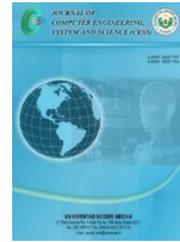


Contents list available at [www.jurnal.unimed.ac.id](http://www.jurnal.unimed.ac.id)

**CESS**  
**(Journal of Computing Engineering, System and Science)**

journal homepage: <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/cess>



## **Teknologi Biometrik Menggunakan Algoritma Eigenface** ***Biometric Technology Using Eigenface Algorithm***

Puji Sari Ramadhan<sup>1\*</sup>, Saiful Nurarif<sup>2</sup>, Muhammad Syahril<sup>3</sup>, Yeni Riani Noviana Gulo<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>STMIK Triguna Dharma

Jl. AH Nasution No.73F, 20142, Medan, Indonesia

Email: <sup>1</sup>[pujisariramadhan@gmail.com](mailto:pujisariramadhan@gmail.com), <sup>2</sup>[saiful.nurarief@gmail.com](mailto:saiful.nurarief@gmail.com), <sup>3</sup>[syahril@gmail.com](mailto:syahril@gmail.com),  
<sup>4</sup>[yeninovianaq@gmail.com](mailto:yeninovianaq@gmail.com)

Diterima: 01 Nopember 2021 | Diterima setelah perbaikan: 07 Desember 2021 | Disetujui: 11 Desember 2021

### **ABSTRAK**

Penelitian ini membahas tentang teknologi biometrik yang digunakan untuk mengenali pola fisik dari seseorang sehingga dapat teridentifikasi. Focus biometrik yang akan diteliti adalah deteksi wajah. Hal ini dilakukan karena melihat kurang optimalnya pengenalan biometrik pada sidik jari yang rentan tidak terdeteksi akibat luka atau perubahan struktur kulit seseorang. Teknologi biometrik wajah ini dapat digunakan untuk mengenali seseorang dalam melakukan perekaman data seperti pengelolaan biodata pegawai, masyarakat dan absensi. Untuk membangun teknologi biometrik tersebut maka dibutuhkan sebuah algoritma yang mampu melakukan pengenalan pola yaitu Eigenface. Algoritma tersebut telah teruji dan banyak digunakan pada penelitian sebelumnya dalam pengenalan pola, sehingga sangat tepat untuk digunakan dalam penelitian ini. Proses pengenalan wajah dimulai dengan mengambil citra wajah sehingga akan memperoleh nilai RGB, kemudian melakukan konversi dari RGB ke grayscale. Setelah proses konversi selesai maka selanjutnya mengubah citra tersebut ke dalam bentuk matriks dan menghitung nilai Flatvektor sehingga nantinya akan dicari nilai kedekatan dari data citra yang direkam. Dari hasil penelitian yang dilakukan maka diperoleh hasil bahwa algoritma Eigenface telah berhasil melakukan pengenalan wajah dengan akurasi 100% dari 10 data uji. Pengujian akurasi dilakukan dengan insitas cahaya 10 sampai dengan 1000 Lux, jarak antara 30 sampai dengan 200 cm dan gerak objek diatas 4 detik.

**Kata Kunci:** *Biometrik, Pengenalan Wajah, Eigenface, Pengolahan Citra.*

## ABSTRACT

This study discusses the biometric technology used to recognize the physical pattern of a person so that it can be identified. The focus of biometrics to be studied is face detection. This is done because of the lack of optimal biometric recognition on fingerprints that are prone to not being detected due to injuries or changes in a person's skin structure. This facial biometric technology can recognize someone recording data such as managing team members, community, and attendance biodata. To build this biometric technology, an algorithm that can perform pattern recognition is needed, namely Eigenface. The algorithm has been tested and widely used in previous studies in pattern recognition, so it is very appropriate for this study. The face recognition process begins by taking a face image to obtain an RGB value, then converting it from RGB to grayscale. After the conversion process is complete, the next step is to convert the image into a matrix form and calculate the Flatvector value. The proximity value of the recorded image data will be searched later. From the research results, it is obtained that the Eigenface algorithm has successfully performed facial recognition with an accuracy of 100% from 10 test data. Accuracy testing is carried out with light intensity from 10 to 1000 Lux, distance from 30 to 200 cm, and object motion more than 4 seconds.

