# Teodolita

JURNAL TEKNIK SIPIL DAN PERENCANAAN

Vol. 13 No. 2, Des 2012

√	ANALISIS KUAT TEKAN BENDA UJI BETON SEBAGAI EVALUASI PEKERJAAN PENGECORAN BETON DAN PENENTUAN KUAT TEKAN KARAKTERISTIK AKTUAL	Iwan Rustendi
V	PERSEPSI MAHASISWA TERHADAP ATRIBUT PRIVASI PADA SETING TANGGA DALAM HALL FAKULTAS EKONOMI UNIVERSITAS WIJAYAKUSUMA - PURWOKERTO	Yohanes Wahyu Dwi Yudono
V	PENGARUH BANGUNAN PENGAMAN PANTAI TERHADAP PERUBAHAN GARIS PANTAI SIMPANG AYAM RIAU	Novi Andhi Setyo Purwono
√	PERSEPSI MAHASISWA TERHADAP ATRIBUT VISIBILITAS PADA SETING TANGGA DALAM HALL FAKULTAS EKONOMI UNIVERSITAS WIJAYAKUSUMA - PURWOKERTO	Yohanes Wahyu Dwi Yudono
·√	SISTEM PENGENALAN WAJAH MENGGUNAKAN METODE EIGENFACE	Kholistyaningsih
√	PENGARUH KETIDAKSEIMBANGAN BEBAN TERHADAP ARUS NETRAL DAN LOSSES PADA TRAFO DISTRIBUSI	Tri Watiningsih
1	MEMAKNAI PASEMUAN DAN BALE MALANG SEBAGAI BANGUNAN RITUAL MASYARAKAT ISLAM KEJAWEN BONOKELING	Wita Widyandini
1	SISTEM JARINGAN DISTRIBUSI TEGANGAN MENENGAH	Tri Watiningsih

UNIVI	ERSITAS	<b>WIJAY</b>	AKUSUMA	<b>A PURWO</b>	KERTO
Teodolita	Vol. 13	No. 2	Hlm. 1 – 84	ISSN 1411-1586	Purwokerto Des 2012

# JURNAL TEKNIK SIPIL DAN PERENCANAAN

Vol. 13 No. 2, Desember 2012

ISSN 1411-1586

Pelinduna

: Dekan FT UNWIKU Purwokerto

Penanggung Jawab : Kajur Teknik Sipil

Pimpinan Redaksi

: Chrisna Pudyawardhana ST., MT

Sekretaris Redaksi

: Dwi Sri Wiyanti, ST., MT

Staf Redaksi Ahli

: 1. Ir. Pingit Broto Atmadi, MT 2. Ir. Reni Sulistiyawati AM, MT

3. Atiyah Barkah, ST., MT

4. Drs. Susatyo Adi Pramono., M.Si 5. Chrisna Pudyawardhana, ST., MT

Staf Redaksi Pelaks.: Iwan Rustendi, ST., MT

Alamat Redaksi dan Penerbit:

Jurusan Teknik Sipil Fakultas Teknik Universitas Wijayakusuma Purwokerto Jl. Beji Karangsalam Purwokerto

Telp: 0281-633629

Email: teodolita'04@yahoo.com

Terbit pada bulan : Juni dan Desember

Jurnal Teknik Sipil dan Perencanaan Teodolita adalah Majalah Ilmiah Jurusan Teknik Sipil Fakultas Teknik Universitas Wijayakusuma Purwokerto yang diterbitkan 2 kali dalam setahum. Tujuan penerbitan Jurnal Teknik Sipil dan Perencanaan Teodolita disamping sebagai wadah komunikasi ilmiah, juga untuk menyebarluaskan hasil-hasil penelitian dan terutama informasi-informasi yang berkaitan dengan bidang teknik sipil.

