

Pengembangan Model Pengenalan Wajah Manusia dengan Teknik Reduksi Dimensi Bi-2DPCA dan Support Vector Machine sebagai Classifier

Fredicia¹, Agus Buono², Endang Purnama Giri²

¹ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Kristen Krida Wacana, Jakarta

² Program Studi Ilmu Komputer, Sekolah Pascasarjana IPB, Bogor
fredi.cia@ukrida.ac.id¹

Diterima 2 Februari 2016

Disetujui 6 Juni 2016

Abstract—This paper presents the modeling of face recognition using feature extraction based on Principal Component Analysis (PCA) and Support Vector Machine (SVM) as a classifier. Three PCA techniques were compared, they are 1DPCA, 2DPCA and Bi-2DPCA. Meanwhile, three type of SVM kernel functions—linear, polynomial, and radial basis function (RBF) were used. The experiment used the ORL Face Database AT&T Laboratory, which contain 400 images with 10 images per each person. The leave one out method is used for validating each pair of extraction and classifier method. The highest accuracy is obtained by a combination of linear kernel and Bi-2DPCA 85%, with 94.25%, and also the fastest computation time, is 15.34 seconds.

Index Terms—Face Recognition, Principle Component Analysis, Kernel, Support Vector Machine, Leave-one Out Cross Validation

I. PENDAHULUAN

Dengan makin tingginya kemudahan yang diinginkan oleh pengguna komputer, dan didukung oleh perkembangan teknologi komputasi yang semakin canggih, maka berbagai bentuk *interface* antara manusia dengan komputer juga semakin berkembang. Salah satu teknologi yang banyak diminati adalah pengenalan wajah. Wajah manusia diciptakan dalam bentuk yang unik. Berbeda dengan sidik jari, suara, tanda tangan, dan pola biometrik lainnya. Pengenalan wajah manusia tidak memerlukan sebuah kegiatan seperti mendekatkan mata ke *iris scanner*, mengucapkan sesuatu kata melalui mikrofon ataupun menempelkan jari ke *fingerprint scanner*, namun secara otomatis sebuah kamera melakukan *tracking* adanya wajah dan dilanjutkan dengan proses pengenalan. Riset mengenai pengenalan wajah manusia mulai banyak dilakukan untuk pengaplikasian sistem kontrol akses, sistem otentikasi identitas, sistem pengawasan, sistem keamanan dan sebagainya [1], tetapi pembuatan model komputasinya sangat sulit.

Sebelumnya riset-riset pengenalan wajah telah menggunakan metode-metode seperti metode Eigen Faces [2][3], Fisher's Linear Discriminant [4], Jaringan Bayesian [5], Jaringan Saraf Tiruan [6], Hidden Markov Model [7]. Akan tetapi semua metode yang telah disebutkan memiliki kelemahan, seperti metode Eigen Faces memiliki masalah ukuran dari gambar dan pencahayaan, Jaringan Saraf Tiruan dan Hidden Markov Model memiliki masalah lamanya waktu pembelajaran [8].

Beberapa penelitian pengenalan wajah telah mencoba menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) sebagai teknik reduksi dimensi data. Tetapi PCA tidak bisa mendapatkan nilai ciri yang baik. Beberapa pendekatan yang telah dilakukan, salah satunya adalah 2DPCA yang dilakukan oleh Yang J et al. [9]. Perbedaan 2DPCA dengan PCA konvensional adalah citra wajah direpresentasikan ke dalam bentuk matriks secara langsung, sedangkan pada PCA biasa, citra direpresentasikan dalam bentuk vektor. Tetapi metode 2DPCA masih memiliki kelemahan pada saat mereduksi basis data yang besar. Ide dari Bi-2DPCA adalah melakukan 2DPCA terhadap data yang besar sebanyak dua kali dengan cara mereduksi data secara horizontal dan vertikal [10].

