

ANALISIS TERHADAP FUNGSI KERNEL INVERSE MULTI QUADRIC PADA METODE KERNEL DIRECT DISCRIMINANT ANALYSIS UNTUK PENGENALAN WAJAH

Agreantama Rahmanuddin¹, Achmad Rizal², Ida Wahidah³

¹Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

Abstrak

ABSTRAK Algoritma KDDA (Kernel Direct Discriminant Analysis) merupakan salah satu algoritma yang digunakan oleh para pakar pattern recognition untuk menangani masalah ekstraksi ciri wajah dengan proses mendapatkan ciri - ciri pembeda yang dapat membedakan suatu sampel wajah dari sampel wajah yang lain. Algoritma ini merupakan pengembangan dari algoritma DLDA (Direct Linear Discriminant Analysis) dan GDA (Generalized Discriminant Analysis) namun yang membedakannya terletak pada penggunaan fungsi kernel yang terbukti mampu mengatasi permasalahan nonlinier yang dihadapi algoritma linier ekstraksi ciri wajah lain seperti algoritma linier PCA (Principle Component Analysis) ataupun algoritma LDA (Linear Discriminant Analysis). Pada tugas akhir ini telah dilakukan analisis performansi dari algoritma KDDA dengan menspesifikasikan pemakaian fungsi kernel inverse multi quadric dalam melakukan pengujian dan membandingkan dengan fungsi kernel yang lain (kernel polynomial dan kernel Gaussian RBF) sehingga menghasilkan tingkat akurasi yang optimal dengan merepresentasikannya ke dalam persamaan regresi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa fungsi kernel inverse multi quadric memiliki tingkat akurasi 30%-53% (2 sampel), 43%-63% (3 sampel), 50%-77% (4 sampel), 58%-95% (5 sampel), 54%-98% (6 sampel), 65%-100% (7 sampel). Variabel jumlah sampel berkorelasi kuat terhadap variabel akurasi sebesar 0,904 daripada variabel σ sebesar 0.028 dan variabel c sebesar -0.056. Koefisien jumlah sampel sebesar 9,893 dan koefisien σ sebesar 159,680 dapat mempengaruhi tingkat akurasi, sedangkan koefisien c sebesar -0,611 dapat mengurangi tingkat akurasi pengenalan wajah pada metode KDDA.

Kata Kunci : KDDA, Inverse Multi quadric, Polynomial, Gaussian RBF

Abstract

ABSTRACT The Kernel Direct Discriminant Analysis (KDDA) algorithm is one of the algorithms used by pattern recognition experts to handle face feature extraction problems through the process of acquiring distinctive characteristics that is able to differentiate a certain face sample from the others. This algorithm was derived from Direct linear Discriminant Analysis (DLDA) and Generalized Discriminant Analysis (GDA), but what makes KDDA different is the utilization of kernel function which is proven to be able to solve non-linear problems found when using other face feature extraction linear algorithms such as Principle Component Analysis (PCA) and Linear Discriminant Analysis (LDA). For this final project, a performance analysis of KDDA algorithm is done by specifying the use of inverse multi quadric kernel function through tests and comparing it with other kernel functions (polynomial kernel and Gaussian RBF kernel) to acquire optimal accurations level by representing it to a regression equation. The tests results showed that inverse multi quadric kernel function has better accurations level 30%-53% (2 samples), 43%-63% (3 samples), 50%-77% (4 samples), 58%-95% (5 samples), 54%-98% (6 samples), 65%-100% (7 samples). Number of samples has strong correlation to accurations as much as 0,904, σ is equal to 0.028 and c is equal to -0.056. Number of samples coefficient equals 9,893 and σ equals 159,680 can influence accurations level, while coefficient c equals -0,611 can reduce accurations level face recognition at KDDA method.

