

Studi Komparatif Similariti *Cosine, Dice* Dan *Jaccard* Atas Metode *Extended Fisherface*

Bambang P, Yuda P, Dinovita K. A.

Mahasiswa Pasca Sarjana Magister Komputer
Universitas Budi Luhur
DKI Jakarta, Indonesia

bambangpriambodo@gmail.com, yuddaaa@gmail.com,
dinovitakristina@gmail.com

Panser K.

Fakultas Teknik Informatika
Universitas Tama Jagakarsa
DKI Jakarta, Indonesia
pkaro288@gmail.com

Abstract— Dalam tulisan ini, kami menguji *Extended Fisherface* untuk pengenalan wajah dari salah satu contoh citra per orang terhadap fungsi similariti *Cosine, Dice* dan *Jaccard*. *Fisherface* sendiri adalah salah satu metode pengenalan wajah yang paling sukses. *Fisherface* membutuhkan beberapa citra pelatihan untuk setiap wajah, sehingga tidak dapat diterapkan pada aplikasi pengenalan wajah di mana hanya satu contoh citra per orang yang tersedia untuk pelatihan. Dan hal tersebut dapat diatasi dengan memperluas metode *Fisherface* yang dapat menurunkan beberapa citra wajah dari satu citra tunggal. Pengujian *Extended Fisherface* ini dilakukan pada database wajah Bern dan memberikan hasil yang baik pada fungsi similaritas *Cosine*.

Keywords— *Extended Fisherface, Face Recognition, Cosine, Dice, Jaccard*

I. PENDAHULUAN

Sistem pengenalan wajah merupakan salah satu jenis biometrik yang banyak dikembangkan. Sistem pengenalan wajah merupakan sistem biometrik pasif dimana pengguna tidak perlu aktif dalam proses pengukuran. Sistem pengenalan wajah memiliki tingkat penerimaan yang tinggi dalam masyarakat. Sistem pengenalan wajah bertujuan mengenali apakah citra yang diambil merupakan wajah seseorang yang terdapat dalam database. Sistem ini terdiri dari bagian pengolahan citra, deteksi wajah, ekstraksi fitur dan klasifikasi.

Pengenalan wajah juga dapat digunakan dalam interaksi antara manusia dan komputer. Dimasa mendatang mungkin akan dikembangkan aplikasi hubungan manusia-komputer dalam mobil, bangunan dan sebagainya. Hal ini ditunjang dengan berkembangnya teknologi yang mendukung misalnya perkembangan kamera digital. Di masa datang dibutuhkan sebuah sistem pengenalan wajah yang tangguh. Hal ini merupakan tantangan yang cukup berat mengingat pengenalan wajah merupakan sistem yang kompleks melibatkan pengolahan citra, statistik dan machine learning.

Menurut [1] metode yang popular dalam pengenalan wajah adalah *Eigenface* [2] dan *Fisherface* [3]. *Fisherface* adalah salah satu pendekatan yang paling sukses. Dibandingkan dengan *Eigenface*, *Fisherface* memiliki kemampuan untuk

ekstrak Fitur Paling Ekspresif. Dalam prakteknya, *Fisherface* membutuhkan beberapa citra pelatihan untuk setiap wajah, sehingga tidak dapat diterapkan pada aplikasi pengenalan wajah di mana hanya dimiliki satu contoh citra per orang yang tersedia untuk pelatihan. Dan hal tersebut dapat diatasi dengan memperluas metode *Fisherface* yang dapat menurunkan beberapa citra wajah dari satu citra tunggal.

Penelitian ini lebih menekankan pada pengujian fungsi similaritas *Cosine, Dice* dan *Jaccard* pada Metode *Extended Fisherface*. Pengujian *Extended Fisherface* ini dilakukan pada database wajah Bern. Uji komparatif ini dilakukan untuk melihat performansi Metode *Extended Fisherface* jika diuji dengan fungsi similaritas *Cosine, Dice* atau *Jaccard*.

Bagian 2 akan menjelaskan secara singkat mengenai *Fisherface* dan *Extended Fisherface*. Bagian 3 menjelaskan metode untuk mendapatkan beberapa citra wajah dari satu citra. Penjelasan singkat mengenai paper rujukan ada di bagian 4. Eksperimen secara ekstensif komparatif dilakukan di Bagian 5. Kesimpulan berada di bagian terakhir.

II. FISHERFACE

Metode *Fisherface* merupakan gabungan antara metode pengelompokan pola dengan menggunakan PCA dan LDA [4]. Pengelompokan pola dengan memanfaatkan PCA akan memaksimalkan jarak pemisah pola antar kelas. Metode *Fisherface* memanfaatkan kedua metode pengelompokan pola tersebut dengan tujuan untuk memaksimalkan rasio penyebaran pola antar kelas dan juga penyebaran pola di dalam kelas itu sendiri. Dengan memaksimalkan kedua hal tersebut, maka diharapkan sistem tidak hanya dapat mengenali variasi antar kelas, tetapi juga variasi di dalam anggota kelas itu sendiri. Hasil penelitian menunjukkan performa metode *Fisherface* lebih baik dibandingkan metode *Eigenface*.