# JURNAL TEKNIK SIPIL DAN PERENCANAAN

Vol. 13 No. 2, Desember 2012

ISSN 1411-1586

1-12

13-23

## **DAFTAR ISI**

ANALISIS KUAT TEKAN BENDA UJI BE PENGECORAN BETON DAN PENENTUA	TON SEBAGAI EVALUASI PEKERJAAN
AKTUAL	TOTAL RANARIERISIIR
Iwan Rustendi	1_12

PERSEPSI MAHASISWA TERHADAP ATRIBUT PRIVASI PA TANGGA DALAM HALL FAKULTAS EKONOMI UNIVERSITA - PURWOKERTO	ADA SETING S WIJAYAKUSUMA
Yohanes Wahyu Dwi Yudono	13-23

PENGARUH BANGUNAN PENGAMAN PANTAI TERHADAP PERUBAHAN GARIS PANTAI SIMPANG AYAM RIAU	
Novi Andhi Setyo Purwono	24-37

PERSEPSI MAHASISWA TERHADAP ATRIBUT V TANGGA DALAM HALL FAKULTAS EKONOMI UI - PURWOKERTO	VISIBILITAS PADA SETING NIVERSITAS WIJAYAKUSUMA
Yohanes Wahyu Dwi Yudono	38-48

SISTEM PENGENALAN WAJAH	H MENGGUNAKAN METODE EIGENFACE
Kholistyaningsih	49-57

## PENGARUH KETIDAKSEIMBANGAN BEBAN TERHADAP ARUS NETRAL DAN LOSSES PADA TRAFO DISTRIBUSI Tri Watiningsih 58-67

MEMAKNAI PASEMUAN DAN BALE MALANG SEBAGAI BANGUN	AN RITUAL
MASYARAKAT ISLAM KEJAWEN BONOKELING	AIT ICAL
Wita Widyandini	60 71

SISTEM JARINGAN DISTRIBUSI TEGANGAN MENENGAH	
Tri Watiningsih	75-84

## SISTEM PENGENALAN WAJAH

# MENGGUNAKAN METODE EIGENFACE

Oleh: Kholistianingsih

#### Abstrak

Pengenalan wajah merupakan bidang yang masih memerlukan penelitian mendalam terutama dalam menemukan ciri yang akurat. Paper ini mengusulkan sistem pengenalan wajah menggunakan metode *eigenface*. *Eigenface* adalah ciri utama wajah yang diperoleh dengan reduksi matrik citra wajah menggunakan metode *Principal Component Analysis*. Hasil pengujian menunjukkan sistem ini cukup baik untuk diterapkan. Tingkat pengenalan yang diperoleh adalah 83,33% untuk pengujian terhadap ekspresi wajah biasa, 100% untuk pengujian terhadap ekspresi wajah biasa, 100% untuk wajah miring, dan 73,08% untuk pengujian terhadap citra wajah orang lain. Metode ini dapat digunakan sebagai sistem pengenalan wajah dengan membatasi citra input berupa citra dengan posisi wajah tegak lurus ke depan dengan sedikit perubahan ekspresi wajah.

Kata Kunci: Eigenface, Principal Component Analysis, Tingkat Pengenalan

## I. PENDAHULUAN

Pengenalan seseorang merupakan persoalan yang sangat penting dalam kehidupan. Sistem pengenalan identitas seseorang didasarkan pada sistem biometric seperti wajah, sidik jari, iris mata dan lain lain. Wajah merupakan bagian dari tubuh manusia yang pertama dilihat untuk mengenali seseorang. Aplikasi dari pengenalan wajah ini antara lain untuk Kartu Penduduk Elektronik (E-KTP), Surat Ijin Mengemudi (SIM), sistem absensi, password dan lain lain.

Pada dasarnya persoalan utama pada pengenalan wajah adalah menemukan ciri wajah yang paling utama. Metode ekstraksi ciri antara lain ekstraksi ciri geometris [1]. Paper ini menggunakan ciri-ciri geometris yang berupa nilai rasio perbandingan jarak antar komponen wajah yaitu mata, mulut, dan hidung. Metode ini mempunyai keunggulan dapat menemukan ciri yang baik dan memiliki kemudahan dalam aplikasi pada pengenalan wajah, karena sangat mudah dan terbuka untuk penambahan data setiap saat. Sedangkan kelemahan dari metode ini adalah memerlukan pengukuran Metode yang lain [2] adalah menggunakan perbandingan histogram wajah. Paper ini menmbandingkan histogram wajah dari citra keabuan sebagai cirinya. Metode yang lain [3] menggunakan himpunan fuzzy eigen terbesar.

