

PROTOTYPE PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS DAN EUCLIDEAN DISTANCE

Lukas Tommy^{*1}, Yohanes Setiawan²

Jurusan Teknik Informatika, STMIK Atma Luhur, Pangkalpinang
e-mail: ^{*1}lukastommy@atmaluhur.ac.id, ²Ysetiawanj@atmaluhur.ac.id

Abstrak – Perkembangan teknologi yang pesat pada pengolahan citra digital memungkinkan komputer untuk mengenali objek, misalnya wajah manusia berdasarkan fitur/ciri tertentu. Komputer membutuhkan suatu algoritma agar dapat mengenali wajah manusia dengan akurat dan kemudian diterapkan pada mesin absensi, kontrol akses, dan bidang keamanan. Pada penelitian ini, akan dirancang prototipe pengenalan wajah menggunakan algoritma Principal Component Analysis (PCA) untuk ekstraksi fitur wajah dan Euclidean Distance untuk klasifikasi wajah. Algoritma PCA dan Euclidean Distance dipilih karena mudah diimplementasikan, cukup akurat, dan merupakan dasar bagi algoritma lain, seperti Linear Discriminant Analysis (LDA). Citra wajah yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 30 buah yang berasal dari 15 individu berbeda, dimana 15 diantaranya digunakan sebagai citra uji dan 15 sisanya sebagai citra latih. Pengenalan wajah dimulai dengan memasukkan 30 citra wajah yang sudah melalui tahap praproses ke database. Sistem kemudian melakukan ekstraksi fitur terhadap database wajah menggunakan PCA. Pengguna selanjutnya memilih citra uji dimana kemudian sistem akan menampilkan citra latih yang paling mirip dengan menggunakan Euclidean Distance. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, diketahui bahwa prototipe pengenalan wajah yang dirancang adalah cukup baik dengan tingkat akurasi mencapai 83,36%.

Kata kunci – Pengenalan Wajah, Visi Komputer, Kecerdasan Buatan, PCA, Euclidean Distance

I. PENDAHULUAN

Wajah adalah salah satu komponen dari tubuh manusia dengan ciri-ciri utama seperti mata, hidung, bibir sebagai identitas yang unik [1,2], sehingga dapat dikatakan setiap manusia memiliki wajah yang tidak sama [3].

Manusia memiliki kemampuan untuk mengenali wajah manusia dengan cepat berdasarkan ciri-ciri atau fitur yang pernah dilihat sebelumnya. Kemampuan mengidentifikasi wajah ini diperlukan dalam berbagai bidang seperti kepolisian, forensik, imigrasi dan izin akses untuk wilayah tertentu [4].

Perkembangan teknologi yang pesat pada pengolahan citra digital memungkinkan komputer untuk mengenali objek, misalnya wajah manusia berdasarkan fitur/ciri tertentu. Secara umum citra wajah manusia dapat memberikan informasi khusus terkait identifikasi personal berbasis pengenalan wajah yang dapat dimanfaatkan untuk

berbagai keperluan [5], seperti pembuatan kartu identitas, mesin absensi, kontrol akses, dan pencarian buronan [6,7].

Salah satu pendekatan biometrik pengenalan pola untuk keperluan identifikasi personal yang umum digunakan adalah pengenalan wajah [8]. Pengenalan citra wajah berhubungan dengan obyek yang tidak pernah sama, yang disebabkan oleh perubahan ekspresi wajah, intensitas cahaya dan sudut pengambilan gambar, atau aksesoris pada wajah. Obyek yang sama dengan beberapa perbedaan tersebut perlu dikenali sebagai satu obyek yang sama [5].

Komputer membutuhkan suatu algoritma agar dapat mengenali wajah manusia dengan akurat dan kemudian diterapkan pada mesin yang membutuhkan. Penelitian mengenai implementasi pengenalan objek, seperti wajah manusia pada komputer dengan algoritma tertentu sudah pernah dilakukan sebelumnya.

Program pengenalan wajah oleh Pratiwi dan Harjoko [2] menggunakan pustaka OpenCV dalam mendeteksi wajah, ekstraksi fitur menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) dan klasifikasi menggunakan *Nearest Neighbor*. Hasil penelitian adalah program yang dibuat mampu menampilkan nama yang sesuai dengan pengguna yang terdeteksi dengan akurasi sebesar 82,81%.