Algoritma *Fisherface* menggunakan *eigenvektor* PCA untuk ekstraksi fitur dan kemudian ditransformasikan ke analisis diskriminan linear (Fisher's Linear Discrimant, FLD) [4].

Perhitungan PCA dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- Mengambil satu set citra training dan kemudian ditransformasikan setiap citra tersebut menjadi vektor kolom, sehingga akan didapat satu matriks yang tiap kolomnya mewakili citra yang berbeda, *face space*.
- Membentuk *average face* (Ψ), yaitu nilai rata-rata dari seluruh citra wajah pada training set dan mengurangi seluruh citra pada training set terhadap *face* untuk mencari deviasinya (\square).
- Menghitung matriks kovarian (\square), yaitu dengan melakukan operasi perkalian transpose dari training set yang telah di normalisasikan.
- Menghitung *eigenvalue* (\square) dan *eigenvector* (\square) dari matriks kovarian.
- Mengurutkan *eigenvector* berdasarkan dengan besarnya *eigenvalue* masing-masing vektor.
- Menghitung matriks proyeksi PCA (W_{pca}) yaitu dengan mengalikan nilai deviasi dengan *eigenvector*
- Mengambil N-C komponen W_{pca} yang diperlukan untuk mengkonstruksi *fisherface*.

Proses transformasi FLD dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- Mentransformasikan training set ke dalam vektor kolom (*face space*)
- Membentuk *average face* (Ψ) dari *face space* dan nilai wajah rata-rata masing-masing kelas (*class average face*)
- Melakukan perhitungan matriks sebaran dalam kelas (*within-class scatter-matrix*) dan matriks sebaran antar kelas (*between-class-scatter-matrix*)
- Memproyeksikan matriks sebaran (WS) ke dalam matriks proyek PCA (W_{pca})
- Menghitung *eigenvalue* dan *eigenvector* dari matriks sebaran
- Menghitung matriks proyek *fisherface* dengan mengurutkan *eigenvector* berdasar besarnya *eigenvalue* masing-masing *eigenvector* dan mengambil komponen *eigenvector* yang memiliki *eigenvalue* tidak 0 (nol). Untuk C kelas, akan selalu didapat C-1 *eigenvector* yang memiliki *eigenvalue* tidak 0 (nol).
- Menghitung matriks proyek optimal
- Melakukan normalisasi pada matriks proyek optimal
- Menghitung bobot tiap *fisherface* terhadap masing-masing citra wajah pada training set (*face key*) dengan memproyeksikan nilai deviasi *face space* terhadap *average face* ke dalam matriks proyeksi optimal

Klasifikasi identitas yang digunakan adalah dengan membandingkan bobot dari masing-masing *fisherface* pada citra wajah pada training set dan citra wajah masukan dengan similaritasnya (*Cosine, Dice atau Jaccard*). Langkah-langkah klasifikasi identitasnya adalah sebagai berikut:

- Mengubah citra wajah masukan menjadi vektor kolom
- Menormalisasikan citra wajah masukan terhadap nilai rata-rata training set (*face average*)
- Menghitung bobot *fisherface* pada citra wajah masukan, yaitu dengan memproyeksikan citra masukan ke dalam matriks proyek optimal (W_{opt})
- Menghitung similaritas (*Cosine, Dice atau Jaccard*) antara bobot input dan bobot training set

III. EXTENDED FISHERFACE

Seperti yang telah dijelaskan pada bagian sebelumnya, Fisherface memang memiliki banyak kelebihan, namun juga diketahui bahwa Fisherface tidak dapat diterapkan untuk menghadapi masalah pengakuan di mana hanya satu citra perlatihan per orang yang tersedia. Beberapa training citra per orang sangat dibutuhkan untuk menghitung *within-class-scatter-matrix*. Untuk mengatasi hal ini, [1] mengusulkan teknik sederhana untuk menghasilkan beberapa sampel dari contoh citra tunggal. Teknik ini didasarkan pada 2 (dua) proposisi intuitif berikut [1] :

- Transformasi geometris yang tepat, seperti translasi, rotasi, skala varians, dll
- Transformasi gray-level, seperti pencahayaan terarah simulatif, man-made noise, dll.

Semua itu dilakukan dengan sebuah persyaratan, yaitu, jangan sampai mengubah atribut identitas citra secara visual. Dalam teknik yang diusulkan, 2 (dua) jenis transformasi digabungkan untuk memperoleh puluhan contoh pelatihan dari contoh citra tunggal, dimana contoh tersebut menjadi training sample citra dari metode Fisherface.