**Keywords:** *Biometrics, Face Recognition, Eigenface, Image Processing*

---

## 1. PENDAHULUAN

Penelitian ini membahas tentang penggunaan teknologi biometrik berbasis kecerdasan buatan yang digunakan untuk mengenali pola fisik dari seseorang sehingga dapat teridentifikasi. Kecerdasan buatan merupakan sebuah teknologi yang mampu menularkan pengetahuan manusia ke dalam sebuah sistem[1]. Selain itu kecerdasan buatan dikenal dengan sebuah konsep yang mampu melakukan penalaran terhadap aturan-aturan yang dimasukkan untuk menyelesaikan permasalahan[2]. Kecerdasan buatan digunakan dalam berbagai aktifitas manusia berbasis komputerisasi[3].

Teknologi kecerdasan buatan telah banyak digunakan pada penelitian sebelumnya seperti pengenalan huruf hiragana[4]. Kemudian pendeteksian penyakit tanaman[5].

Selain pengenalan pola objek, kecerdasan buatan juga mampu melakukan identifikasi terhadap suara seperti pengenalan suara dengan jenis bahasa arab[6], kemudian identifikasi video secara realtime[7]. Selanjutnya mengklasifikasikan kandungan protein dari tepung terigu[8].

Focus biometrik yang akan diteliti adalah deteksi wajah. Objek wajah dipilih karena lebih efektif dalam perekaman data dibandingkan dengan objek fisik lainnya seperti sidik jari. Hal ini terlihat dari kurang optimalnya pengenalan biometrik pada sidik jari yang rentan tidak terdeteksi akibat luka kecil atau perubahan struktur kulit seseorang. Berbeda halnya dengan objek wajah yang memiliki bidang yang luas sehingga tidak akan berpengaruh jika terdapat luka kecil yang ada pada objek tersebut.

Pengenalan biometrik wajah ini dilakukan dengan tujuan untuk mengenali seseorang dalam melakukan perekaman data seperti pengelolaan biodata pegawai, masyarakat dan absensi. Teknologi kecerdasan buatan yang digunakan dalam pengenalan wajah adalah menggunakan pengolahan citra. Bidang keilmuan ini digunakan untuk melakukan identifikasi dan pengenalan objek yang direkam. Pengolahan citra merupakan sebuah teknologi yang

digunakan untuk memproses citra melalui proses komputasi[9]. Pengolahan citra juga disebutkan sebagai sebuah teknologi visual yang mampu menganalisis objek citra digital[10].

Konsep pengolahan citra yang digunakan untuk pengenalan biometrik wajah pada penelitian ini adalah menggunakan algoritma Eigenface. Algoritma Eigenface merupakan sebuah algoritma pengenalan pola wajah yang berorientasi pada Principle Component Analysis[11].

Prinsip dasar dari sebuah pengenalan wajah adalah dengan melakukan encode kemudian dilakukan perbandingan dengan hasil decode yang sebelumnya telah dilakukan[12]. Konsep awal dari pengenalan wajah adalah mengutip informasi unik wajah, kemudian dilakukan normalisasi wajah untuk mendapatkan nilai matriks pada wajah[13].

Algoritma Eigenface dipilih karena mampu menghasilkan akurasi ketepatan dalam mengenali pola citra yang diuji. Kemampuan Algoritma Eigenface dibuktikan dengan penggunaan metode tersebut dalam penelitian sebelumnya.