Setelah proses ekstraksi ciri citra wajah, tahapan pengenalan wajah selanjutnya adalah mengklasifikasikan data tersebut. *Support Vector Machine* (SVM) merupakan sebuah metode klasifikasi yang dikembangkan oleh Boser, Guyon, Vapnik, dengan memiliki prinsip dasar sebagai *linear classifier* dan selanjutnya dengan konsep *kernel trick* diimplementasikan pada masalah non-linear. Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada *input space* [11]. Banyak penelitian mulai menerapkan metode SVM sebagai *classifier*, salah satunya pengenalan citra wajah.

Pada awalnya SVM digunakan untuk

mengklasifikasikan dua kelas. Kemudian dicoba diterapkan untuk kondisi klasifikasi lebih dari dua kelas yang disebut *Multiclass SVM* [12]. Pendekatan yang sering digunakan dalam multiclass problem ada dua teknik, yaitu *one against one* dan *one against all*. Pendekatan dengan menggunakan *one against one* akan melakukan pengklasifikasian kelas sebanyak $n(n-1)/2$ kelas. Sedangkan pendekatan menggunakan *one against all* akan melakukan pengklasifikasian kelas sebanyak $(n-1)$ kelas.

Dalam klasifikasi data, SVM memiliki kemampuan klasifikasi data yang baik dengan mengorbankan waktu komputasi. Kelemahan SVM ini akan ditutupi dengan menggunakan metode Bi-2DPCA yang bisa mereduksi dimensi data yang besar. Oleh karena itu, pada penelitian yang melibatkan 400 citra wajah ini dilakukan integrasi antara Bi-2DPCA sebagai ekstraksi ciri dengan SVM sebagai pengenalan pola. Dengan integrasi tersebut, diharapkan mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik dan waktu komputasi yang lebih cepat. Sebagai pembandingan, maka pada penelitian ini juga dilakukan pemodelan ekstraksi ciri dengan 1DPCA dan 2DPCA.

Selanjutnya *paper* ini disusun dengan struktur sebagai berikut: bagian kedua berisi tinjauan pustaka, bagian ketiga yang menyajikan data dan metode yang dilakukan, bagian keempat menyajikan hasil dan pembahasan, dan dibagian akhir akan dideskripsikan kesimpulan serta saran untuk penelitian selanjutnya.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. 1D PCA

Ide utama dari *principal component analysis* (PCA) adalah mengurangi dimensionalitas dari set data yang mengandung banyak sekali variabel yang berinterelasi, dengan tetap mempertahankan sebanyak mungkin informasi (variansi data). Dalam mereduksi dimensi, PCA akan memaksimalkan variansi data. Data yang digunakan berjumlah N buah sampel $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ dengan ruang dimensi data, n . Kemudian dicari nilai rata-rata dari data yang ada dan dituliskan dalam Matriks $A = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_N] \in \mathbb{R}^{n \times N}$ dimana $\bar{x}_i = x_i - \mu$ dan $\mu \in \mathbb{R}^n$. Langkah berikutnya adalah mentransformasi secara linear dari ruang dimensi data n menjadi dimensi m dimana $m < n$ yang nantinya akan digunakan untuk membentuk vektor fitur baru $y_k \in \mathbb{R}^m$, $y_k = W^T \bar{x}_k$. $Y = W^T A$ dimana $k = 1, 2, \dots, N$ dan $W \in \mathbb{R}^{n \times m}$ merupakan matriks dengan kolom orthonormal.

Pencarian matriks kovarian $S_T = AA^T = \sum_{k=1}^N (x_k - \mu)(x_k - \mu)^T$ dengan N merupakan jumlah dari data sampel, yang nantinya akan digunakan mencari vektor eigen dan nilai vektor. Dalam reduksi dimensi data, akan digunakan nilai eigen terbesar sebanyak i , sehingga hasil reduksi merupakan hasil paling optimal yang bisa mewakili

data tersebut [13].

