ANALISA TERHADAP FUNGSI KERNEL GAUSSIAN RBF PADA METODE KDDA UNTUK PENGENALAN WAJAH

Ario Haris[1], Adiwijawa[2], Eddy Muntina Dharma[3]

[1]Teknik Informatika, Fakultas Teknik Informatika, Universitas Telkom

Abstrak

Metode ekstraksi feature merupakan salah satu bagian vital pada proses pengenalan wajah. Feature-feature pada citra wajah yang memiliki variasi pencahayaan, ekspresi wajah dan sudut pengambilan citra memiliki sifat yang nonlinear. Metode klasik yang sifatnya linear seperti PCA dan LDA tidak mampu melakukan proses ekstraksi feature secara tepat pada feature citra wajah yang sifatnya nonlinear. Kekurangan metode linear dapat diatasi dengan penggunaan fungsi kernel. Salah satu metode ekstraksi feature yang menerapkan penggunaan fungsi kernel adalah metode KDDA. Metode ini telah terbukti memiliki performansi tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan metode lain seperti GDA, D-LDA dan KPCA [5].

Pada tugas akhir ini telah dilakukan analisa dan implementasi pengenalan wajah menggunakan fungsi kernel Gaussian RBF pada metode KDDA. Pengujian dilakukan terhadap variance dari Gaussian RBF (σ) dan jumlah sampel yang berbeda sehingga diketahui pengaruhnya terhadap tingkat akurasi dari pengenalan wajah. Pengujian dilakukan terhadap database wajah UMIST yang memiliki ukuran 112 x 92 dengan variasi sudut pandang wajah. Fungsi kernel yang dipakai sebagai pembanding adalah fungsi kernel Polinomial.

Dari hasil pengujian diketahui bahwa jumlah sampel memiliki pengaruh yang lebih besar pada tingkat akurasi daripada pengaruh dari variance Gaussian RBF (σ). Selain itu, berdasarkan hasil perbandingan akurasi hasil pengujian, fungsi kernel Gaussian RBF memiliki tingkat akurasi yang lebih baik daripada fungsi kernel Polinomial.

Kata Kunci : pengenalan wajah, metode kernel, Gaussian RBF, Polinomial.

Abstract

Feature extraction method is a vital element in face-recognition process. The features in facial image, which have tons of variation in illumination, facial expression and image viewpoint, have a non-linear behavior. A linear, classic method like PCA and LDA can't give an accurate result of feature extraction from a non-linear object, like the facial image. The drawback of linear method can be overcome with the use of kernel function. One of the methods that used the kernel is KDDA. This method had been proven to have a better performance and gives a more precise result compared to other methods like GDA, D-LDA and KPCA [5].

In this Final Assignment, some analysis and implementation have been done through facial image using Gaussian RBF kernel in KDDA method. Gaussian RBF variance, along with some different samples were tested to see its influence on face recognition's level of accuracy. The test was applied to UMIST facial database, 112 x 92 in measure and had varied viewpoints. Polynomial kernel was used as comparison.

From the test result, we know that the amount of samples have bigger influence in level of accuracy than the variance of Gaussian RBF do. Moreover, the Gaussian RBF kernel has a better accuracy than the Polynomial one.

Keywords : face recognition, kernel method, Gaussian RBF, Polinomial.

1. Pendahuluan

1.1 Latar belakang

Pengenalan wajah adalah suatu metode pencocokan suatu citra wajah inputan dengan sampel wajah yang sudah ada. Metode pengenalan wajah memiliki kelebihan karena sifatnya yang non-intrusive [3] dan format hasilnya yang mudah dimengerti serta mudah dipastikan kebenarannya oleh manusia. Tidak seperti metode biometric [3] lainnya, misalnya pengenalan retina dan sidik jari, yang mengharuskan kerjasama dari individu yang ingin dikenali [3]. Selain itu, sangat sulit bagi manusia untuk memastikan secara langsung kebenaran dari hasil proses pengenalan retina ataupun sidik jari. Oleh karena kelebihan-kelebihan tersebut, metode pengenalan wajah banyak diteliti oleh pakar pattern recognition untuk diterapkan pada berbagai aplikasi di masyarakat.