Algoritma Eigenface ini telah banyak digunakan untuk pengenalan pola seperti deteksi RFID pada sistem parkir[14]. Kemudian pengamanan brankas berbasis smartphone[15]. Dari penelitian tersebut maka perlu pengembangan untuk mengetahui faktor penyebab meningkatnya efektifitas dari penggunaan Eigenface dalam pengenalan biometrik.

Penggunaan algoritma Eigenface dalam pengenalan pola citra wajah diawali dengan mengambil citra wajah dari kamera, setelah itu dari citra yang diambil akan dicari nilai RGB. Setelah proses pengambilan citra selesai, kemudian melakukan konversi dari RGB ke grayscale. Setelah proses konversi telah dilakukan maka selanjutnya mengubah citra tersebut ke dalam bentuk matriks dan menghitung nilai Flatvektor sehingga nantinya akan dicari nilai kedekatan dari data citra yang direkam. Proses identifikasi dilakukan dengan cara menentukan jarak terpendek antara eigeface test dengan training image.

Pengujian terhadap algoritma Eigenface dilakukan dengan cara mengukur nilai akurasi yang diperoleh dari proses identifikasi yang dilakukan dengan menggunakan beberapa variabel rekaman data citra. Variabel tersebut diantaranya adalah insentitas cahaya, jarak objek, dan kecepatan gerak objek.

Dengan adanya penelitian tentang pengenalan citra wajah dengan menggunakan algoritma Eigenface diharapkan dapat memberikan kemudahan dalam perekaman data dan identifikasi kebenaran dari pengguna teknologi tersebut.

## **2. TINJAUAN PUSTAKA**

Dalam melakukan penelitian ini, maka perlu dibutuhkan landasan teoritis yang berkaitan tentang penggunaan algoritma Eigenface dalam melakukan pengenalan citra wajah.

### **2.1. Kecerdasan Buatan**

AI (Artificial Intelligence) atau sering dikenal dengan kecerdasan buatan merupakan sebuah teknologi yang saat sekarang sedang berkembang pesat. Teknologi ini telah hadir dalam segala aktifitas manusia, yang berfungsi membantu tugas-tugas atau menyelesaikan permasalahan yang ada. Penggunaan kecerdasan buatan telah digunakan dalam beberapa dekade terakhir dalam mengatasi berbagai permasalahan dengan cepat[16]. Beberapa jenis Teknologi kecerdasan buatan meliputi : Robotika, Jaringan Syaraf Tiruan, Pengolahan Citra, Machine Learning dan lainnya.

## 2.2. Pengolahan Citra

Pada saat ini teknologi pengenalan pola telah berkembang dan digunakan oleh banyak orang, teknologi ini dikenal dengan konsep Pengolahan Citra. Citra merupakan representasi pemandangan melalui lukisan, gambar, atau fotografi [17]. Pengolahan Citra berfungsi sebagai sebuah teknologi yang digunakan untuk memproses citra melalui proses komputasi[18]. Pengolahan citra akan dilakukan dengan cara melakukan transformasi citra ke dalam bentuk besaran diskrit dan nilai keabuan pada titik citra[19].

## 2.3. Algoritma Eigenface

Dalam pengenalan biometrik wajah pada penelitian ini adalah menggunakan algoritma Eigenface. Kata eigenface memiliki 2 suku kata yang berasal dari bahasa Jerman "eigenwert" yang terdiri "eigen" artinya karakteristik dan "wert" artinya nilai[20].

Dalam proses eigenface diawali dengan mengumpulkan citra digital dari wajah seseorang diambil dalam kondisi pencahayaan yang sesuai dan diolah pada resolusi yang sama (misalnya  $a \times b$ ). Setelah melakukan normalisasi maka selanjutnya nilai resolusi tersebut diperlakukan sebagai vektor dimensi  $ab$  yang nantinya komponen tersebut diambil nilai pikselnya[14]. Pada algoritma Eigenface terdapat tahapan-tahapan yang harus dilakukan dalam mengidentifikasi biometrik wajah. Berikut ini merupakan tahapan dari algoritma Eigenface:

- 1) Menyiapkan data: dengan membuat suatu himpunan  $S$  yang terdiri atas seluruh citra pelatihan ( $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$ ).

$$S = \{ \Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M \}. \quad (1)$$

Membuat himpunan citra ( $S$ ) dari total  $M$  citra pelatihan, dengan setiap citra adalah  $p \times q$  piksel. Misalnya, di dalam himpunan citra terdapat tiga citra ukuran  $3 \times 3$  piksel.