Wasista dkk. [6] menerapkan metode PCA dan *Dynamic Time Wrapping* (DTW) serta *Euclidean Distance* untuk pengenalan wajah pada mesin absensi. Hasil penelitian adalah pengenalan wajah dengan DTW memiliki akurasi sebesar 40% sedangkan akurasi dari *Euclidean Distance* adalah sebesar 80%.

Maryana dkk. [4] menerapkan metode *transformasi wavelet* dan *k-nearest neighbor* (KNN) pada sistem pengenalan wajah. Hasil penelitian adalah akurasi terburuk yang diperoleh saat $k=5$ adalah sebesar 93,75% dengan level dekomposisi=0.

Muntasa dkk. [8] mengusulkan kombinasi PCA dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) yang menghasilkan fitur berstruktur global dengan *Locality Preserving Projection* (LPP) yang menghasilkan fitur berstruktur lokal. Hasil penelitian adalah metode usulan memiliki akurasi yang lebih tinggi dari PCA, LDA, LPP dan *Orthogonal Laplacian Faces* (OLF).

Pada penelitian ini, akan dirancang prototipe pengenalan wajah menggunakan algoritma PCA untuk ekstraksi fitur wajah dan *Euclidean Distance* untuk klasifikasi. Algoritma PCA dan *Euclidean Distance* dipilih karena mudah diimplementasikan [2], cukup akurat, dan merupakan dasar bagi algoritma lain, seperti LDA.

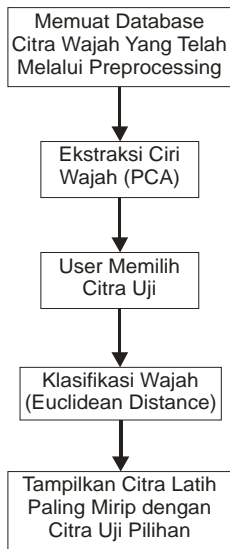
Prototipe pengenalan wajah yang dirancang memiliki beberapa keterbatasan, yaitu: tidak terdapat pendeteksian wajah, penggunaan citra *database* yang

sedikit, dan *output* hanya berupa pencocokan citra uji dengan citra latih.

Hasil dari penelitian ini adalah prototipe pengenalan wajah yang dirancang diharapkan memiliki akurasi di atas 80%, sehingga cukup andal untuk diterapkan pada komputer untuk digunakan sesuai kebutuhan pengguna.

2. METODE PENELITIAN

Gambaran garis besar metode penelitian dari prototipe pengenalan wajah menggunakan PCA dan *euclidean distance* yang dirancang adalah seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Diagram Alir Prototipe Pengenalan Wajah

2.1 Memuat Database Citra Wajah

Prototipe pengenalan wajah yang dirancang menggunakan 30 citra wajah dari 15 individu dengan masing-masing individu memiliki ekspresi, aksesoris wajah atau sudut pengambilan foto yang berbeda. Citra uji yang akan digunakan adalah sebanyak 15 buah dan diberi nama 1 sampai dengan 15 dengan format .pgm seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1. Citra latih yang akan digunakan adalah sebanyak 15 buah dan diberikan nama 16 sampai 30 dengan format .pgm seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.

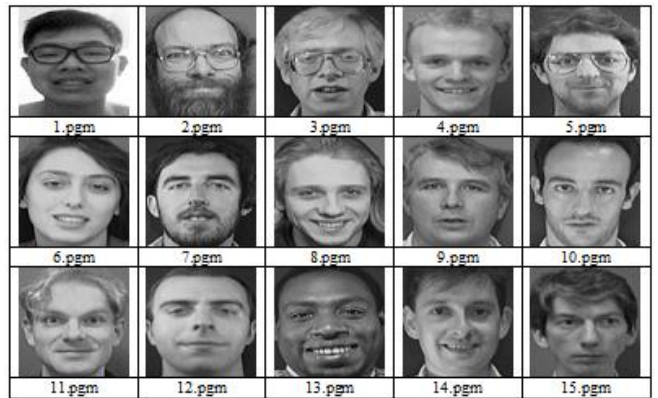
Dari 30 citra wajah tersebut, 28 diantaranya diperoleh dari *database* wajah AT&T (sebelumnya dikenal sebagai ORL *database*) yang bisa didapatkan pada <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabas.e.html>. Dua (2) citra wajah diperoleh dengan cara meng-*capture* foto *close-up* peneliti melalui *webcam*, kemudian dilakukan proses *cropping* untuk mengambil bagian kepalanya saja. Citra wajah yang semula berwarna diubah menjadi *grayscale* dengan format *portable gray map* (PGM). Ukuran seluruh 30 citra wajah kemudian diubah menjadi 90x90 piksel. Tahap praproses ini dilakukan dengan maksud mempercepat proses pengenalan wajah oleh komputer, mengurangi penggunaan memori, dan

menyesuaikan dengan format citra wajah *database* AT&T meskipun dengan sedikit mengorbankan detail citra.