Pada paper ini diusulkan sebuah sistem pengenalan wajah menggunakan metode eigenface. Eigenface adalah ciri-ciri wajah terbaik yang diperoleh dengan mengekstrak matriks citra wajah keabuan dengan metode *Principal Component Analysis*. Dengan menggunakan metode PCA diperoleh ciri wajah dalam jumlah besar yang dapat dipilih yang terbaik dengan perhitungan sekaligus dan diharapkan akan menghasilkan nilai tingkat pengenalan yang lebih baik.

## II. EKSTRAKSI CIRI MENGGUNAKAN METODE EIGENFACE

Eigenface adalah salah satu algoritma pengenalan pola wajah yang berdasar pada Principle Component Analysis (PCA). Untuk menghasilkan eigenface, sekumpulan citra digital dari wajah manusia diambil, dinormalisasikan, dan diproses pada resolusi yang sama (misal mxn), kemudian citra tadi diperlakukan sebagai vektor dimensi mxn dimana komponennya diambil dari nilai piksel citra [4].

Principle Component Analysis (PCA), atau disebut juga Transformasi Hotelling atau Transformasi Karhunen Loeve adalah suatu teknik untuk mengurangi dimensi sebuah ruang yang direpresentasikan oleh variabel statistik  $(x_1, x_2, ..., x_k)$ , dimana variabel tersebut biasanya saling berkorelasi satu dengan yang lain. Pertanyaan kemudian timbul akibat konsekuesi di atas apakah terdapat sebuah himpunan variabel baru yang memiliki sifat yang relatif sama dengan variabel sebelumnya dimana dikehendaki himpunan variabel baru tersebut memiliki jumlah variabel (dimensi) yang lebih sedikit dari variabel sebelumnya [5].

Principle Component Analysis banyak digunakan untuk memproyeksikan atau mengubah suatu kumpulan data berukuran besar menjadi bentuk representasi data lain dengan ukuran yang lebih kecil . Prinsip PCA adalah memproyeksikan citra ke dalam ruang eigennya dengan cara mencari eigenvector yang dimiliki setiap citra dan memproyeksikan ke dalam ruang eigen yang didapat tersebut [6]. Besar ruang eigen tergantung dari jumlah citra yang referensi yang dimiliki.

Nilai Eigenvalue dari sebuah matriks bujursangkar merupakan polynomial karakteristik dari matriks tersebut. Jika  $\lambda$  adalah eigenvalue dari A maka akan ekuivalen dengan persamaan linier  $(A - \lambda I)$  x = 0 (dimana I adalah matriks identitas) yang memiliki pemecahan non-zero x (suatu eigenvector), sehingga akan ekuivalen dengan determinan seperti yang ditunjukkan pada persamaan 2.1.

E

I

pa

1.

Si

$$\det(A - \lambda I) x = 0 \tag{2.1}$$

Fungsi  $p(\lambda) = \det (A - \lambda I)$  adalah sebuah polynomial dalam  $\lambda$  karena determinan dihitung dengan sum of product. Semua eigenvalue dari suatu matriks A dapat dihitung dengan menyelesaikan persamaan  $pA(\lambda) = 0$ . Jika A adalah matriks ukuran  $n \times n$ , maka pA memiliki derajat n dan A akan memiliki paling banyak n buah eigenvalue.

Jika eigenvalue  $\lambda$  diketahui, eigenvector dapat dicari dengan menyelesaikan persamaan 2.2 [7]:

$$(A - \lambda I) x = 0 (2.2)$$

## III. JARAK EUCLIDEAN

Jarak Euclidean digunakan untuk menentukan tingkat kesamaan atau ketidaksamaan dua vektor input. Tingkat kesamaan berupa suatu nilai (score) dan berdasarkan score tersebut dua vektor fitur akan dikatakan mirip atau tidak. Salah satu metode pengukuran jarak untuk menghitung kesamaan antara dua vektor fitur adalah Jarak Euclidean (Euclidean Distance). Jarak Euclidean menghitung akar dari kuadrat perbedaan dua vektor [8]. Persamaan Jarak Euclidean adalah