- 2) Mengambil nilai tengah atau rerata ( $\psi$ ). Perhitungan rerata flatvector matriks citra dengan menjumlahkan semua citra pelatihan kemudian dibagi dengan jumlah himpunannya

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n. \quad (2)$$

- 3) Mencari selisih ( $\Phi$ ) : antara citra pelatihan ( $\Gamma_1$ ) dengan nilai tengah ( $\psi$ ). Hasil dari nilai rerata digunakan untuk mencari selisih dari citra pelatihan dan nilai rerata. Jika hasil yang diperoleh kurang dari nol, maka akan dianggap nol.

$$\Phi_i = \Gamma_1 - \psi. \quad (3)$$

- 4) Menghitung nilai matriks kovarian ( $C$ ). Matriks kovarian diperoleh dari hasil  $\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3$  dikalikan dengan mentranspos  $\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3$

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T \quad (4)$$

- 5) Menghitung eigenvalue ( $\lambda$ ), eigenvector ( $v$ ) dan matriks kovarian ( $C$ )

$$C \times v_i = \lambda \times v_i. \quad (5)$$

- 6) Mencari nilai eigenface ( $\mu$ ). Nilai  $\mu$  diperoleh dengan mengalikan nilai  $v$  dan  $\Phi$

$$\mu_i = \sum_{k=1}^M v_i \times \Phi_k, 1 = 1, \dots, M. \quad (6)$$

Proses matching citra pada tahap pengidentifikasian ekstraksi ciri citra wajah, atau tahapan pengenalan wajah, dijelaskan sebagai berikut.

- 1) Pengambilan citra wajah baru atau citra wajah pengujian ( $\Gamma_{new}$ ). Pertama dengan menerapkan cara pada tahapan pertama perhitungan eigenface untuk mendapatkan eigenvalue dari citra tersebut.

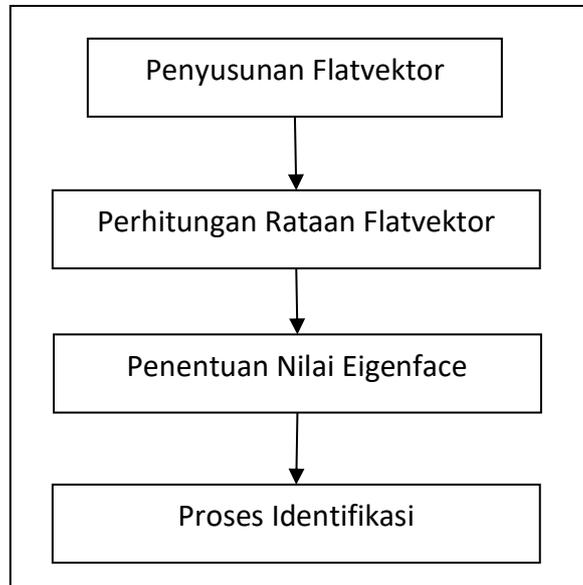
$$\mu_{new} = v \cdot (\Gamma_{new} - \psi), \Omega = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{m-1}] \quad (7)$$

- 2) Metode jarak Euclidean: digunakan untuk mencari jarak terpendek antara eigenvalue citra pelatihan dalam basis data dengan eigenvalue citra wajah pengujian.