B. 2D PCA

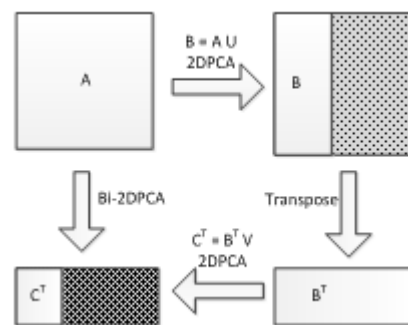
Dalam tulisan Yang J *et al.*[9], metode 1D PCA merubah terlebih dahulu citra wajah menjadi vektor citra 1D. Perubahan ini menyebabkan dimensi ruang vektor citra menjadi sangat besar, sehingga perhitungan matriks kovarian secara akurat serta perhitungan nilai eigen dan vektor eigen dari matriks kovarian menjadi relatif lebih sulit. Metode 2DPCA tetap merepresentasikan citra wajah dengan matriks yang memiliki kelebihan:

1. Matriks kovarian yang terbentuk jauh lebih kecil, sehingga evaluasi terhadap matriks kovarian lebih akurat.
2. Waktu untuk menghitung nilai eigen dan vektor eigen lebih cepat.

C. Bi-2D PCA

Dalam menggunakan metode 2DPCA, korelasi data hanya diperhatikan secara horisontal saja. Hal ini menyebabkan hasil reduksi data masih terlalu besar dibandingkan dengan PCA yang tidak bisa mewakili representasi dari data, sehingga kecepatan dalam klasifikasi menjadi lebih lambat dan memerlukan kapasitas penyimpanan lebih besar untuk basis data yang besar.

Menurut Yang J *et al.*[10], ide dari Bi-2DPCA adalah melakukan 2DPCA sebanyak dua tahap, dimana tahap pertama dilakukan reduksi data dilakukan secara horisontal dan tahap kedua dilakukan secara vertikal. Sebagai ilustrasi dari Bi-2DPCA dapat dilihat dari Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Bi-2DPCA

Dalam Bi-2DPCA, data A yang berukuran $m \times n$ akan diproses dengan metode 2DPCA untuk mencari matriks fitur B yang berukuran $m \times q$. Hasil 2DPCA pertama, matriks B yang sudah ditranspose dengan ukuran $q \times m$ diproses kembali dengan 2DPCA yang akan mendapatkan matriks fitur C yang berukuran $q \times p$.

D. Support Vector Machine

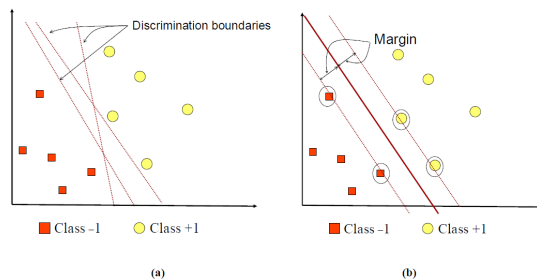
Support Vector Machine (SVM) merupakan sebuah metode klasifikasi yang dikembangkan oleh Boser, Guyon, Vapnik, dengan memiliki prinsip

dasar sebagai *linear classifier* dan selanjutnya dengan konsep *kernel trick* yang diimplementasi pada masalah non-linear. Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah *class* pada *input space* [14].

Gambar 2a memperlihatkan beberapa *pattern* yang merupakan anggota dari dua buah *class*: +1 dan -1. Sedangkan saat SVM menemukan *hyperplane* terbaik untuk kedua buah *class* ditunjukkan pada Gambar 2b. Semua data latih dengan dimensi M disimbolkan dengan x_i dimana setiap data x_i berasal dari salah satu dari dua kelas yang yang diberi label $y_i \in \{-1, 1\}$. Sebuah garis pemisah dari dua kelas dianggap optimal jika

$$y_i(w^t x_i + b) \geq 1 \quad (1)$$

dimana $i = 1, \dots, M$.



