

SISTEM ABSENSI BERBASIS KAN PENGENALAN WAJAH SECARA REALTIME MENGGUNAKAN WEBCAM DENGAN METODE PCA

Heri Pratikno

Program Studi Sistem Informasi, STIKOM Surabaya, email: heri@stikom.edu

Abstract: Face can be considered as part of biometric system which is used in computing processes for tracking, recognition, expression and pose estimation in computer vision. Face recognition has become an attraction and a lot of dedicated research in this field has been done since a decade ago. This is mainly because face recognition does not require direct physical contact interaction between human and computer input sensor, problems in face recognition system are quite dynamic and complex. This is caused by several factors, including: indoor lighting conditions, angle of view of the camera, the speed of head movement and facial expression changes. Several methods for face recognition, for example: Gabor filter, PCA, LDA, subspace LDA, Neural Network and Fuzzy. Differences of these methods depend on the end result that is desired, such as computing speed, accuracy and durability. This study applied the PCA method that is commonly referred to as the application of the Eigenface. The PCA method was chosen due to that realtime attendance system required simplicity, speed and accuracy. The results showed that realtime facial recognition to the input face examined in ten different actors have average confidence values 0.97 with an average accuracy of 97.67%. The speed of detection for each image is 0.25 ms.

Keywords: Face Recognition, Principal Component Analysis, Eigenface

Teknologi biometrik digunakan untuk proses identifikasi secara otomatis dan verifikasi berdasarkan perilaku (*behavioral*) atau ciri-ciri fisik (*physical traits*) dari seseorang. Dimana biometrik memvalidasi identitas orang dengan cara menghitung karakteristik individu seseorang yang bersifat unik sehingga menjadi berbeda dengan yang lainnya.

Biometrik berdasarkan karakteristik perilaku lebih mencerminkan kondisi psikologis individu, misalkan : gaya berjalan, tanda-tangan dan pola bicara. Sedangkan biometrik yang berkarakteristik fisiologis relatif lebih stabil daripada karakteristik perilaku, diantaranya: wajah, sidik-jari, retina, iris dan sebagainya.

Pelacakan wajah manusia pada penelitian sebelumnya, menggunakan kombinasi antara algoritma *CamShift* dan Gabor Filter, hasil pengujian sistemnya mencapai keakuratan sebesar 79,31% [Lim, R. 2007]. Sedangkan pengenalan wajah dengan metode *subspace LDA* yang menerapkan kombinasi metode PCA (*Principal Components Analysis*) dan LDA (*Linear Discriminant Analysis*) paling akurat

mempunyai rata-rata pengenalan 95,7% [Azizah, R.N. 2009].

Aplikasi absensi kuliah berbasis identifikasi wajah menggunakan metode *Gabor Wavelet* pada penelitian lain, hasil pengujian *pose frontal* memiliki prosentase pengenalan rata-rata 97% [Kurniawan, A. 2011]. Sedangkan penelitian lain yang terkait dengan deteksi dan pengenalan wajah secara *real-time* menggunakan Haar-Cascade Classifier dan PCA. Dengan pencahayaan normal dan data latih tiap orang sebanyak 25 *image* mempunyai prosentase pengenalan rata-rata 88% [Dabhade, S.A. 2012].

Pada penelitian ini akan dibuat suatu sistem yang bisa mendeteksi (*detection*), melacak (*tracking*) serta mengenali wajah (*face recognition*) seseorang yang digunakan sebagai media verifikasi untuk absensi jam kedatangan dan kepulangan (*time attendance*) dalam organisasi atau perusahaan. Dalam proses input komputasinya tidak perlu ada interaksi kontak secara fisik antara manusia dengan komputer sehingga berbeda dengan sistem *finger-print*.

Implementasi dari sistem absensi tersebut dilakukan secara otomatis dalam waktu

nyata (*realtime*) menggunakan kamera tunggal (*webcam*) dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Dimana database hasil dari presensi tersebut bisa direpresentasikan dan diakses lewat web.