Pada algoritma pengenalan wajah terdapat dua langkah penting [5] Langkah pertama adalah ekstraksi citra dimana pada langkah ini dilakukan proses pemilihan feature untuk mendapatkan karakteristik yang dapat merepresentasikan wajah. Langkah kedua adalah melakukan klasifikasi citra wajah inputan berdasarkan feature yang merepresentasikan wajah tersebut. Proses klasifikasi ini dilakukan dengan melakukan pencocokan dengan feature dari sample wajah yang sudah ada. Solusi yang paling populer untuk menangani ekstraksi feature adalah melalui pendekatan appeareance-based [5]. Pada pendekatan ini sering digunakan metode Principal Component Analysis (PCA) atau metode Linear Discriminant Analysis (LDA) dalam mengatasi permasalahan high-dimensional untuk mempercepat proses pengenalan wajah [1]. Banyak metode pengenalan wajah lain, seperti eigenfaces [10,11,12] dan fisherfaces [12], yang merupakan hasil kombinasi dari kedua metode tersebut ataupun variants-nya. Metode LDA memiliki beberapa kelebihan bila dibandingkan dengan metode PCA [13]. Namun metode LDA ini kurang bagus bila diterapkan pada kasus “small-sample-size” (SSS) [13]. Permasalahan SSS tersebut dapat diatasi dengan menggunakan kombinasi dari metoda LDA dan PCA ataupun variant-variant dari LDA seperti Direct Linear Discriminant Analysis (D-LDA) atau Fractional-step Linear Discriminant Analysis (F-LDA) [6]. Namun metode-metode tersebut memiliki kelemahan lain yaitu tidak dapat menangani permasalahan pattern wajah yang memiliki variasi pose yang beragam. Pada kasus variasi pose yang beragam, distribusi feature dari citra bersifat komplek dan nonlinear [13]. Untuk mengatasi hal tersebut telah dilakukan penelitian untuk mengkombinasikan metode D-LDA yang bersifat linear dengan fungsi kernel yang bersifat nonlinear. Salah satu metode pengenalan wajah yang dapat mengatasi permasalahan nonlinear dan SSS adalah Kernel Direct Discriminant Analysis (KDDA). Metode KDDA ini menggunakan fungsi kernel untuk menangani permasalahan nonlinear. Fungsi kernel yang paling sering digunakan untuk algoritma pengenalan wajah berbasis kernel adalah fungsi Gaussian RBF dan Polinomial. Selama ini telah dilakukan penelitian yang berusaha membandingkan performansi pada metoda klasik yang berbeda dengan fungsi kernel yang sama [2]. Berdasarkan penelitian tersebut diperoleh hasil bahwa metode yang menggunakan fungsi kernel Gaussian RBF

lebih baik daripada metode yang menggunakan fungsi kernel Polinomial. Oleh karena itu dapat diasumsikan bahwa penggunaan fungsi kernel Gaussian RBF pada metode KDDA untuk pengenalan wajah dapat meningkatkan tingkat akurasi bila dibandingkan dengan penggunaan fungsi kernel Polinomial. Pada Tugas Akhir akan berfokus pada analisa performansi yang menggunakan Gaussian Radial Basis Function (RBF) sebagai fungsi kernel pada metode KDDA dengan parameter tingkat akurasi.

$$K_{RBF}(x,y) = \exp\left(\frac{-\|x-y\|^2}{\sigma}\right) \tag{1.1}$$

Persamaan diatas adalah fungsi kernel Gaussian RBF, dimana pada Tugas Akhir ini akan dilakukan analisa terhadap pengaruh nilai σ pada tingkat akurasi pengenalan wajah pada metode KDDA. Pada Tugas Akhir ini juga akan dilakukan perbandingan performansi pengenalan wajah pada metoda yang sama, yaitu metoda KDDA, dengan fungsi kernel yang berbeda yaitu fungsi kernel Gaussian RBF dan fungsi kernel Polinomial.