$$\epsilon_k = ||\Omega - \Omega_k|| \quad (8)$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahapan ini akan dibahas tentang kerangka kerja yang akan dilakukan untuk menyelesaikan permasalahan tentang teknologi biometrik dengan menggunakan algoritma *Eigenface*. Berikut ini merupakan kerangka kerja dalam penelitian ini:



**Gambar 1.** Kerangka Kerja Penelitian

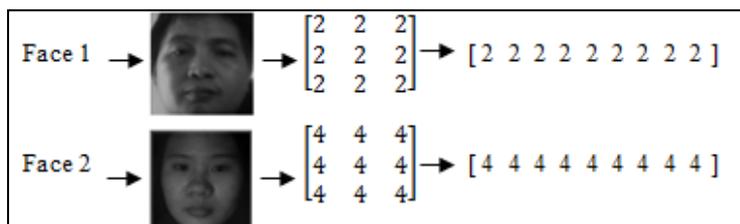
Kerangka kerja pada penelitian ini berisi tentang tahapan-tahapan yang akan dilakukan meliputi : penyusunan faltvektor, perhitungan rataaan flatvektor, penentuan nilai *Eigenface*, dan proses identifikasi wajah.

Berdasarkan kerangka kerja yang ditetapkan maka dapat diperoleh penjelasan dari tahapan tersebut. Berikut merupakan penjelasan tahapan dari kerangka kerja yang telah ditetapkan.

#### 3.1. Penyusunan Flatvektor

Data yang digunakan dalam rekaman adalah berukuran  $3 \times 3$  pixel maka *eigenvector* akan memiliki ukuran  $2 \times 9$  ( $2 \times 3 \times 3$ ). Tahapan ini dilakukan untuk membuat seluruh *training image* menjadi 1 matriks tunggal.

Misalkan citra berukuran  $H \times W$  pixel dan jumlahnya  $N$  buah, maka *flatvektor* yang dihasilkan berdimensi  $N \times (H \times W)$ . Selanjutnya representasikan menjadi matriks dengan bentuk  $N \times 1$  atau matriks linier. Berikut ini hasil dari penyusunan *flatvektor* yang telah dilakukan.

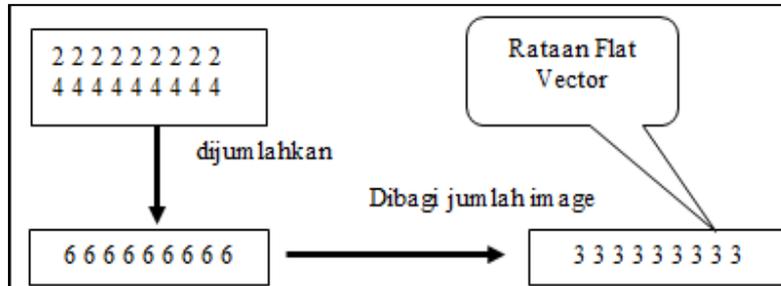


**Gambar 2.** Susunan Flatvektor

### 3.2. Perhitungan Rataan Flatvektor

Setelah masing – masing *flatvector* citra wajah *training* didapatkan, jumlahkan seluruh *flatvector* sehingga memperoleh matriks berukuran 1 x (H x W). Setelah itu matriks tersebut dibagi dengan jumlah *image training* (N).

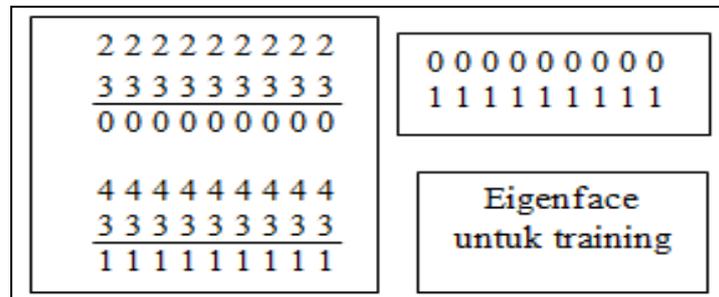
Nilai *flatvector* citra akan digunakan untuk menghitung nilai *eigenface* citra wajah (*training image*).