Mengapa pengenalan wajah pada absensi ini menggunakan metode PCA yang biasa juga disebut dengan *Eigenface* ?, karena metode *Eigenface* sederhana, mudah diimplementasikan, mempunyai komputasi yang cepat dengan akurasi yang cukup tinggi.

Batasan masalah pada penelitian ini, diantaranya: proses deteksi dan pengenalan wajah si aktor hanya satu orang dalam satu waktu (*single-face*), belum diuji-cobakan pada orang kembar secara fisik serta tidak memberi nama atau labelisasi bentuk perubahan ekspresi wajah dari aktor.

Untuk meningkatkan akurasi pada penelitian berikutnya bisa diimplementasikan kombinasi dari beberapa metode yang ada, misalkan *fuzzy subspace* LDA. Dimana subspace LDA merupakan kombinasi antara metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA).

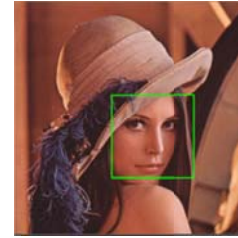
Pengenalan wajah yang berkarakteristik fisiologis saat ini paling stabil dan akurat adalah berbasis iris mata karena lebih tahan (*robust*) terhadap perubahan usia, unik antara orang satu dengan yang lainnya serta mampu mengenali orang kembar secara fisik.

TEORI DASAR

Metode Pendeteksi Wajah

Metode yang digunakan dalam penelitian ini untuk mendeteksi keberadaan wajah dari sebuah *image* yang berasal dari foto, file gambar maupun hasil *capturing image* secara langsung dari sebuah kamera adalah *Haar Cascade Classifier*. Dimana fungsi detektor wajah akan memeriksa masing - masing lokasi *image* guna mengklasifikasikan apakah sebagai area wajah atau bukan wajah.

Dalam mengklasifikasikan wajah pengklasifikasi akan menggunakan skala yang tetap, misalkan 50x50 piksel. Dikarenakan *image* wajah bisa lebih besar atau lebih kecil dari pen-skalaan yang telah ditetapkan, maka pengklasifikasi akan berusaha untuk mendeteksi beberapa kali diatas *image* wajah guna mencari wajah diberbagai skala.



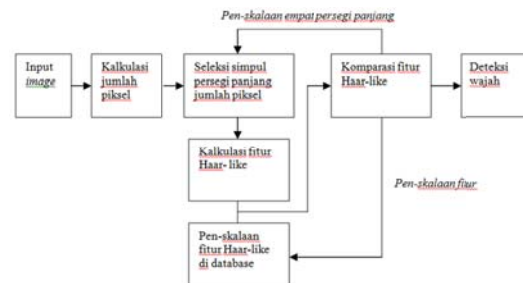
Gambar 1. Deteksi wajah dengan *Haar Cascade Classifier*

Pengklasifikasi *Haar Cascade* tersimpan pada file dengan ekstensi XML yang berfungsi untuk memutuskan bagaimana pengklasifikasian masing - masing lokasi keberadaan *image*. Pengklasifikasi yang bisa di *download* ada beberapa macam, diantaranya: pengklasifikasi wajah tampak depan (*frontal face*), klasifikasi profil wajah (*profile face*), pengklasifikasi seluruh tubuh (*full body / pedestrian*), pengklasifikasi untuk tubuh bagian atas (*upper body*) dan pengklasifikasi tubuh bagian bawah (*lower body*).