1.2 Perumusan masalah

Berdasarkan latar belakang yang dikemukakan di atas, maka rumusan masalah yang akan diteliti adalah :

1. Bagaimana mengimplementasikan metode KDDA pada aplikasi pengenalan wajah yang akan dibuat dengan fungsi kernel Gaussian RBF.
2. Bagaimana menentukan nilai konstanta variance (σ) pada fungsi kernel dan jumlah sampel yang digunakan untuk mendapatkan pengenalan wajah dengan akurasi terbaik.

Dalam penyusunan tugas akhir ini permasalahan dibatasi dalam beberapa hal yaitu:

1. Metode klasifikasi menggunakan fungsi Euclidian Distance.
2. Pengujian dilakukan dengan menggunakan database image wajah dari University of Manchester Institute of Science and Technology (UMIST) dengan ukuran masing-masing image 112 x 92.
3. Metode pengenalan wajah yang akan digunakan sebagai pembanding adalah Metode KDDA dengan fungsi polinomial.
4. Nilai parameter yang digunakan pada pengujian adalah:
   - Parameter jumlah sampel : 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8.
   - Parameter rbf_var (σ) : $5x10^1$, $5x10^2$, …, $5x10^{22}$, $5x10^{23}$

1.3 Tujuan

Tujuan dari Tugas Akhir ini adalah:

1. Mengetahui performansi dari metode KDDA yang menggunakan fungsi *kernel Gaussian RBF* dengan parameter tingkat akurasi dari pengenalan wajah.

2. Menganalisa penggunaan fungsi *kernel Gaussian RBF* dibandingkan dengan penggunaan fungsi *kernel Polinomial* pada metode KDDA untuk pengenalan wajah.
3. Menganalisa hubungan parameter variance pada fungsi *kernel Gaussian RBF* dan jumlah sampel pada tingkat akurasi pengenalan wajah.

1.4 Metodologi penyelesaian masalah

Metode yang akan digunakan untuk menyelesaikan tugas akhir ini adalah :

1. Studi Literatur
2. Mencari dan mempelajari literatur-literatur yang diperlukan untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini, terutama literatur-literatur mengenai konsep pengenalan wajah, metode *kernel, kernel Gaussian RBF, kernel polinomial*, dan *Kernel Direct Discriminant Analysis*.
3. Analisa kebutuhan sistem dan perancangan perangkat lunak.
4. Melakukan analisa terhadap metode KDDA dan fungsi *kernel Gaussian RBF* untuk membangun perangkat lunak pengenalan wajah. Setelah itu membuat desain perancangan perangkat lunak yang meliputi pembuatan Diagram Aliran Data (DAD) dan spesifikasi prosesnya .
5. Implementasi Perangkat Lunak
6. Implementasi perancangan perangkat lunak untuk pengenalan wajah mengunakan metode KDDA dengan fungsi *kernel Gaussian RBF* dilakukan menggunakan tool Matlab 7.
7. Pengujian akan dilakukan dengan melakukan serangkaian tes pengenalan wajah dengan nilai parameter variance (σ) pada fungsi *kernel Gaussian RBF* dan jumlah sampel wajah yang bervariasi. Sampel wajah menggunakan database citra image dari UMIST. Pengujian dilakukan untuk mencari kombinasi parameter-parameter tersebut yang dapat menghasilkan tingkat akurasi terbaik. Selain itu akan dilakukan pengenalan wajah menggunakan metode KDDA dengan fungsi *kernel Polinomial* untuk keperluan perbandingan. Setelah itu akan dilakukan analisa perbandingan.
8. Kesimpulan dan saran
9. Membuat kesimpulan akhir dari hasil pengujian dan analisa perbandingan. Selanjutnya memberikan saran untuk penelitian lebih lanjut.