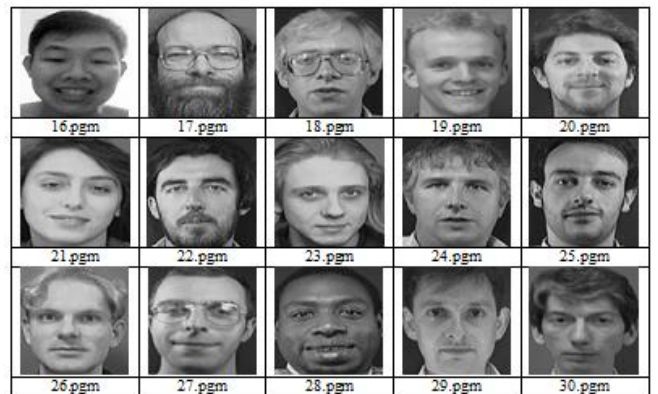
2.2 Ekstraksi Ciri Wajah

Setelah memuat *database* citra wajah, dilakukan proses ekstraksi fitur/ ciri dari citra wajah dalam *database* tersebut dengan menggunakan algoritma PCA. Tiap-tiap citra wajah uji dibaca untuk menghasilkan matrik seperti persamaan (1), kemudian dimensi-dimensi citra wajah diubah menjadi vektor (matrik baris) dengan ukuran: $1 \times N^2$ seperti persamaan (2).

Tabel 1 Citra Wajah Uji



Tabel 2 Citra Wajah Latih



$$\begin{aligned} \Gamma_1 &= [f(1,1) \ f(2,1) \ f(3,1) \ f(4,1) \ \dots\dots f(N,N)] \\ \Gamma_2 &= [f(1,1) \ f(2,1) \ f(3,1) \ f(4,1) \ \dots\dots f(N,N)] \\ \Gamma_3 &= [f(1,1) \ f(2,1) \ f(3,1) \ f(4,1) \ \dots\dots f(N,N)] \\ &\vdots \\ &\vdots \\ &\vdots \\ \Gamma_{15} &= [f(1,1) \ f(2,1) \ f(3,1) \ f(4,1) \ \dots\dots f(N,N)] \end{aligned} \tag{1}$$

Nilai *mean* (rata-rata) dari vektor di atas dihitung (3), kemudian diperoleh vektor berukuran $1 \times N^2$, serta kurangkan tiap vektor citra wajah dengan rata-rata nya seperti (4). Diperoleh vektor Φ berukuran $15 \times N^2$ seperti persamaan (5).

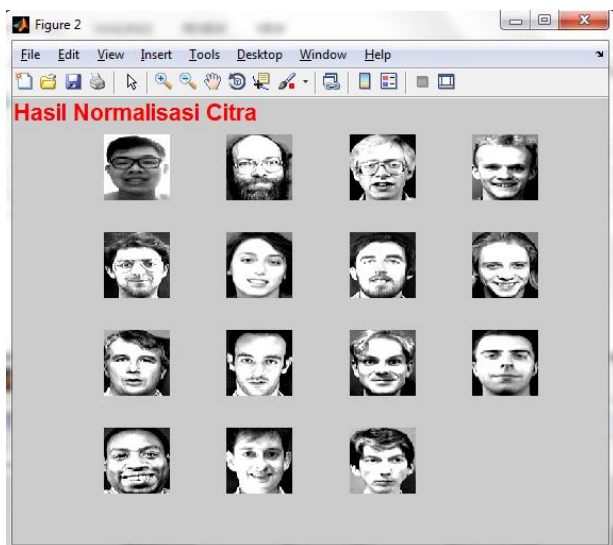
$$\Gamma_{15 \times n^2} = \begin{bmatrix} \Gamma_1 \\ \Gamma_2 \\ \Gamma_3 \\ \dots \\ \dots \\ \dots \\ \Gamma_{15} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\Psi = \frac{1}{15} \sum_{i=1}^{15} \Gamma_i \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \Gamma_1 - \Psi \\ \phi_2 &= \Gamma_2 - \Psi \\ \phi_3 &= \Gamma_3 - \Psi \\ &\dots \\ &\dots \\ &\dots \\ \phi_{15} &= \Gamma_{15} - \Psi \end{aligned} \quad (4)$$