Keywords : KDDA, Inverse Multi quadric, Polynomial, Gaussian RBF

BAB I PENDAHULUAN

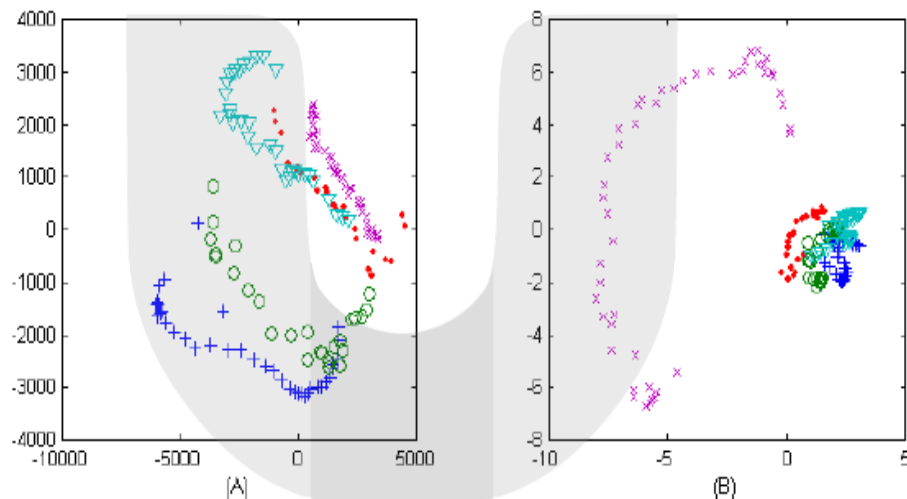
1.1 LATAR BELAKANG MASALAH

Pengenalan wajah merupakan salah satu bidang yang selalu diteliti dan mulai banyak dikembangkan terus menerus oleh para pakar *pattern recognition*, kesemuanya itu disebabkan oleh tingginya minat masyarakat dalam menggunakan teknik yang berhubungan dengan pengenalan wajah yang dikaitkan dalam berbagai macam aplikasi pengenalan wajah yang dewasa ini banyak digunakan oleh masyarakat luas. Teknik, algoritma serta berbagai macam metode baru mulai digunakan dan dikembangkan oleh para pakar *pattern recognition* namun semuanya itu belum bisa menghasilkan nilai dengan tingkat akurasi yang sesuai dan optimal. Dua hal yang menjadi masalah utama pada pengenalan wajah adalah proses ekstraksi ciri dari sampel wajah yang ada dan juga teknik klasifikasi yang digunakan untuk mengklasifikasikan wajah yang ingin dikenali berdasarkan ciri-ciri yang telah dipilih.

Teknik ekstraksi ciri merupakan salah satu kunci utama dalam menyelesaikan masalah *pattern recognition*, karena ekstraksi ciri merupakan proses untuk mendapatkan ciri - ciri pembeda yang membedakan suatu sampel wajah dari sampel wajah yang lain [1]. Metode lama yang biasa digunakan untuk menangani masalah pengenalan wajah adalah PCA (*Principle Component Analysis*) dan LDA (*Linear Discriminant Analysis*) [2][3]. Metode LDA diyakini lebih baik daripada metode PCA dalam hal mengatasi masalah klasifikasi *pattern* karena metode LDA mengoptimalkan representasi dimensi rendah dari objek dengan cara memfokuskan pada pengambilan ciri dengan nilai diskriminan yang optimal, akan tetapi banyak metode pengenalan wajah yang berbasis LDA tidak mampu mengatasi permasalahan "*small sample size problem*" (SSS) yang muncul karena jumlah sampel yang tersedia jauh lebih kecil dari dimensi sampel itu sendiri. Namun karena kemajuan teknologi ditemukan cara mengatasi masalah SSS pada metode LDA yaitu menggabungkan metode PCA dan LDA seperti yang dilakukan pada metode saat ini yaitu *fisherfaces* [3].