Pada OpenCV, pengklasifikasi *Haar Cascade Classifier* untuk mendeteksi wajah tampak depan ada beberapa pilihan yang bisa dimanfaatkan :

- “*haarcascade_frontalface_default.xml*”
- “*haarcascade_frontalface_alt.xml*”
- “*haarcascade_frontalface_alt2.xml*”
- “*haarcascade_frontalface_alt_tree.xml*”

Keempat klasifikasi tersebut akan memberikan hasil deteksi yang berbeda-beda, tergantung pada program dan kondisi lingkungan sekitarnya. Bahkan untuk meningkatkan akurasi deteksi dari sebuah program, keempat klasifikasi tersebut bisa digunakan secara bersama-sama. Secara umum algoritma pendeteksi wajah tampak pada gambar 2.



Gambar 2. Diagram alir deteksi wajah

Metode Pengenalan Wajah

Metode PCA untuk merepresentasikan wajah telah diaplikasikan oleh M. Kirby dan

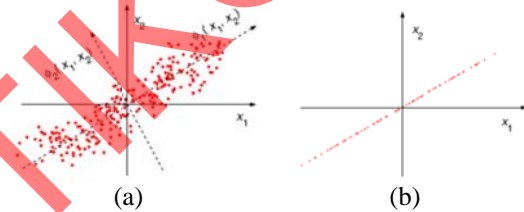
L. Sirovich pada tahun 1990, kemudian M. Turk dan A. Pentland tahun 1991 telah mengembangkan metode PCA untuk pengenalan wajah. Secara umum metode PCA disebut juga dengan *Eigenface*, dimana teknik ini dipelopori oleh L. Sirovich dan M. Kirby tahun 1987.

PCA merupakan sebuah metode pengurangan dimensi statistik yang menghasilkan linier kuadrat dekomposisi optimal dari sekumpulan training yang telah ditetapkan. PCA sebuah teknik statistik yang sangat berguna dalam bidang aplikasi, seperti: pengenalan wajah, kompresi *image* dan teknik umum untuk mendapatkan pola (*pattern*) dalam data berdimensi tinggi.

Pendekatan PCA digunakan untuk mereduksi dimensi data dengan cara dasar kompresi data dan mengungkapkan paling efektif struktur dimensi rendah dari pola wajah. Penurunan dalam dimensi ini akan menghapus informasi yang tidak berguna serta mendekomposisi struktur wajah ke dalam komponen secara *orthogonal* yang dikenal sebagai *eigenfaces*.

Setiap *image* wajah dapat direpresentasikan sebagai sekumpulan jumlah bobot (vektor fitur) dari *eigenfaces*, yang tersimpan dalam *array* dimensi satu (1D). Sebuah gambar acuan (*probe*) akan dibandingkan dengan sekumpulan *image* dengan cara mengukur jarak antara vektor fitur masing-masing *image*.

Pada gambar 3, menunjukkan sebuah contoh dari PCA, terlihat bahwa mayoritas titik-titik dua dimensi (2D) terletak dekat dengan garis yang diberi nama PC1. Hal ini berarti bahwa dapat dilakukan proyeksi titik-titik pada garis PC1 tanpa kehilangan informasi penting dari dua dimensi tersebut.



Gambar 3. (a). Proyeksi dasar PCA
(b). Reduksi PCA ke 1D

Metode PCA menggunakan *eigenvectors* dan *eigenvalues* untuk merepresentasikan *image* wajah. *Eigenvector* merupakan sekumpulan dari fitur yang mencirikan variasi

antara *image* wajah. Setiap lokasi dari *image* wajah memberikan kontribusi yang lebih atau kurang untuk setiap *eigenvector*, sehingga tampilan dari *eigenvector* seperti wajah hantu, inilah yang disebut dengan *eigenface*.



Gambar 4. Sekumpulan wajah *eigenface*

PCA Secara Matematis

PCA secara matematis sebagaimana pada persamaan 1, menjelaskan bagaimana sebuah *image* terdekomposisi, bagaimana *eigenvector* dikalkulasi serta bagaimana *image* dikomparasi antara satu dengan lainnya menggunakan perhitungan *Euclidean Distance* [Hiamain, P. 2007].