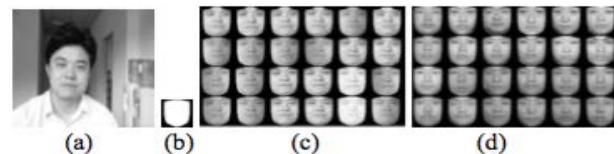


Fig. 1. Turunan contoh citra dari sebuah citra tunggal dan normalisasi. (a) citra input (b) mask (c) turunan citra dari wajah (d) normalisasi [1]

IV. PENELITIAN RUJUKAN

TABLE I. PENELITIAN SEBELUMNYA

Judul	Data/Uji	Evaluasi
Extended Fisherface For Face Recognition From A Single Example Image Per Person [1]	Data • 30 Bern Subject Face Data • 350 Subject Face Data (Private)	• 30 Bern Face Data ○ EF:71.1% ○ EC: 65.5% • 350 Face Data

Judul	Data/Uji	Evaluasi
	Pengujian <ul style="list-style-type: none"> • Extended Fisherface • Eigenface Cosine • Eigenface Euclidean • Template matching 	<ul style="list-style-type: none"> ○ EF: 87.9 ○ EC: 62.1%

Penelitian [1] menggunakan fungsi similariti *Cosine* pada metode *Extended Fisherface* dan sebagai komparasi digunakan *Eigenface-cosine*, *Eigenface-euclidean* dan *Template maching*.

V. HASIL PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan 30 dataset wajah dari Universitas Bern. Dataset ini terdiri dari 30 wajah dengan berbagai pose (1,2 tampak depan; 3,4 tampak kanan; 5,6 tampak kiri; 7,8 menunduk; 9,10 menengadah) dalam grey-level. Khusus penelitian ini yang digunakan adalah pose nomor 1 dari setiap subyek wajah untuk digunakan (total digunakan 5 subyek untuk pose 1)^{*}. Setiap 1 subyek wajah akan diturunkan menjadi 5 citra, total ada 25 citra yang digunakan sebagai data training.

Fungsi similaritas yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Cosine*, *Dice* dan *Jaccard*. Cosine merupakan fungsi similaritas yang umum (popular) digunakan. Performansi pada penelitian ini ini dievaluasi dan dibandingkan dengan menggunakan *Cumulative Recognition Rate* (CRR) didefinisikan sebagai:

$$p(i) = \frac{N_i}{N} \quad (1)$$

dimana N adalah jumlah total citra wajah diuji, N_i adalah jumlah citra uji diakui benar dalam i kandidat. Untuk setiap similariti, kurva *CRR-Rank* diplot, yang horisontal sumbu peringkat dan sumbu vertikal adalah CRR.

Hasil pengujian atas implementasi metode *Extended Fisherface* ini seperti yang terlihat pada Fig.2. Rasio pengenalan rangking 1 untuk fungsi cosine adalah 72%, untuk fungsi dice adalah 68% dan untuk fungsi jaccard adalah 68%.

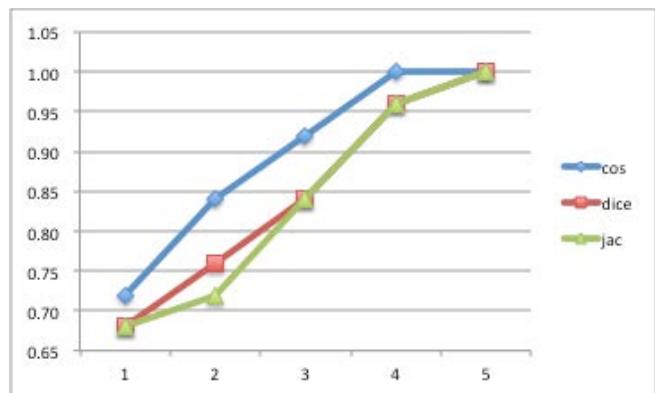


Fig. 2. CRR atas hasil Komparasi performance fungsi similaritas pada dataset wajah Bern

VI. KESIMPULAN DAN SARAN

Pada paper ini metode *Extended Fisherface* digunakan untuk menghasilkan turunan sampel untuk membuat dataset training untuk setiap citra wajah. Percobaan pada dataset wajah Bern menunjukkan kinerja yang baik untuk fungsi similariti *Cosine* dan kinerjan yang hampir sama untuk fungsi similariti *Dice* dan *Jaccard*.

Namun kami akui implementasi kami atas metode *Extended Fisherface* masih kurang baik dan data yang kami gunakan jauh lebih kecil dari paper rujukan. Apabila di uji kembali dengan data yang lebih besar dan perbaikan dari implementasi metode yang kami gunakan maka bisa menghasilkan hasil yang berbeda.

$$\alpha + \beta = \chi. \quad (1) \quad (1)$$

REFERENSI

- [1] Shiguang Shan, Bo Cao, Wen Gao, and Debin Zhao. "Extended Fisherface for face recognition from a single example image per person." *Circuits and Systems, 2002. ISCAS 2002. IEEE International Symposium* (IEEE), vol II, pp. 81-84, May 2002.
- [2] M.Turk and A.Pentland. "Eigenfaces for Recognition" *Journal of cognitive neuroscience*, vol. 3, issue 1, pp. 71-86, January 1991.
- [3] P.N.Belhumeur, J.P.Hespanha and D.J.Kriegman. "Eigenfaces vs Fisherfaces: recognition using class specific linear projection". *TPAMI*, vol. 20, No.7, July 1997.
- [4] Ardiyanto dan Febriani. "Sistem Pengenalan Wajah Berbasis Metoda Fisherface.", JBPTITBPP, Bandung, 2007.