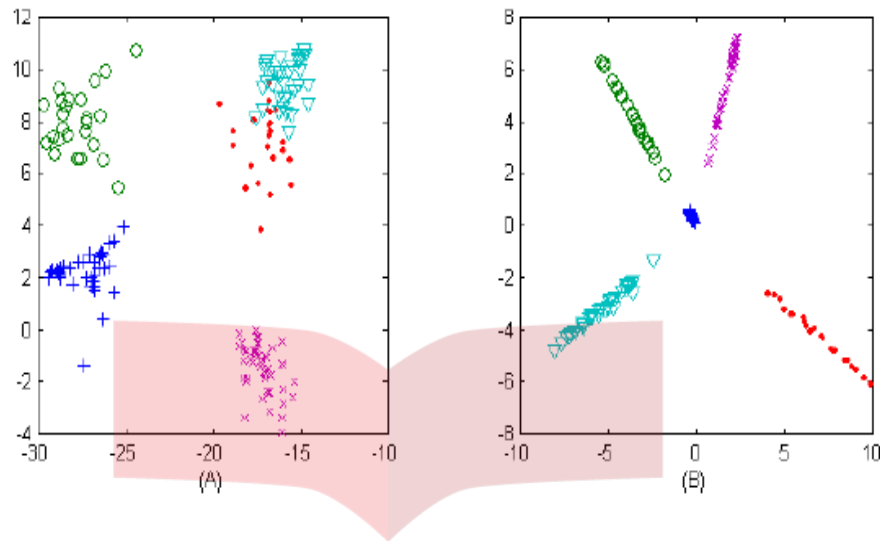
Metode barupun muncul yaitu DLDA (*Direct Linear Discriminant Analysis*) yang mampu menangani masalah SSS [4][5], meskipun berhasil pada banyak kasus, metode ini gagal memberikan performansi yang baik ketika dihadapkan pada *pattern* wajah yang berasal dari objek dengan variasi pose yang beragam [8].

Penelitian dan pengembangan terus dilakukan sehingga berbagai kesimpulanpun muncul, namun penyebabnya tidak terlalu signifikan karena metode DLDA termasuk salah satu metode yang linier. Metode nonlinierpun mulai digunakan dengan memanfaatkan fungsi kernel untuk menangani masalah linier yang selalu dihadapi pada pengenalan wajah [6][9][7]. Gambar dibawah ini akan menggambarkan permasalahan nonlinier pada pengenalan wajah.



Gambar 1.1 Distribusi ciri 170 sampel wajah dari 5 individu (UMIST) berdasarkan metode PCA (A) dan metode KPCA (B) dengan 2 *eigenfaces* [10].

Gambar 1.1 menunjukkan distribusi ciri dari citra sampel wajah dengan variasi pose dari database UMIST menggunakan metode PCA dan KPCA, dan merupakan representasi citra sampel wajah pada ruang dengan dimensi rendah, yang menunjukkan bahwa distribusi ciri dari citra dengan variasi pose yang beragam bersifat kompleks dan nonlinier.



Gambar 1.2 Distribusi ciri 170 sampel wajah dari 5 individu (UMIST) berdasarkan metode D-LDA (A) dan metode KDDA (B) [10].

Salah satu metode pengenalan wajah nonlinier yang memanfaatkan fungsi kernel adalah metode *Kernel Direct Discriminant Analysis* (KDDA) yang merupakan pengembangan dari metode DLDA dan GDA, dan terbukti dapat menangani permasalahan nonlinier, seperti yang terlihat pada Gambar 1.2. Penelitian yang telah dilakukan oleh para pencetus metode ini menunjukkan bahwa KDDA memiliki tingkat akurasi 75% - 90%.

Fungsi kernel yang sering digunakan untuk algoritma pengenalan wajah berbasis kernel adalah fungsi *polynomial* dan fungsi *Gaussian RBF*. Tugas Akhir ini akan menggunakan fungsi kernel lain yaitu fungsi kernel *inverse multi quadric* dengan melakukan analisis tingkat performansi pada algoritma KDDA. Fungsi kernel *inverse multi quadric* mempunyai parameter s dan parameter c sebagai sebuah konstanta yang menggambarkan peningkatan nilai keabuan dari piksel citra [10] :

$$K(x, y) = \frac{1}{\sqrt{\|X - Y\|^2 \cdot 2 \cdot \sigma^2 + c^2}} \quad (1.1)$$

Analisis akan dilakukan atas pengaruh nilai parameter konstanta s dan c dari fungsi kernel *inverse multi quadric* yang digunakan, membandingkan dengan penggunaan fungsi kernel lain (kernel *polynomial* dan kernel *Gaussian RBF*), serta menentukan persamaan regresi sesuai tingkat akurasi yang dihasilkan.