Gambar 3. Rataan Flatvektor

### 3.3. Penentuan Nilai Eigenface

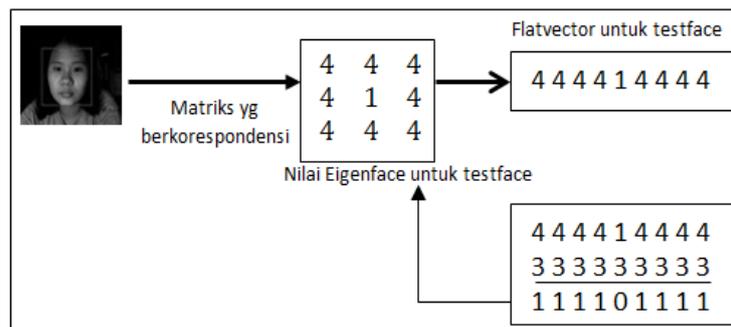
Untuk menghitung nilai *eigenface* nya dilakukan dengan menggunakan rata-rata *flatvector* citra yang telah didapatkan, dengan cara mengurangi baris - baris pada matriks *flatvector* dengan rata-rata *flatvector*. Jika didapatkan nilai di bawah nol, maka nilainya diganti dengan nol.



Gambar 4. Nilai Eigenface

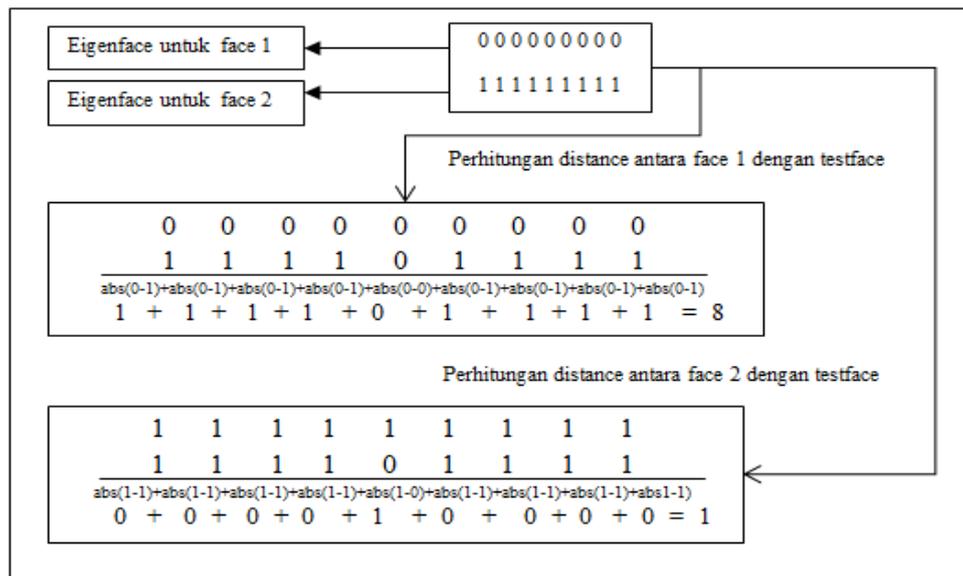
### 3.4. Proses Identifikasi

Pada proses ini akan digunakan pengujian terhadap *sample* citra wajah sebagai *testface* yang akan dihitung juga nilai *eigenface* nya untuk matriks *testface* dengan cara sebelumnya untuk menentukan nilai *eigenface* dan *flatvector* citranya.