Pertama, sebuah *image* wajah 2D di dekomposisi dalam sebuah vektor 1D dengan menggabungkan setiap baris menjadi satu vektor panjang. M sama dengan sejumlah input *image* sedangkan N adalah baris *image* x kolom dari *image* yang merupakan ukuran dari *image*. sehingga sebuah *image* dapat direpresentasikan dengan vektor sebagai berikut :

$$x_j = \dots \quad (1)$$

dimana p merepresentasikan sebuah nilai piksel secara individu.

Sebelum dianalisa vektor *image* harus menjadi pusat rata-rata dengan mengurangi *image* rata-rata dari vektor *image*. m merupakan *image* rata-rata dan w_i adalah pusat *image* rata-rata :

$$m = \dots \quad (2)$$

$$w_i = x_i - m \quad (3)$$

Langkah berikutnya adalah untuk mendapatkan satu set *eigenvector* yang paling mendeskripsikan informasi utama dari setiap pusat *image* rata-rata. Himpunan *eigenvector* (e_i) dengan nilai *eigenvalue* tertinggi (λ_i), dimana *eigenvalue* sama dengan :

$$\lambda_i = \dots \quad (4)$$

Telah terbukti bahwa *eigenvector* dan *eigenvalue* diperoleh dengan mendapatkan

eigenvector dan *eigenvalue* dari matrik kovarian, persamaan dari kovarian matrik :

$$C = WW^T \quad (5)$$

W merupakan matrik yang terdiri dari vektor pusat gambar rata-rata (w_i) dan W^T adalah *transpose*. Untuk menghitung C digunakan $M \times M$ matrik $W^T W$. Dimana d_i dan μ_i menjadi *eigenvector* dan nilai *eigenvalue* dari $W^T W$:

$$W^T W d_i = \mu_i d_i \quad (6)$$

Selanjutnya kedua sisi dikalikan dengan W :

$$W W^T (W d_i) = \mu_i (W d_i) \quad (7)$$

Pada $M-1$ *eigenvector* (e_i) pertama dari matrik kovarian ($W W^T$) direpresentasikan oleh normalisasi *eigenvector* $W d_i$. *Eigenvalue* (λ_i) dari matrik kovarian ($W W^T$) diberikan oleh *eigenvalue* μ_i , matrik kovarian hanya dapat rangking $M-1$ karena jumlah terbatas dari input vektor *image*, sedangkan -1 berasal dari pengurangan awal *image* rata-rata.

Eigenvector berkorespondensi ke *eigenvalue* yang bukan 0 dari matrik kovarian, maka akan menghasilkan ortonormal untuk *subspace* pada data *image* yang direpresentasikan dengan kesalahan yang paling sedikit. Sehingga *eigenvector* akan berisi informasi yang paling relevan dari sejumlah input *image* untuk digunakan mengkonstruksi sebuah *eigenspace*, dimana *image* lainnya dapat dianalisa.

Eigenspace disusun menurut kesesuaian *eigenvalue* dari tertinggi ke terendah, hal ini disebabkan *eigenvector* dengan *eigenvalue* tertinggi menunjukkan varian terbesar dalam *image*. Sebuah *image* wajah kemudian dapat diproyeksikan ke *eigenspace*, lokasi dari *image* dalam *subspace* ditentukan dengan rumus:

$$\Omega = [v_1 v_2 \dots v_M]^T \quad (8)$$

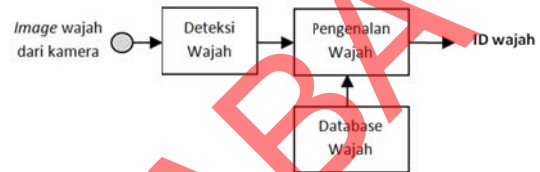
Dimana $v_i =$ dan M' adalah jumlah dimensi yang lebih kecil daripada M dan Ω , mendeskripsikan input dari masing-masing *eigenvector* dalam merepresentasikan input *image* wajah. Pengenalan wajah dapat diimplementasikan dengan memproyeksikan sebuah input *image* wajah (Ω) ke *eigenspace*, maka akan mendapatkan sebuah wajah dalam database (Ω_i). Jarak antara wajah-wajah dalam *subspace* disebut dengan *Euclidean Distance* (ϵ_k).