1.2 RUMUSAN MASALAH

Dalam Tugas Akhir ini akan dibahas masalah sebagai berikut :

1. Bagaimana menentukan nilai parameter konstanta s dan c pada fungsi kernel *inverse multi quadric* yang digunakan dan jumlah sampel per kelas yang digunakan untuk mendapatkan tingkat akurasi optimal.
2. Bagaimana menentukan suatu persamaan linier yang menggambarkan hubungan dari parameter - parameter tersebut dengan tingkat akurasi yang optimal dari metode KDDA yang menggunakan fungsi kernel *inverse multi quadric*.
3. Membandingkan sejauh mana tingkat akurasi dari fungsi kernel *inverse multi quadric* dengan fungsi kernel lain seperti kernel *polynomial* dan kernel *Gaussian RBF* yang telah diujikan sebelumnya.

1.3 BATASAN MASALAH

Untuk mempermudah dalam pengerjaan Tugas Akhir ini sehingga mendapatkan hasil yang optimal maka permasalahan dibatasi pada hal-hal sebagai berikut :

1. Untuk pengujian akan digunakan database image wajah dengan ukuran 112 X 92 piksel yang didapatkan dari database wajah milik *University of Manchester Institute of Science and Technology* (UMIST).
2. Fungsi klasifikasi yang digunakan adalah fungsi jarak *euclidian*.
3. Nilai parameter yang digunakan dalam pengujian adalah sebagai berikut :
 - Parameter jumlah sampel : 2, 3, 4, 5, 6, 7

1.4 TUJUAN

Penelitian pada Tugas Akhir ini bertujuan untuk :

1. Menganalisis pengaruh dari penggunaan konstanta s dan c pada fungsi kernel *inverse multi quadric* yang digunakan dan jumlah sampel per kelas yang digunakan untuk mendapatkan tingkat akurasi optimal.
2. Menganalisis perbedaan yang terjadi antara penggunaan fungsi kernel yang berbeda pada algoritma KDDA.

1.5 METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian yang ditempuh untuk penyelesaian Tugas Akhir ini adalah :

1. Studi Literatur

Pencarian dan studi literatur mengenai konsep *kernel method*, kernel *inverse multi quadric*, kernel *polynomial*, kernel *Gaussian RBF* dan kernel *direct discriminant analysis*.

2. Analisis Kebutuhan Sistem

Melakukan analisis terhadap kebutuhan sistem dan bagaimana perancangan sistemnya.

3. Implementasi Sistem

Implementasi dari program berdasarkan kebutuhan fungsionalitas yang telah ditentukan sebelumnya dengan menggunakan tools Matlab 7.

4. Pengujian dan Analisis

Pengujian akan dilakukan dengan melakukan serangkaian tes pengenalan wajah dengan memakai nilai parameter konstanta *inverse multi quadric* dan jumlah sampel per kelas yang bervariasi, kemudian dilakukan analisis terhadap data hasil pengujian untuk mengetahui pengaruhnya terhadap tingkat akurasi dari pengenalan wajah.

5. Kesimpulan dan saran

Menarik kesimpulan dari hasil analisis yang didapatkan terhadap data hasil pengujian dan selanjutnya memberikan saran yang diperlukan untuk penelitian lebih lanjut.

6. Penyusunan Laporan

Laporan yang akan dihasilkan berupa buku Tugas Akhir. Penyusunan laporan dengan mengikuti kaidah penulisan yang berlaku yang berisi mengenai semua dasar teori dan juga hasil dari penelitian tugas akhir.

1.6 SISTEMATIKA PENULISAN

Sistematika penulisan yang digunakan dalam menyusun Tugas Akhir adalah sebagai berikut :

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini membahas mengenai latar belakang permasalahan, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan penulisan, metode penyelesaian masalah serta sistematika penulisan.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini Mengemukakan mengenai teori – teori yang mendukung dan mendasari penulisan tugas akhir ini.

BAB III PERANCANGAN SISTEM

Bab ini menjelaskan mengenai tahap perancangan sistem.

