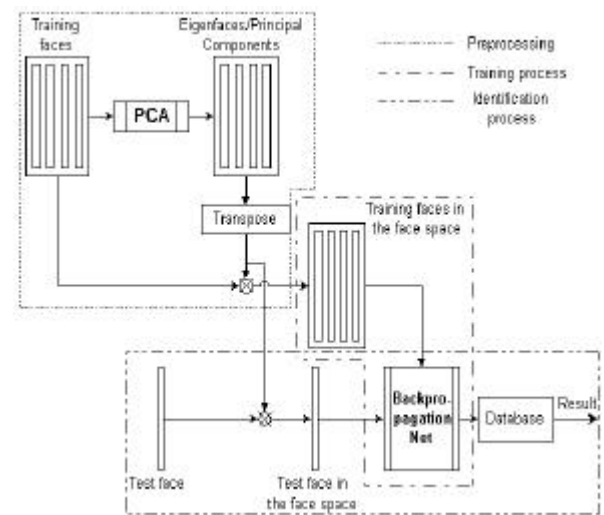
2.2 Algoritma Jaringan Saraf Tiruan Dengan Metode Backpropagation

Jaringan *backpropagation* dapat digunakan untuk memecahkan masalah dalam berbagai hal. Aplikasi yang menggunakan jaringan tersebut dapat ditemukan secara nyata dalam setiap bagian yang menggunakan jaringan saraf untuk masalah yang memecahkan pemetaan pada sekumpulan input yang diberikan untuk menspesifikasikan output target. Dalam kasus dengan jaringan saraf umumnya, masalahnya adalah untuk melatih jaringan untuk mencapai keseimbangan antara kemampuan untuk merespon secara benar pola input yang digunakan untuk latihan (*memorization*) dan kemampuan untuk memberikan respon yang baik pada input yang mirip, namun tidak sama dengan yang digunakan dalam latihan (*generalization*).

Pelatihan jaringan dengan menggunakan *backpropagation* dibagi menjadi tiga tahap, yaitu *feedforward* dari input pola latihan, kalkulasi dan *backpropagation* dari error yang berhubungan, dan pengaturan bobot berdasarkan bobot sebelumnya. Setelah dilatih, aplikasi dari jaringan hanya terdapat pada tahap komputasi dari *feedforward*. Meskipun latihan yang dilakukan lambat, jaringan yang telah dilatih dapat menghasilkan outputnya dengan sangat cepat.

3. IMPLEMENTASI

Proses pengenalan wajah dapat dibagi menjadi tiga bagian, yaitu proses awal (*preprocessing*), proses latihan (*training*) dan untuk proses identifikasi wajah. Secara umum proses pengenalan wajah digambarkan oleh gambar 2.



Gambar 2. Proses Pengenalan Wajah

Proses awal terdiri dari pengambilan data wajah sampai pembentukan *principal components (eigenfaces)* melalui PCA, dan proses latihan hanya terdiri dari pembuatan data (reduksi wajah) untuk latihan dan melatih jaringan *backpropagation*, sedangkan proses identifikasi wajah terdiri dari pengambilan gambar input yang akan diidentifikasi, reduksi data, memasukkan data yang tereduksi ke dalam jaringan *backpropagation*, membandingkan hasil output dari jaringan *backpropagation* dengan database yang ada dan terakhir adalah menampilkan hasil identifikasi. Fungsi aktivasi yang dipakai untuk jaringan *backpropagation* adalah fungsi aktivasi Gaussian dimana daerah hasilnya berkisar antara 0 sampai 1 dengan daerah input antara -2 sampai 2. Gambar input yang dipakai berukuran 50 x 61 pixel dengan tipe *greyscale* (256 warna hitam putih).

4. PENGUJIAN SISTEM

Pengujian sistem menggunakan gambar wajah dari kumpulan gambar foto dari Olivetti Research Laboratory (ORL) di Cambridge, Inggris, yang diambil antara April 1992 dan April 1994, yang mempunyai beberapa variasi dalam ekspresi wajah, pencahayaan, jenis kelamin, ras dan detil wajah (berkacamata atau tidak berkacamata, berjanggut atau tidak berjanggut). Dari 40 orang yang ada diambil 15 orang secara acak dan kemudian diambil 7 gambar

dari setiap orang untuk dimasukkan ke dalam database (sebagai *training face*), sehingga total gambar dalam database adalah 105 gambar. Tiga gambar sisanya (dari setiap orang) akan digunakan sebagai wajah uji (*test face*) yang lebih lanjut (total 45 gambar).