Gambar 2. SVM dalam menemukan *hyperplane* terbaik +1 dan -1

E. Metode Leave One Out Cross Validation

Menurut Borovicka *et al.* [15], metode *leave-one-out cross validation* (LOOCV) merupakan metode pengujian yang digunakan untuk membuktikan sebuah batasan kesalahan metode yang diujikan dengan memanfaatkan 1 data uji saja. Misalkan dalam sebuah pengujian memiliki N buah data, maka akan dilakukan N kali eksperimen. Dalam setiap eksperimen akan menggunakan N-1 data latih dan sisanya untuk pengujian. Setelah eksperimen sampai ke-N, akan dihitung nilai error dengan (2). LOOCV memiliki kelebihan dengan variasi pengujian yang banyak sehingga metode yang diuji tidak bias.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i \quad (2)$$

III. DATA DAN METODE

A. Data

Data yang dipergunakan dalam penelitian ini diambil dari *ORL Database of Faces*, *AT&T Laboratory Cambridge*, dengan alamat website <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>. Citra wajah ORL memiliki variasi pencahayaan, ekspresi wajah berbeda dengan kacamata atau tanpa kacamata. Semua citra wajah diambil dengan latar citra yang sama dengan pose wajah yang melihat ke depan.

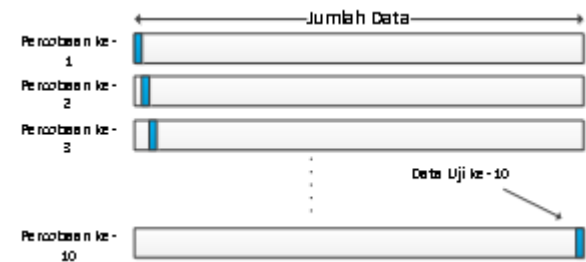
Citra wajah disimpan dalam format PGM (*Portable Gray Map*). *Database* tersebut terdiri dari 40 wajah dengan masing-masing 40 citra keabuan berukuran 92x112 piksel, sehingga seluruhnya ada 400. Gambar 3 menyajikan 10 citra dari salah satu wajah yang ada dalam *database*.



Gambar 3. Citra wajah ORL Database of Faces

B. Metode

Tahap pertama adalah melakukan pemilihan antara data latih dengan data uji. Teknik yang dipergunakan adalah melalui *Leave-One Out (LOO) cross validation*. Dalam hal ini, satu data citra dari setiap wajah secara berangsur dipisahkan untuk menjadi data uji, dan sisanya (9 citra) sebagai data latih. Dengan demikian, secara keseluruhan ada 10 kali percobaan. Ilustrasi proses LOO adalah disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Gambaran metode Leave-One Out

Setelah pembagian data, proses dilanjutkan dengan melakukan analisis transformasi pengubah dengan 1DPCA, 2DPCA, dan Bi-2DPCA yang hasilnya adalah matriks transformasi sesuai dengan jumlah komponen atau kontribusi peubah hasil yang diinginkan. Dalam penelitian ini, nilai kontribusi pengubah hasil yang dicobakan adalah 85%, 90%, dan 95%. Berdasarkan matriks ini, selanjutnya setiap data citra ditransformasikan ke ruang eigen. Matriks ini nantinya juga dipergunakan untuk mentransformasi data citra uji.