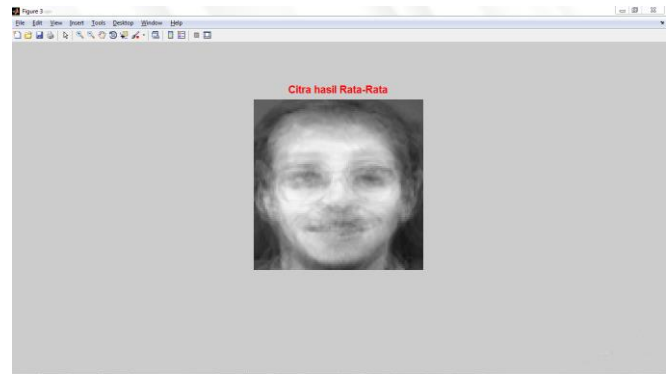
$$\phi = \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \phi_3 \\ \dots \\ \dots \\ \dots \\ \phi_{15} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Citra uji sebanyak 15 buah seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2 mengalami perubahan warna dan intensitas akibat dari normalisasi citra yang dilakukan untuk mengurangi error karena kondisi pencahayaan.



Gambar 2 Hasil Normalisasi Citra

Pencarian terhadap hasil *mean*/ rata-rata citra uji dilakukan sehingga menghasilkan *output* seperti yang ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3 Citra Hasil Rata-Rata (*Mean*)

Setelah mencari *mean*, *covarian* matriks dicari dengan persamaan (6)

$$A_1 = \text{cov}(\Phi) = \frac{\sum_{i=1}^{15} (\Phi_i \Phi_i^T)}{n-1} \quad (6)$$

Setelah *covarian* matriks ditemukan, hitung nilai *eigenvalue* (λ) dan *eigenvektor* (U_i) dari A_1 dengan berturut-turut menggunakan persamaan (7) dan (8).

$$|A_1 - \lambda I| = 0 \quad (7)$$

$$(A_1 - \lambda_i I) U_i = 0 \quad (8)$$

Persamaan determinan di atas diselesaikan, kemudian diperoleh 15 *eigenvalue* (λ), yang merupakan bilangan skalar:

$$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{15}$$

Menghitung *eigenvektor* untuk masing-masing nilai λ , kemudian diurutkan dimulai dari nilai λ yang terbesar sampai yang terkecil seperti persamaan (8), diperoleh *eigenvektor* seperti yang ditunjukkan persamaan (9).

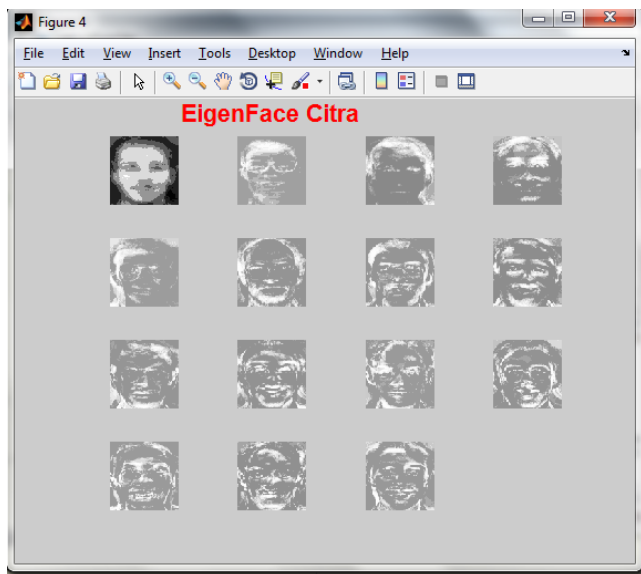
$$U_1 = \begin{bmatrix} u_1^1 \\ u_1^2 \\ \dots \\ u_1^{15} \end{bmatrix} \quad U_2 = \begin{bmatrix} u_2^1 \\ u_2^2 \\ \dots \\ u_2^{15} \end{bmatrix} \quad \dots \quad U_{15} = \begin{bmatrix} u_{15}^1 \\ u_{15}^2 \\ \dots \\ u_{15}^{15} \end{bmatrix} \quad (9)$$

Kemudian hitung *eigenvektor* (V_i) dari A_2 sebab matriks A_2 berukuran besar yaitu $N^2 \times N^2$, maka ke-15 *eigenvektor* dari A_2 dapat dihitung dengan persamaan (10) untuk mendapatkan *eigenvektor* seperti persamaan (11).