Gambar 3. Contoh Gambar Input yang Dipakai

Nilai eigen yang dihasilkan dari *principal component* yang pertama untuk 105 gambar tersebut adalah 94,3656 yang mewakili 89,87% variasi data, sedang nilai eigen untuk *principal component* yang kedua adalah 2,1804 yang hanya mewakili 2,07% variasi data.

Kemudian dilakukan pengujian dengan menggunakan berbagai kombinasi untuk jaringan backpropagation-nya, yaitu 10, 15, 20, 25 dan 30 unit input; 20, 30 dan 40 *hidden unit*. Toleransi output yang dipakai adalah 0,05, 0,10, 0,15 dan 0,20. Toleransi output menunjukkan tingkat generalisasi dari sistem, dimana bila toleransi outputnya besar maka sistem dapat mengenali seseorang meskipun perbedaannya cukup besar tetapi akan sulit membedakan dua orang dengan wajah yang mirip, dan sebaliknya untuk toleransi output yang kecil. Tiap-tiap kombinasi dilatih dengan error tujuan 0,001, *learning rate* 0,25 dan momentum 0,25 dengan jenis error *mean absolute error*.

Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa penggunaan PCA untuk pengenalan wajah dapat memberikan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Untuk gambar wajah yang diikutsertakan dalam latihan, dapat diperoleh 100% identifikasi yang benar. Dari beberapa kombinasi jaringan yang diujikan diperoleh suatu kombinasi yang paling optimal, yaitu kombinasi 25 unit input - 40 *hidden unit* dan toleransi output sebesar 0,20 untuk jaringan backpropagation-nya, dimana untuk gambar-gambar wajah yang tidak ikut dilatih, dapat diperoleh rata-rata terbaik 91,11% identifi-

kasi yang benar. Hasil rata-rata terburuk adalah 46,67% identifikasi yang benar pada kombinasi 10 unit input - 30 *hidden unit* atau 30 unit input - 20 *hidden unit* dengan toleransi output sebesar 0,05.

5. KESIMPULAN

1. *Principal Components Analysis* (PCA) dapat digunakan untuk mereduksi dimensi gambar wajah dengan relatif cukup baik. Dari pengujian dengan 105 wajah dan dimensi gambar 50x61 pixel (3050 pixel), dapat direduksi menjadi maksimum 105 komponen untuk setiap gambar wajah.
2. Penggunaan PCA untuk pengenalan wajah ternyata sangat baik dimana dapat diperoleh hasil identifikasi 100% benar untuk wajah-wajah yang diikutkan dalam latihan. Hasil identifikasi untuk wajah yang lain tergantung dari kombinasi jaringan yang dipakai dan toleransi outputnya.
3. Kombinasi yang optimal dari seluruh kombinasi yang diujikan adalah kombinasi 25 unit input dan 40 *hidden unit*. Dengan menggunakan toleransi output 0,20 dapat diperoleh hasil identifikasi terbaik sebesar 91,11% untuk wajah-wajah yang tidak pernah dilatihkan. Kombinasi ini juga cukup tahan terhadap noise.
4. PCA dapat digunakan sebagai filter untuk mengetahui tingkat kewajahan (*faceness*) suatu gambar.
5. Masalah utama dari yang timbul adalah waktu pembangunan *principal component* yang cukup lama dan setiap kali data untuk latihan berubah maka *principal component* harus dibangun lagi.

DAFTAR PUSTAKA

1. Antia, H. M. *Numerical Methods for Scientists and Engineers*, Tata McGraw-Hill Publishing Company Limited, 1991.
2. Cendrillon, Raphael. *Real Time Face Recognition using Eigenfaces*, <http://student.uq.edu.au/~s341268/thesis.pdf>, 1999.

3. Fausett , Laurene. *Fundamental of Neural Networks*, Prentice Hall, Inc., 1994.
4. Hager, William W. *Applied Numerical Linear Algebra*, Prentice-Hall International, Inc., 1988.
5. Jennings, Alan. *Matrix Computation for Engineers and Scientists*, John Wiley & Sons, Ltd., 1977.
6. Kolman, Bernard. *Introductory to Linear Algebra with Application*, Prentice Hall, Inc., 1993.
7. Nakamura, Shoichiro. *Applied Numerical Methods with Software*, Prentice-Hall International, Inc., 1991.
8. Nelson, Marilyn McCord and Illingworth, W.T. *A Practical Guide to Neural Nets*, Texas Instruments, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1993.
9. Romdhani, Sami. *Face Recognition Using Principal Components Analysis*, [Http://WWW.elec.gla.ac.uk/~romdhani/pca.htm](http://WWW.elec.gla.ac.uk/~romdhani/pca.htm).
10. Stark, Henry and Woods, John W. *Probability, Random Processes, and Estimation Theory for Engineers*, Prentice-Hall International, Inc., 1994.