Telkom University

5. Kesimpulan Dan Saran

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang didapat dari hasil penelitian adalah:

- Performansi pengenalan wajah dengan menggunakan fungsi *kernel Gaussian RBF* pada Metode KDDA dipengaruhi oleh dua parameter yaitu jumlah sampel dan variance *Gaussian RBF*.
- Performansi pengenalan wajah dengan menggunakan fungsi *kernel Gaussian RBF* pada Metode KDDA sangat bagus dengan tingkat akurasi terbaik sebesar 99.45% pada pengujian dengan parameter 8 sampel wajah dan nilai rbf_var (σ) sebesar $5x10^7$.
- Berdasarkan analisa korelasi diketahui bahwa jumlah sampel memiliki pengaruh lebih besar pada hasil pengenalan wajah dengan metode KDDA daripada pengaruh dari variance *Gaussian RBF* (σ)
- Penggunaan fungsi *kernel Gaussian RBF* lebih baik daripada fungsi *kernel Polinomial* pada parameter jumlah sampel yang besar (jumlah sampel yang dipakai pada proses training mendekati jumlah image yang ditest).
- Sebaliknya, jika parameter jumlah sampel yang dipakai sedikit (mendekati nilai 1) maka fungsi *kernel Polinomial* lebih baik daripada fungsi *kernel Gaussian RBF*.

5.2 Saran

Saran yang penulis berikan untuk pengembangan selanjutnya adalah:

- Penelitian lebih lanjut terhadap hubungan nilai *threshold* dan *update* dari nilai Eigen S_b dan jumlah sampel untuk mengetahui pengaruhnya terhadap performansi dari metode KDDA.
- Penelitian lebih lanjut dengan menggunakan database wajah lain yang memiliki variasi pencahayaan untuk mengetahui pengaruh pencahayaan terhadap performansi dari metode KDDA.

DAFTAR PUSTAKA

[1]	Aleix M. Martinex, Avinash C.Kak, 2001, *"PCA versus LDA"*, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.23, No2, pp.228-233.
[2]	Chengjun Liu, *"Robust Face Detection and Recognition Based on Dimensionality-Increasing Techniques"*, New Jersey Institute of Technology.
[3]	Department Of Computer Science, *"Biometrics: Face Recognition"*, University of York.
[4]	Geof H.Givens, J.R. Beveridge, B.A. Draper, David Bolme, *"Analysis of Recognition Algorithms using Linear, Generalized Linear, and Generalized Linear Mixed Models"*, Colorado State University.
[5]	Juewei Lu, K.N.Plataniotis, A.N. Venetsanopoulos, 2003, *"Face recognition using kernel direct discriminant analysis algorithms"*, IEEE Trans. NN, vol.14, No.1, pp.117-126.
[6]	Juwei Lu, K.N. Plataniotis, A.N.Venetsanopoulos, 2003, *"Face Recognition Using LDA-Based Algorithms"*, IEEE Trans. on NN, vol.14, No.1, January 2003.
[7]	Juwei Lu, K.N. Plataniotis, A.N.Venetsanopoulos, 2004, *"Regularization Studies of Linear Discriminant Analysis in Small Sample Size Scenarios with Application to Face Recognition"*, University of Toronto.
[8]	Jue Wang, Junpin Zhang, Stan Z. Li, *"Nearest Manifold Approach for Face Recognition"*,Chinese Academy of Science.
[9]	Laurenz Wiskott, 2006, *"Lecture Notes on the Kernel Trick"*, Institute for Theoretical Biology, Berlin.
[10]	Matthew A. Turk, Alex P. Pentland, 1991, *"Eigenfaces for recognition"*, Journal of Cognitive Neuroscience,vol. 3, no. 1, pp. 71–86, 1991.
[11]	Matthew A. Turk, Alex P. Pentland, 1991, *"Face Recognition Using Eigenfaces"*, CH2983-5/91/0000/0586/$01.00 1991 IEEE.
[12]	P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegman, 1997, *"Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection"*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 7, pp. 711–720, 1997.
[13]	Rustam Efendi, Fazmah A. Yulianto, Eddy M. Dharma, 2007, *"Analisis Terhadap Fungsi Kernel Polinomial Pada Metode KDDA Untuk Pengenalan Wajah"*, STT Telkom.
[14]	Teewoon Tan, 2003, *"Human Face Recognition Based On Fractal Image Coding"*, University Of Sydney.