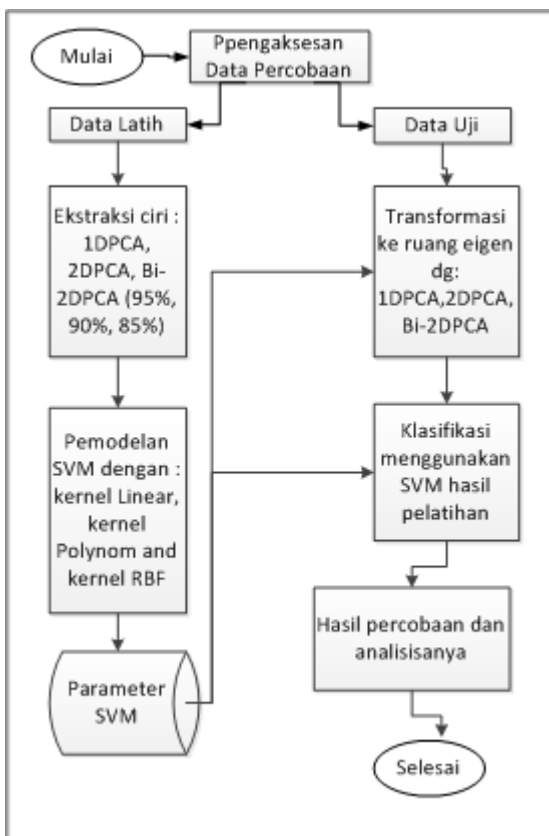
Hasil ekstraksi ciri citra uji di atas dipergunakan untuk membentuk parameter model klasifikasi. Model yang digunakan adalah *Support Vector Machine (SVM)* dengan fungsi *kernel* yang dicoba adalah *kernel* Linear, Polynomial, dan RBF. Parameter yang digunakan untuk *kernel* RBF dipilih menggunakan *3-Fold Cross Validation* dengan nilai $C = \{2^{-5}, \dots, 2^{14}\}$ dan $\text{Sigma} = \{2^{-15}, \dots, 2^3\}$ yang digunakan dalam penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Le TH

dan Bui L [16].

Untuk menghemat waktu komputasi pada saat klasifikasi, digunakan teknik *one against all* [17] [18]. Berdasar model ini, selanjutnya data uji yang telah ditransformasi ke ruang eigen dengan mengalikannya dengan matriks transformasi diatas akan diklasifikasikan menggunakan model SVM tersebut. Pengukuran akurasi dari masing-masing model tersebut didapatkan berdasarkan jumlah citra wajah yang terklasifikasi dengan baik dengan menggunakan persamaan:

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah citra yang terklasifikasi dengan baik}}{\text{Jumlah total citra yang diklasifikasi}} \quad (3)$$

Sedangkan waktu yang diperlukan untuk pengenalan wajah didapatkan dari waktu untuk melakukan ekstraksi ciri dan waktu klasifikasi yang diperlukan dengan menggunakan SVM. Tahapan lengkap dari metode penelitian ini disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Tahapan penelitian

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tabel 1,2 dan 3 menyajikan nilai akurasi dari semua percobaan yang dilakukan.

Tabel 1. Rata-rata akurasi pengenalan wajah untuk nilai konstruksi 95%

	1DPCA 95(%)	2DPCA 95(%)	BI2DPCA 95(%)
Linear	93,00	75,25	69,25
Poly2	73,00	35,25	30,00
Poly3	25,00	Gagal	
RBF	88,25		

Tabel 2. Rata-rata akurasi pengenalan wajah untuk nilai konstruksi 90%

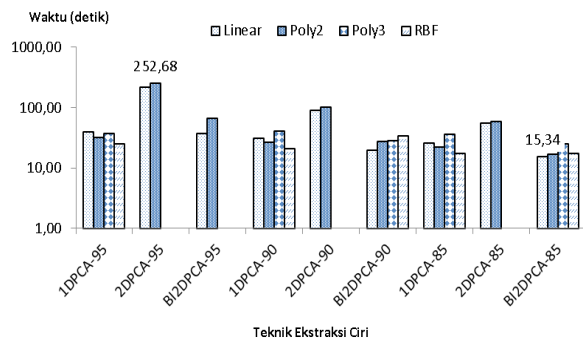
	1DPCA 90(%)	2DPCA 90(%)	BI2DPCA 90(%)
Linear	94,00	89,25	90,25
Poly2	79,00	72,50	75,00
Poly3	56,00	Gagal	
RBF	91,75		
			68,00