BAB IV ANALISIS HASIL PERANCANGAN SISTEM DAN PENGUJIAN

Bab ini akan menjelaskan mengenai analisis hasil dari perancangan sistem dan tahap pengujian serta analisis hasil korelasi dalam persamaan regresi terhadap data citra menggunakan perancangan sistem yang telah dibuat.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan dan saran terhadap aplikasi yang telah diimplementasikan dan saran untuk pengembangan lebih lanjut.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan hasil penelitian metode KDDA adalah sebagai berikut :

1. Performansi pengenalan wajah dengan metode KDDA yang memanfaatkan fungsi kernel *inverse multi quadric* dipengaruhi oleh tiga parameter yaitu jumlah sampel, parameter s dan parameter c .
2. Penggunaan fungsi kernel *inverse multi quadric* sangat baik dengan tingkat akurasi optimal mencapai 100% sedangkan penggunaan kernel *polynomial* dan *Gaussian RBF* belum dapat mencapai tingkat akurasi yang cukup optimal.
3. Kernel *inverse multi quadric* mempunyai nilai optimal pada jumlah sampel yang besar dengan nilai parameter kecil.
4. Berdasarkan analisis korelasi diketahui bahwa variabel jumlah sampel pada fungsi kernel *inverse multi quadric* mempunyai korelasi lebih besar dan signifikan terhadap variabel akurasi daripada variabel s dan c yang mempunyai korelasi yang sangat kecil.

5.2 Saran

Saran yang dapat digunakan untuk pengembangan metode KDDA adalah sebagai berikut :

1. Penelitian lebih lanjut dengan menggunakan database wajah lain yang mempunyai format image yang lebih kompleks untuk mengetahui pengaruh perbedaan format antar tiap image.
2. Penelitian lebih lanjut dengan menggabungkan fungsi kernel yang ada pada metode KDDA pada metode pengenalan wajah lain untuk mengetahui pengaruh fungsi kernel pada metode pengenalan wajah lain.
3. Penggunaan nilai *distance* antara tiap image perlu dipertimbangkan untuk meningkatkan akurasi pengenalan.
4. Penelitian lebih lanjut perlunya proses ekstraksi ciri pada image yang akan di-*test* untuk mengetahui pengaruh ekstraksi ciri pada tingkat akurasi pengenalan yang dihasilkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R.Chellappa, C. L. Wilson, S.Sirohey S, 1995, "*Human and machine recognition of faces: a survey*", Proceedings of the IEEE, 83(5): 705-740, 1995.
- [2] Matthew A. Turk, Alex P. Pentland, 1991, "*Eigenfaces for recognition*", Journal of Cognitive Neuroscience, vol. 3, no. 1, pp. 71–86, 1991.
- [3] 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.
- [4] Hua Yu, Jie Yang, 2001, "*A direct lda algorithm for high-dimensional data with application to face recognition*", Pattern Recognition, vol. 34, pp. 2067–2070.
- [5] Li-Fen Chen, Hong-Yuan Mark Liao, Ming-Tat Ko, Ja-Chen Lin, Gwo-Jong Yu, 2000, "*A new LDA-based face recognition system which can solve the small sample size problem*", Pattern Recognition, vol. 33, pp.1713–1726, 2000.
- [6] A. Ruiz. P.E. L´opez de Teruel, 2001, "*Nonlinear kernel-based statistical pattern analysis*", IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 12, no. 1, pp. 16–32, January 2001.
- [7] K.R. Mller, S. Mika, G. Rtsch, K. Tsuda, B. Scholkopf, 2001, "*An introduction to kernel-based learning algorithms*", IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 12, no. 2, pp. 181–201, March 2001.
- [8] M. Bichsel, A. P. Pentland, 1994, "*Human face recognition and the face image set's topology*", CVGIP: Image Understanding, vol. 59, pp. 254–261, 1994.

- [9] Bernhard Schölkopf, Chris Burges, Alex J. Smola, 1999, "*Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning*", MIT Press-Cambridge- MA.
- [10] 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.
- [11] Rustam Efendi, Fazmah A. Yulianto, Eddy M. Dharma, 2007, "*Analisis Terhadap Fungsi Kernel Polinomial Pada Metode KDDA Untuk Pengenalan Wajah*", STT Telkom.
- [12] Ario Haris, Adiwijaya, Eddy Muntina Dharma, 2007, "*Analysis of Gaussian RBF Kernel Function on KDDA Method for Face Recognition*", STT Telkom.
- [13] Hofmann, Martin, 2001, "*kernels and the kernel trick*", Reading Club 'Support Vector Machines'.