$$\epsilon_k = \|(\Omega - \Omega_k)\| \quad (9)$$

Ambang batas (*threshold*) θ_ϵ menjadi standar jika *Euclidean Distance* antara sebuah input wajah dan sebuah wajah pengguna lebih kecil dari pada ambang batas ini, maka akan diakui sebagai wajah milik dari pengguna tersebut.

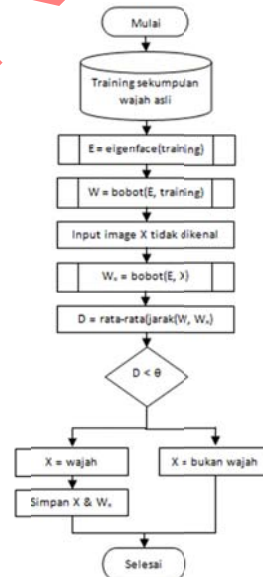
PERENCANAAN SISTEM

Secara garis besar sistem pengenalan wajah pada penelitian ini, ditunjukkan pada gambar 5. Sebelum proses pengenalan wajah diperlukan beberapa proses awal, diantaranya: *acquisition*, *pre-processing* dan ekstraksi fitur.



Gambar 5. Sistem Pengenalan Wajah

Sedangkan algoritma untuk pengenalan wajah menggunakan *eigenface*, tampak pada gambar 6.



Gambar 6. Diagram alir algoritma pengenalan wajah

Sekumpulan *image* yang ada di tahapan training ditransformasikan kedalam kelompok *eigenface* E , kemudian setiap *image* yang ada dalam training dihitung bobotnya (*weight*). Setelah mengamati *image* X yang tidak diketahui, *image* tertentu dihitung bobotnya dan disimpan pada vektor WX .

Kemudian WX dibandingkan dengan bobot dari *image* untuk memastikan bahwa itu adalah wajah. Salah satu cara untuk menganggap

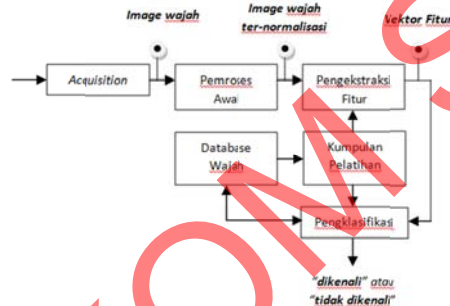
setiap bobot vektor merupakan sebuah titik dalam *space*, menghitung jarak rata-rata D antara bobot vektor dari WX dan bobot vektor dari *image* WX yang tidak dikenali.

Jika jarak rata-rata melebihi nilai *threshold*, kemudian bobot vektor *image* WX terletak terlalu jauh dari bobot *image* maka X yang tidak dikenali akan dianggap bukan sebuah wajah. Apabila X dianggap wajah maka bobot vektor WX akan disimpan untuk proses klasifikasi berikutnya.

IMPLEMENTASI SISTEM

Sistem absensi berbasis pengenalan wajah ini, diimplementasikan menggunakan program OpenCV (*Open Source Computer Vision Library*) yang dikembangkan oleh Intel dengan dukungan Willow Garage dibawah lisensi Open Source BSD dan pemrograman Dev-C++ yang dikembangkan secara gratis oleh Bloodshed Software.

Blok diagram langkah-langkah dalam pengenalan wajah, tersusun enam bagian utama yang terlihat pada gambar 7. *Acquisition* berfungsi untuk merepresentasikan wajah manusia yang di-*capture* oleh kamera menjadi *image* wajah untuk dideteksi keberadaan area wajah.