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^{n} (x_{ik} - x_{jk})^2}$$
(3.1)

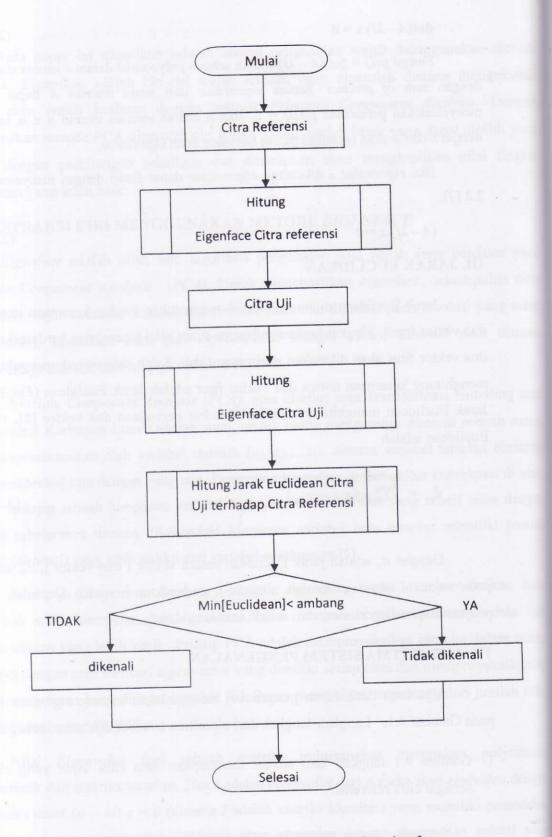
Dengan  $d_{ij}$  adalah jarak Euclidean antara vektor i dan vektor j,  $x_{ik}$  adalah nilai ke-k pada vektor i, dan  $x_{jk}$  adalah nilai ke-k padavektor j, maka  $d_{ij}$  adalah nilai akar dari penjumlahan setiap kuadrat dari selisih antara  $x_{ik}$  dan  $x_{jk}$ .

# IV. ALGORITMA SISTEM PENGENALAN

Algoritma dari sistem pengenalan menggunakan metode *eigenface* ini ditunjukkan pada Gambar 4.1. Langkah-langkah dari algoritma tersebut dijelaskan sebagai berikut:

 Gambar 4.1 langkah satu adalah menyiapkan data citra input yang akan digunakan sebagai citra referensi.

Sist



Gambar 4.1 Diagram Alir ekstraksi ciri menggunakan eigenface

- 2. Gambar 4.1 langkah dua adalah menghitung nilai *eigenface* dari kumpulan citra referensi yang proses perhitungannya dapat dijelaskan sebagai berikut [9]:
  - a. menyiapkan data dengan membuat suatu himpunan S yang terdiri dari seluruh data pelatihan  $(\Gamma_1, \Gamma_2, \ldots, \Gamma_M)$ .

$$S = \Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M \tag{4.4}$$

b. mengambil nilai tengah atau mean Ψ

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^{M} \Gamma_n \tag{4.5}$$

c. mencari selisih  $(\Phi)$  antara setiap data pelatihan  $\Gamma_i$  dengan nilai tengah  $(\Psi)$ 

$$\Phi = \Gamma_i - \Psi \tag{4.6}$$

d. menghitung nilai matriks kovarian

$$C = \Phi \Phi^{T} \tag{4.7}$$

Dengan  $\Phi = [\Phi_1 \ \Phi_2, \dots, \Phi_M]$  dan  $\Phi^T$  adalah *transpose* dari matriks  $\Phi$ . Matriks  $\Phi$  adalah matriks yang berisi informasi pola hasil ekstraksi dari seluruh data yang dilatihkan.

e. menghitung eigenvalue ( $\lambda$ ) dan eigenvector (x) dari matriks kovarian (C)

$$CX = \lambda X \tag{4.8}$$

Dengan  $\lambda$  suatu nilai yang dinamakan eigenvalue, dan X adalah eigenvector.