Tabel 3. Rata-rata akurasi pengenalan wajah untuk nilai konstruksi 85%

	1DPCA 85(%)	2DPCA 85(%)	BI2DPCA 85(%)
Linear	94,00	94,00	94,25
Poly2	85,75	84,00	90,00
Poly3	72,00	Gagal	
RBF	93,50		
			92,00

Dari tabel tersebut terlihat bahwa akurasi tertinggi adalah 94,25% dan terendah adalah 25%. Nilai akurasi yang tertinggi diperoleh dengan *kernel linear* dan dan ekstraksi ciri Bi-2DPCA85%. Ada beberapa hal yang bisa disimpulkan dari Tabel 1, yaitu, pola akurasi kernel pada setiap ekstraksi ciri adalah sama. Hal ini berarti tidak ada hubungan antara ekstraksi ciri yang dipergunakan dengan *kernel* pada SVM. Kedua adalah, pada penelitian ini terlihat SVM tidak bisa mengklasifikasikan data yang berdimensi besar. Semakin besar reduksi dimensi yang dilakukan, semakin tinggi nilai akurasi yang didapatkan.

Pada ketiga tabel terlihat adanya kegagalan pengklasifikasian data yaitu pada saat penggunaan kernel orde 3 dan RBF memisahkan kelas pada saat metode ekstrasi ciri 2DPCA dan Bi-2DPCA. Kegagalan itu terjadi pada saat pencarian pemisahan kelas dengan *hyperplane* yang terbaik, pada kondisi tersebut kegagalan bisa disebabkan karena ketidakseimbangan di antara jumlah data positif dengan data negatif [19].



Gambar 6. Perbandingan Waktu Komputasi dari 4 kernel untuk setiap ekstraksi ciri

Dari aspek waktu komputasi, terlihat bahwa waktu pemrosesan lebih dipengaruhi oleh persentase komponen yang dipilih. Makin tinggi komponen yang dipilih, terlihat waktu makin lama. Hal yang menarik adalah adanya fakta bahwa makin tinggi komponen tidaklah secara otomatis menaikkan akurasi. Dari percobaan justru terlihat dengan komponen sebesar 85% memberikan waktu komputasi terendah sebesar 15,34 detik dan waktu komputasi paling tinggi sebesar 252,68 detik pada saat komponen sebesar 95%.

V. SIMPULAN

Penelitian Pengenalan Citra Wajah dengan ekstraksi ciri Bi-2DPCA dan SVM sebagai klasifikasi yang melibatkan sebanyak 400 citra wajah mendapatkan bahwa metode ekstraksi ciri Bi-2DPCA dan SVM lebih baik dibandingkan 1DPCA dan 2DPCA dengan SVM. Hal ini terlihat pada teknik reduksi dimensi Bi-2DPCA bisa mengurangi waktu yang diperlukan dalam klasifikasi oleh *Support Vector Machine* sebesar 27% dibandingkan dengan 1DPCA dan 72% dengan 2DPCA. Dari sisi akurasi teknik Bi-2DPCA dengan jumlah ciri 80 buah ciri menghasilkan akurasi tertinggi 94,25% dan waktu komputasi terendah 15,34 detik dibandingkan 1DPCA dengan jumlah ciri 78 buah ciri.

Dalam mendapatkan model pengenalan wajah, penelitian ini mendapatkan beberapa pertimbangan yang lebih baik untuk menjadi bahan penelitian lanjutan yaitu pengujian dengan menggunakan citra yang telah disegmentasi sebelum dilakukan ekstraksi ciri dan perlakuan yang lain terhadap citra wajah.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Jain, D. Maltoni, D. Maio dan J. Wayman, 2005. "Biometric Systems Technology, Design and Performance Evaluation", Springer, 2005.
- [2] M. Turk dan A. Pentland, "Eigenfaces for recognition". *Journal of cognitive neuroscience*, vol. 3(1), hal 71-86, 1991.
- [3] H. Moon dan P.J. Phillips, "Computational and performance aspects of PCA-based face-recognition algorithms". *Perception*, vol. 30(3), hal. 303-321, 2001.
- [4] Q. Liu, R. Huang, H. Lu dan S. Ma, "Face recognition using kernel-based fisher discriminant analysis. In *Automatic Face*