$$V_i = \Phi^T U_i \quad (10)$$

$$V_1 = \begin{bmatrix} v_1^1 \\ v_2^1 \\ \vdots \\ v_{N^2}^1 \end{bmatrix} \quad V_2 = \begin{bmatrix} v_1^2 \\ v_2^2 \\ \vdots \\ v_{N^2}^2 \end{bmatrix} \quad \dots \quad V_{15} = \begin{bmatrix} v_1^{15} \\ v_2^{15} \\ \vdots \\ v_{N^2}^{15} \end{bmatrix} \quad (11)$$

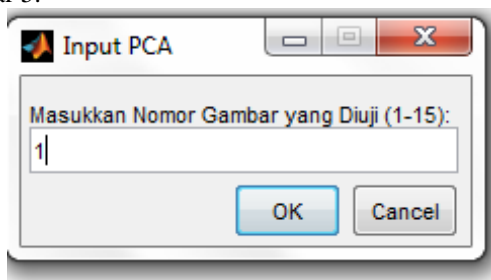
Setelah mendapatkan eigenvektor dan eigenvalue, representasi pengenalan wajah menggunakan *eigenface* dihitung untuk mendapatkan *output* seperti Gambar 4.



Gambar 4 *Eigenface* Citra Wajah

2.3 Pemilihan Citra Uji

Setelah proses ekstraksi fitur citra wajah selesai, pengguna sistem diminta untuk memilih salah satu dari 15 citra uji yang tersedia seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 Input nomor citra uji

2.4 Klasifikasi Wajah

Setelah pengguna memilih salah satu citra uji, sistem akan mencocokkan satu persatu citra uji tersebut dengan seluruh citra yang ada pada citra latih hingga ditemukan yang paling mirip (yaitu dengan perbedaan jarak terkecil) dengan menggunakan persamaan (12).

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (X_{i,j} - Y_{i,j})^2} \quad (12)$$

dengan:

d = tingkat kesamaan objek
 X = matrik bobot citra uji
 Y = matrik bobot citra latih
 i,j = koordinat matrik bobot
 m = dimensi panjang matrik bobot
 n = dimensi lebar matrik bobot

2.5 Menampilkan Citra Paling Mirip

Sistem akan menampilkan citra latih yang menurut sistem adalah paling mirip dengan citra uji yang dipilih oleh pengguna. Citra latih yang ditampilkan bisa bernilai benar, yaitu jika citra latih dan uji memang mirip menurut pengguna, dan salah apabila menurut pengguna tidak mirip sama sekali. Gambar 6 adalah contoh dari hasil pengenalan wajah yang benar.



Gambar 6 Hasil Pengenalan Wajah

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengujian












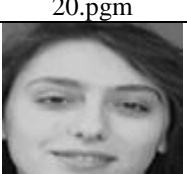
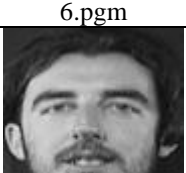
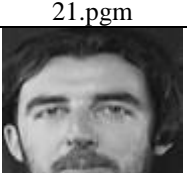
Pengujian yang akan dilakukan adalah sebanyak 15 kali dengan pencocokan semua citra uji dengan citra latih yang tersimpan pada database yang dilakukan oleh sistem.

3.2 Hasil Pengujian

Hasil dari 15 pengujian yang telah dilakukan ditunjukkan pada Tabel 3. Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 3, diperoleh hasil 13 pengujian berhasil dan 2 pengujian yang gagal. Kegagalan ini disebabkan oleh terdapat perbedaan yang signifikan antara citra uji dengan citra latih yang seharusnya. Perbedaan ini disebabkan antara lain oleh penggunaan aksesoris kacamata, perbedaan ekspresi dan posisi wajah yang terlalu berbeda.

















Persentase akurasi dari prototipe pengenalan wajah yang dirancang dapat dicari dengan menggunakan persamaan (13).