f. menghitung nilai eigenface  $(\mu)$ .

$$\mu = X\Phi \tag{4.9}$$

bobot setiap citra referensi adalah

$$W = \Phi \mu \tag{4.10}$$

- 3. Gambar 2.1 langkah tiga adalah membaca adanya input citra uji.
- 4. Gambar 2.1 langkah empat adalah menghitung nilai eigenface citra uji. Jika Citra Uji adalah Y, maka bobot dari citra uji :

$$W_{\text{nii}} = (W - \Psi)\mu \tag{4.11}$$

5. Gambar 2.1 langkah lima adalah menghitung jarak Euclidean antara citra uji dengan citra referensi dengan persamaan berikut:

$$D_{i} = \|W_{uii} - W_{i}\| \tag{4.12}$$

### V. HASIL DAN PEMBAHASAN

Eksperimen dilakukan dengan menggunakan 50 buah citra. Pengujian dilakukar menggunakan program sistem pengenalan wajah yang berbasis metode PCA sebaga ekstraksi cirinya. Tiga buah ciri terbaik digunakan untuk sistem pengenalan ini. Pengenalar dilakukan berdasarkan kedekatan jarak Euclidean. Pengujian dilakukan untuk berbaga variasi yaitu pengujian terhadap ekspresi wajah biasa, pengujian terhadap ekspresi wajah tersenyum, pengujian terhadap citra wajah miring, dan pengujian terhadap citra wajah yang berbeda dengan citra wajah referensi. Pada Tabel. 5. 1 ditunjukkan hasil perolehan jarah euclidean untuk setiap pengujian. Berdasarkan hasil jarak euclidean tersebut diterjemahkar dalam nilai prosentase tingkat pengenalan pada Tabel 5.2.

Pada pengujian terhadap citra dengan ekspresi wajah biasa digunakan citra-citra uj dengan ekspresi wajah biasa dengan sedikit variasi, dibandingkan dengan citra referensi yang merupakan citra wajah biasa juga. Hasil pengujian diperoleh nilai jarak euclidean yang sebagian besar bernilai di bawah angka 0,12. Dengan menerapkan nilai ambang pengenalan sebesar 0,12, maka tingkat pengenalan yang diperoleh pada Tabel 5.2 adalah 83,33%.

Pada pengujian terhadap citra dengan ekspresi wajah tersenyum digunakan citra-citruji dengan ekspresi wajah tersenyum, dibandingkan dengan citra referensi yang merupakan citra wajah biasa juga. Hasil pengujian diperoleh nilai jarak euclidean yang sebagian besebernilai di bawah angka 0,12. Dengan menerapkan nilai ambang pengenalan sebesar 0,12 maka tingkat pengenalan yang diperoleh pada Tabel 5.2 adalah 100%.

oran

d

p

Sisten

Pada pengujian terhadap citra dengan posisi wajah miring digunakan citra-citra uji dengan posisi wajah miring, dibandingkan dengan citra referensi yang merupakan citra wajah biasa juga. Hasil pengujian diperoleh nilai jarak euclidean yang sebagian besar bernilai di atas angka 0,12. Dengan menerapkan nilai ambang pengenalan sebesar 0,12, maka tingkat pengenalan yang diperoleh pada Tabel 5.2 adalah 16,67%.

Tabel 5.1. Jarak Euclidean

Citra ke-	Jarak Euclidean				
AN B	Wajah Biasa	Tersenyum	Wajah Miring	Orang Lain	
1	0,06728	0,11256			
2	0,05978	0,10027	0,10003	0,17546	
3	0,04598	0,11426	0,23972	0,13479	
4	0,08532	0,11186	0,13974	0,16386	
5	0,19583	0,11764	0,20792	0,07049	
6	0,09592	0,09922	0,26817	0,16011	
7		0,03322	0,26948	0,08410	
8			0,25837	0,07928	
9	III III III III III III III III III II	BAS INCLUDED	0,15881	0,149,68	
10	h ini leti Jil.		0,16910	0,06195	
11			0,19908	0,16762	
12			0,18243	0,03086	
13	USISA SAY STATE	NAME OF THE OWNER.		0,02784	
14	mariania maria			0,08295	
15			icide uliny chi	0,14586	
16				0,17184	
17				0,18489	
18	- Heleka			0,17755	
19		END DELEN 175	o Kutau nalan iya	0,16827	
20	Marin Harris	III. Barrera		0,16295	
21			Salatata abel	0,25695	
22				0,26864	
23				0,25469	
24				0,26509	
25			AXXXX	0,26510	
26	Similar of the			0,26887	
			dujyili, Edministra	0,26324	