Gambar 7. Blok diagram langkah-langkah pengenalan wajah

Pada proses awal (*pre-processing*) berfungsi untuk menormalisasi *image* wajah dari permasalahan luminasi yang terlalu gelap maupun terlalu terang sehingga dapat meningkatkan performansi pada sistem pengenalan wajah. Pada sistem pengenalan wajah diperlukan proses konversi dari *image* berwarna ke *greyscale*, maka digunakan metode *Histogram Equalization*, sebagaimana tampak pada gambar 8.



Gambar 8. Proses *pre-processing*

Untuk menampilkan proses deteksi dan pengenalan wajah sebagaimana pada gambar 9, pada penelitian ini menggunakan tampilan *windows* dengan resolusi 320x240 piksel. Kotak deteksi area wajah menggunakan metode *Haar Cascade Classifier* dengan pilihan *haarcascade_frontalface_alt.xml* yang mempunyai kotak area deteksi 20x20 piksel.

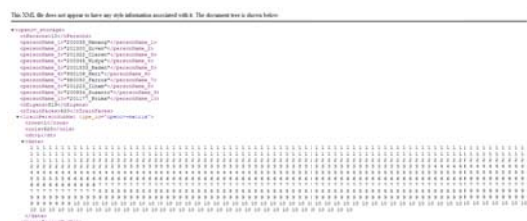


Gambar 9. Tampilan deteksi area wajah

Implementasi sistem absensi berbasis pengenalan wajah secara *realtime* ini menggunakan inputan data pengguna sebanyak sepuluh orang dengan pembagian menjadi dua kelompok. Kelompok pertama menggunakan lima orang pengguna yang datanya diambil dari foto orang dari internet, sedangkan kelompok kedua mempunyai lima orang pengguna yang wajahnya diinputkan secara langsung di kamera.

Kesepuluh data inputan pengguna dari kedua kelompok tersebut merepresentasikan beberapa perbedaan karakteristik, diantaranya: wajah dari foto, wajah orang, usia, jenis kelamin, berjilbab, perubahan bentuk rambut, berkumis dan berkaca-mata. Hal ini sengaja dilakukan guna mengetahui konfidensi dan akurasi pengenalan wajah dari sistem yang telah dibuat.

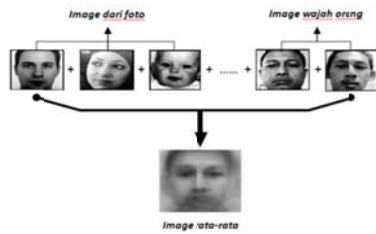
Database data para pengguna tersimpan pada file dengan ekstensi *.XML*, tampak pada gambar 10. Sedangkan banyaknya data pelatihan masing-masing pengguna dari kesepuluh pengguna diambil antara 150 sampai dengan 200 gambar *greyscale* yang di-*capture* pada resolusi 120x90 piksel dalam bentuk formasi file *.PGM*.



Gambar 10. Formasi database XML

Pada gambar 11, ditampilkan contoh inputan *image* wajah dari kesepuluh data pengguna beserta tampilan *image* wajah rata-rata dari kesepuluh data pengguna tersebut.

Sedangkan pada gambar 12, menunjukkan tampilan database *eigenface* dari kombinasi kesepuluh inputan data pengguna dalam formasi delapan kolom.



Gambar 11. *Image* rata-rata dari para pengguna



Gambar 12. Data *Eigenface*

EUCLIDEAN DISTANCE

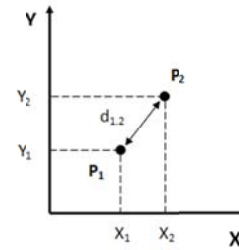
Pengenalan wajah merupakan proses pemberian sebuah nama dari sebuah wajah, pada saat sebuah wajah terdeteksi maka pengenalan wajah akan mencari tahu siapa yang wajahnya itu. *Eigenface* merupakan sebuah algoritma pengenalan wajah sederhana yang mudah untuk diimplementasikan.