Tabel 3 Hasil Pengujian 15 Citra Wajah Uji

No.	Gambar Tester	Gambar Hasil	Keterangan
1	 1.pgm	 16.pgm	Berhasil
2	 2.pgm	 17.pgm	Berhasil
3	 3.pgm	 18.pgm	Berhasil
4	 4.pgm	 19.pgm	Berhasil
5	 5.pgm	 20.pgm	Berhasil
6	 6.pgm	 21.pgm	Berhasil
7	 7.pgm	 22.pgm	Berhasil

$$\begin{aligned}
 \% \text{ Akurasi} &= \frac{\text{Pengujian Berhasil}}{\text{Total Pengujian}} \times 100\% \\
 &= \frac{13}{15} \times 100\% = 86,67\%
 \end{aligned}
 \quad (13)$$

Tabel 3 Lanjutan

No.	Gambar Tester	Gambar Hasil	Keterangan
8	 8.pgm	 23.pgm	Berhasil
9	 9.pgm	 24.pgm	Berhasil
10	 10.pgm	 27.pgm	Gagal
11	 11.pgm	 26.pgm	Berhasil
12	 12.pgm	 10.pgm	Gagal
13	 13.pgm	 28.pgm	Berhasil
14	 14.pgm	 29.pgm	Berhasil
15	 15.pgm	 30.pgm	Berhasil

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari pengujian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa:

- a. Prototipe sistem pengenalan wajah dengan algoritma PCA dan *euclidean distance* yang dirancang dapat mengenali 13 dari 15 citra wajah uji dengan benar. Tingkat akurasi dari prototipe ini cukup baik, yaitu sebesar 86,67%.
- b. Perbedaan antara citra latih dan citra uji dalam hal posisi wajah, ekspresi, dan penggunaan aksesoris kacamata mempengaruhi tingkat keberhasilan dalam pengenalan wajah.

5. SARAN

Saran-saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah seperti berikut:

- a. Sistem yang dibuat sebaiknya dapat mendeteksi wajah, baik *real-time* ataupun tidak kemudian melakukan praproses secara otomatis untuk menambahkan citra wajah ke *database*.
- b. Menggunakan lebih banyak citra wajah uji dan latih dengan variasi pencahayaan, jarak, posisi wajah, ekspresi, dan aksesoris seperti wig dan topi.
- c. Penggunaan algoritma ekstraksi fitur dan klasifikasi yang lebih baik daripada PCA dan *euclidean distance* untuk meningkatkan akurasi dari sistem pengenalan wajah, seperti 2DLDA, *Support Vector Machine* (SVM), dan algoritma atau kombinasi algoritma lainnya.

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan terima kasih kepada STMIK Atma Luhur yang telah memberi bantuan finansial terhadap penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ismawan, F., 2015, Hasil Ekstraksi Algoritma Principal Component Analysis (PCA) untuk Pengenalan Wajah dengan Bahasa Pemrograman Java Eclipse IDE, *Jurnal Sisfotek Global*, vol. 5, no. 1, pp. 26–30.
- [2] Pratiwi, D. E. dan Harjoko, A., 2013, Implementasi Pengenalan Wajah Menggunakan PCA (Principal Component Analysis), *Jurnal IJEIS*, vol. 3, no. 2, pp. 175–184.
- [3] Firliana, R., Wulanningrum, R., dan Sasongko, W., 2015, Implementasi Principal Component Analysis (PCA) untuk Pengenalan Wajah Manusia, *Jurnal Nusantara of Engineering*, vol. 2, no. 1, pp. 65–69.
- [4] Maryana, S., Karlitasari, L., dan Qur'ania, A., 2012, Pemanfaatan K-Nearest Neighbor (KNN) pada Pengenalan Wajah dengan Praproses Transformasi Wavelet, *Jurnal Komputasi*, vol. 9, no. 1, pp. 35–44.
- [5] Marti, Ni W., 2010, Pemanfaatan GUI dalam Pengembangan Perangkat Lunak Pengenalan Citra

Wajah Manusia Menggunakan Metode Eigenfaces, dalam *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*, Yogyakarta, 19 Juni.

- [6] Wasista, S., Bayu, B. S., dan Putra, S. A., 2011, Sistem Pengenalan Wajah pada Mesin Absensi Mahasiswa Menggunakan Metode PCA dan DTW, dalam *The 13th Industrial Electronics Seminar (IES)*, Surabaya, 26 Oktober.
- [7] Kurniawati, A. T., dan Rama, A. R. D., 2015, Aplikasi Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Eigenface dengan Bahasa Pemrograman Java, dalam *Seminar Nasional Sains dan Terapan III*, Surabaya.
- [8] Muntasa, A., Sirajudin, I. A., dan Purnomo, M. H., 2011, Appearance Global and Local Structure Fusion for Face Image Recognition, *Jurnal TELKOMNIKA*, vol. 9, no. 1, pp. 125–132.