Pada pengujian terhadap citra dengan wajah orang lain digunakan citra-citra wajah orang lain, dibandingkan dengan citra wajah referensi. Hasil yang diperoleh merupakan

tingkat pengenalan yang menunjukkan bahwa citra uji bukan tidak sama dengan citra referensi. Hasil pengujian diperoleh nilai jarak euclidean yang sebagian besar bernilai di atas angka 0,12. Dengan menerapkan nilai ambang pengenalan sebesar 0,12 , maka tingkat pengenalan yang diperoleh pada Tabel 5.2 adalah 73,08%.

Tabel 5.2. Tingkat Pengenalan

No Pengujian		Tingkat Pengenalan(%)
1	Pengujian terhadap citra dengan ekspresi biasa	83,33%
2	Pengujian terhadap citra dengan ekspresi tersenyum	100%
3	Pengujian terhadap citra dengan posisi wajah miring	16,67%
4	Pengujian terhadap citra orang lain	73,08

#### VI. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan dapat disimpulkan bahwa sistem pengenalan wajah menggunakan metode eigenface cukup baik. Hal ini ditunjukkan dengan nilai perolehan tingkat pegenalan yang cukup baik yaitu 83,33% untuk pengujian terhadap ekspresi wajah biasa. Tingkat pengenalan wajah untuk metode ini relatif tidak terpengaruh oleh perbedaan ekspresi wajah yaitu ekspresi wajah tersenyum dengan tingkat pengenalan 100 % pada penggunaan 3 buah ciri. Akan tetapi perbedaan kemiringan mempengaruhi nilai tingkat pengenalannya. Nilai tingkat pengenalan yang diperoleh untuk pengujian ini hanya 16,67%. Tingkat pengenalan untuk citra wajah orang lain adalah 73,08%.

Metode eigenface ini dapat diterapkan untuk aplikasi sistem pengenalan wajah dengan membatasi citra input adalah citra dengan posisi tegak lurus ke depan . Adanya sedikit perubahan atau variasi ekspresi wajah masih akan dapat dikenali.

#### **DAFTAR PUSTAKA**

- [1] R. Hidayat, Kholistianingsih, Geometric Feature Extraction for Face Recognition, 5<sup>th</sup> AUN/SEED-NET Regional Conference on Information and Communications Technology, Manila, 2012,
- [2] E. Sudarmilah, Pengenalan Wajah dengan Perbandingan Histogram, Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi, Yogyakarta, 2009.

- [3] S. Puspasari, Analisis Citra Wajah dengan Himpunan Fuzzy Eigen Terbesar, Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi, Yogyakarta, 2008.
- [4] N.W. Marti, Pemanfaatan GUI dalam Pengembangan Perangkat Lunak Pengenalan Citra Wajah Manusia Menggunakan Metode Eigenfaces, Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi, Yogyakarta, 2010
- [5] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle, Image Processing, Analysis, and Machine Vision, Third Edition, Thomson Corporation, Canada, 2008.
- [6] J. Kim and M. Kang, A Study of Face Recognition using the PCA and Error Back-Propagation, Second International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, IEEE, 2010.
- [7] J. Aminudin, Dasar-dasar Fisika Komputasi Menggunakan Matlab, Gava Media, Yogyakarta, 2008.
- [8] D. Putra, Pengolahan Citra Digital, Andi Offset, Yogyakarta, 2010, hal. 243-244.
- [9] Y. Song, Y. Kim, N. Kim, and J. Ahn, Face Recognition using both Geometric Features and PCA/LDA, Sixth International Conference on Advanced Language Processing and Web Information Technology, IEEE, 2007, hal. 248-252