Contoh *image* wajah dari beberapa orang yang sudah ditraining dan sebuah *image* wajah yang belum dikenali, maka dalam proses pengenalan akan dilakukan perhitungan sebuah jarak (*distance*) antara *image* yang baru terhadap contoh masing-masing wajah yang sudah ditraining.

Selanjutnya akan dipilih contoh *image* wajah yang paling mendekati dengan yang baru sebagai orang yang paling mendekati atau menyerupai orang yang dikenal. Apabila jarak yang ke *image* wajah itu diatas nilai ambang batas (*threshold*) maka *image* akan dikenali sebagai orang itu, jika dibawah nilai *threshold* maka wajah tersebut akan diklasifikasikan sebagai orang yang tidak dikenal.

Jarak pada *eigenface* diukur sebagai jarak dari satu titik ke titik lainnya, hal itu disebut dengan jarak Euclidean (*Euclidean distance*). Pada ruang dua dimensi (2D) jarak Euclidean antara titik P_1 dan P_2 sebagai berikut :

$d_{1,2} = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$, dimana $dx = x_2 - x_1$ dan $dy = y_2 - y_1$, tampak pada gambar 13.



Gambar 13. Jarak Euclidean $d_{1,2}$ dalam ruang 2D

AKURASI DAN KONFIDENSI

Implementasi pengenalan mempunyai dua tahapan, yaitu : *loading image* wajah dan memproyeksikannya ke dalam *subspace* PCA untuk mencari proyeksi terdekat pada pelatihan *image*. Perhitungan tingkat akurasi dan konfidensi dalam proses pengenalan wajah pada penelitian ini berdasarkan pada metode *Euclidean distance*.

Nilai konfidensi didapatkan dari proses deteksi yang mempunyai nilai kemiripan seseorang paling tinggi. Dimana *image* yang mempunyai kesamaan akan mempunyai nilai konfidensi antara 0.5 sampai dengan 1.0, sedangkan *image* yang berbeda akan mempunyai nilai konfidensi antara 0.0 sampai dengan 0.5. Rumus untuk mencari nilai konfidensi adalah sebagai berikut :

$$nKonfi = \frac{Euclidean\ distance}{nTrainWajah} \quad (10)$$

dimana *EucDistance* adalah jarak hasil perhitungan dari *Euclidean distance*, *nTrainWajah* merupakan jumlah dari *image* yang ditraining dan *nEigen* adalah banyaknya jumlah eigenvalues.

Nilai akurasi didapatkan dari proses yang sama dengan proses nilai konfidensi, yaitu: berbasisan perhitungan dari jarak Euclidean. Adapun rumus perhitungan akurasi adalah sebagai berikut :

$$nAkurat = nCorrect * \quad (11)$$

dimana *nCorrect* merupakan nilai hasil komparasi dari proses pengenalan wajah pada setiap *image* yang diujikan dengan nilai kesesuaian paling tinggi (*truth*). Sedangkan *nWrong* adalah jumlah ketidaksesuaian dalam proses pengenalan *image* wajah, karena tidak memenuhi nilai *threshold* yang telah ditetapkan.

HASIL DAN PEMBAHASAN











Hasil percobaan dari sistem absensi berbasis pengenalan wajah secara *realtime* dengan menggunakan kamera terlihat pada *tabel 1*. Dimana pada tabel tersebut menunjukkan banyaknya data pelatihan yang diberikan dari kesepuluh pengguna dengan karakteristik wajah berbeda-beda serta waktu yang diperlukan untuk tiap prosesnya.