- and Gesture Recognition", 2002. *Proceedings. Fifth IEEE International Conference on* (hal. 197-201). IEEE., Mei 2002
- [5] B. Moghaddam, T. Jebara dan A. Pentland, "Bayesian face recognition". *Pattern Recognition*, vol. 33(11), hal.1771-1782, 2000.
- [6] S. Lawrence, C.L. Giles, A.C. Tsoi dan A.D. Back, "Face recognition: A convolutional neural-network approach". *Neural Networks, IEEE Transactions on*, vol. 8(1), hal .98-113, 1997.
- [7] A.V. Nefian dan M.H. Hayes III, "Face detection and recognition using hidden Markov models". In *Image Processing, 1998. ICIP 98. Proceedings. 1998 International Conference on* (Vol. 1, hal. 141-145). IEEE., Oktober 1998.
- [8] S. Chowdhury, J.K. Sing, D.K. Basu dan M.Nasipuri, "Face recognition by generalized two-dimensional FLD method and multi-class support vector machines". *Applied Soft Computing*, vol. 11(7), hal. 4282-4292, 2011.
- [9] J. Yang, D. Zhang, A.F. Frangi dan J.Y. Yang, "Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition". *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol 26(1), hal. 131-137, 2004.
- [10] J. Yang, J.Y. Yang dan Y. Xu, "Bi-2DPCA: a fast face coding method for recognition". *INTECH Open Access Publisher*, 2010.
- [11] A.S. Nugroho, A.B. Witarto dan D. Handoko, "Support Vector Machine Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika". *Ilmu Komputer*, 2003.
- [12] S. Abe dan T. Inoue, "Fuzzy support vector machines for multiclass problems". In *ESANN* (hal. 113-118), April 2002.
- [13] Nhat, Vo Dinh Minh dan Sungyoung Lee. "Improvement on PCA and 2DPCA algorithms for face recognition." *Image and Video Retrieval. Springer Berlin Heidelberg*, Hal. 568-577, 2005.
- [14] Anto, Nugroho Satriyo, Arief Budi Witarto, dan Dwi Handoko. "Support Vector Machine-Teori dan Aplikasinya dalam Bioinformatika." *dari http://ilmukomputer.com* (2003).
- [15] Tomas Borovicka, Marcel Jirina Jr., Pavel Kordik dan Marcel Jirina, "Selecting Representative Data Sets", *Advances in Data Mining Knowledge Discovery and Applications*, Associate Prof. Adem Karahoca (Ed.), InTech, DOI: 10.5772/50787. Available from: <http://www.intechopen.com/books/advances-in-data-mining-knowledge-discovery-and-applications/selecting-representative-data-sets>, (2012).
- [16] T.H. Le dan L. Bui, "Face recognition based on SVM and 2DPCA". *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol. 4(3), hal. 85 -93, 2011
- [17] J. Milgram, M. Cheriet dan R. Sabourin, October. "One Against One" or "One Against All": Which One is Better for Handwriting Recognition with SVMs?. In *Tenth International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition*. Suvisoft, Oktober 2006.
- [18] G. de Lannoy, D. François dan M. Verleysen, "Class-specific feature selection for one-against-all multiclass svms". In *Proceedings of the 19th European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning (ESANN 2011)*.
- [19] Akbani, Rehan, Stephen Kwek, dan Nathalie Japkowicz. "Applying support vector machines to imbalanced datasets." *Machine learning: ECML*. Springer Berlin Heidelberg, 2004. 39-50, 2004.