Tabel 1. Data dan waktu pelatihan tiap pengguna

No	Nama User	Σ Eigenvector	Σ Data Training	Σt Deteksi (ms)	Rata-rata t Deteksi (ms)	Resolusi kamera (pixel)
1.	Nanang	169	170	11	0.065	320 x 240
2.	Given	256	257	7	0.027	
3.	Claren	307	308	10	0.033	
4.	Widya	358	359	9	0.025	
5.	Raden	410	411	9	0.022	
6.	Heri	496	497	7	0.014	
7.	Faros	577	578	8	0.014	
8.	Ilham	637	638	15	0.024	
9.	Susanto	735	736	7	0.010	
10.	Pirna	819	820	9	0.011	
— TOTAL —		4764	4774	92	0.145	

Sedangkan pada tabel 2, memperlihatkan secara lengkap data para pengguna beserta nilai akurasi dan konfidensi dari tiap para pengguna.

Tabel 2. Data akurasi tiap karakteristik wajah

No.	Nama User	Image	Konfidensi (0.5 - 1.0)	Akurasi (%)		Estimasi Sudut Deteksi	Resolusi (pixel)	Keterangan
				Login	Logout			
1.	Nanang		0.95	97.29	92.68	10°	120 x 90	Dewasa
2.	Given		0.96	97.23	97.86			Anak-anak
3.	Claren		0.97	98.44	98.16			Rambut poni
4.	Widya		0.98	99.08	98.43			Berjilbab
5.	Raden		0.98	96.38	98.05			Berkacamata
6.	Heri		0.97	95.98	96.29			Dewasa
7.	Faros		0.99	98.44	98.78			Remaja
8.	Ilham		0.98	98.18	97.11			Remaja
9.	Susanto		0.97	98.79	98.46			Remaja
10.	Pirna		0.98	98.74	99.01			Remaja
— RATA - RATA —			0.973	97.861	97.483			

Apabila inputan data pengguna dari wajah orang atau foto wajah yang belum diregistrasi maka tampilan sistem absensi seperti gambar 14 (a). Pada gambar 14 (b) menampilkan data pengguna yang sukses melakukan *login*, sedangkan pada gambar 14 (c) menampilkan proses *logout* dari sistem absensi.



Gambar 14. (a) Belum ditraining, (b) *Login* dan (c) *Logout*

SIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian sistem absensi berbasis pengenalan wajah yang dilakukan pada penelitian ini, maka dapat disimpulkan :

1. Proses deteksi dan pengenalan *image* wajah dapat dilakukan secara *realtime* karena kecepatan deteksi tiap *image* wajah waktu rata-ratanya sebesar 0.25 ms.
2. Akurasi dan konfidensi dari implementasi sistem pengenalan wajah rata-rata sebesar 97.67 % dan 0.97.
3. Sistem mampu mengenali perubahan karakteristik wajah dari kesepuluh inputan data pengguna.
4. Estimasi besarnya simpangan sudut rotasi pergerakan kepala pengguna sebesar 10^0 .

RUJUKAN

- Azizah, R.N. 2009. Pengenalan Wajah dengan Metode *Subspace* LDA. Jurusan Teknik Elektro-FTI. ITS Surabaya.
- Dabhade, S.A. 2012. Real Time Face Detection and Recognition using Haar-Based Cascade Classifier and Principal Component Analysis. *International Journal of Computer Science and Management Research*, Vol (1 Issue 1): halaman 59-64.
- Hiarnain, P. 2007. *Vision-Based Biometric Authentication System*. Galway: NUI.
- Kurniawan, A., Saleh, A. dan Ramadijanti, N. 2011. *Aplikasi Absensi Kuliah Berbasis Identifikasi Wajah Menggunakan Metode Gabor Wavelet*. Jurusan Teknik Telekomunikasi – PEN Surabaya.
- Lim, R. dan Yulia, R.O.P. 2007. *Pelacakan dan Pengenalan Wajah Menggunakan Webcam & Metode Gabor Filter*. Jurusan teknik Informatika – Universitas Kristen Petra: (Online). (http://portfolio.petra.ac.id/user_files/55-555/resmana-facegabor.pdf, diakses 01 Agustus 2013).