Gambar 5. Nilai Eigenface pada Testface

Pada proses identifikasi akan dilakukan dengan menentukan jarak terpendek antara *eigenface test* dan *eigenvector training image*. Hal ini dilakukan untuk mengetahui citra yang paling sesuai dengan citra yang diuji. Langkah ini dimulai dengan menentukan nilai *absolut* hasil pengurangan dari baris pada matriks *eigenface training image* dengan *eigenface testface*, kemudian melakukan penjumlahan elemen-elemen susunan *vector* dihasilkan dari pengurangan yang telah dilakukan untuk menghasilkan jarak indeks. Selanjutnya lakukan pengurangan terhadap seluruh baris yang ada pada elemen vektor. Setelah itu lakukan pencarian nilai terkecil dari data uji yang dilakukan. Berikut ini merupakan hasil uji identifikasi terhadap 2 citra *eigenvector training image* terhadap *eigenface test*.



**Gambar 6.** Proses Identifikasi

Dari hasil perhitungan yang telah dilakukan, maka diperoleh jarak citra *face 2* memiliki nilai yang terkecil yaitu bernilai 1, hasil ini lebih kecil dari pada *face 1* yang bernilai 8. Dari hasil identifikasi yang telah diproses maka dapat disimpulkan bahwa *testface* lebih mirip dengan *face 2* dibandingkan dengan *face 1*.

### 3.5. Pengujian Algoritma Eigenface

Dalam pengujian algoritma *Eigenface* terdapat 3 jenis pengujian diantaranya adalah pengujian akurasi terhadap intensitas cahaya, jarak objek dan kecepatan gerak. Berikut ini merupakan hasil dari pengujian algoritma *Eigenface* :

- 1) *Pengujian akurasi intensitas cahaya*: pengujian ini dilakukan dengan menggunakan keadaan pencahayaan yang berbeda-beda, sehingga akan diperoleh kondisi cahaya yang paling ideal dalam penerapan teknologi biometrik. Berikut ini merupakan hasil dari pengujian akurasi intensitas cahaya:

**Tabel 1.** Hasil Pengujian Akurasi Intensitas Cahaya

Uji ke-	Intesitas Cahaya pada citra wajah (Lux)			
	<10	10 - 1000	1000 - 1500	>1500
1	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
2	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
3	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
4	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
5	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
6	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
7	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
8	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
9	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
10	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi

Dari data pengujian yang telah dilakukan pada kondisi pencahayaan, maka diperoleh nilai akurasi sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{Accuracy (<10)} &= (\sum \text{Uji} / \sum \text{Data}) \times 100\% \\ &= (0 / 10) \times 100\% \\ &= 0\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Accuracy (10-1000)} &= (\sum \text{Uji} / \sum \text{Data}) \times 100\% \\ &= (10 / 10) \times 100\% \\ &= 100\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Accuracy (1000-1500)} &= (\sum \text{Uji} / \sum \text{Data}) \times 100\% \\ &= (7 / 10) \times 100\% \\ &= 70\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Accuracy (>1500)} &= (\sum \text{Uji} / \sum \text{Data}) \times 100\% \\ &= (0 / 10) \times 100\% \\ &= 0\% \end{aligned}$$

Berdasarkan nilai akurasi yang telah dihitung, maka dapat disimpulkan bahwa kondisi pencahayaan yang ideal untuk pengenalan wajah dengan menggunakan algoritma *Eigenface* adalah 10-1000 Lux.

2) *Pengujian akurasi jarak objek*: pengujian ini dilakukan dengan mengukur jarak yang paling ideal dalam penerapan teknologi biometrik. Berikut ini merupakan hasil dari pengujian akurasi jarak pada objek:

**Tabel 2.** Hasil Pengujian Akurasi Jarak Objek

Uji ke-	Jarak Objek (Cm)			
	<30	30-200	200-270	>270
1	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
2	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
3	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
4	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
5	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
6	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi	Tidak Terdeteksi

7	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
8	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
9	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi
10	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi

Dari data pengujian yang telah dilakukan pada kondisi pencahayaan, maka diperoleh nilai akurasi sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{Accuracy (<10)} &= (\sum \text{Uji} / \sum \text{Data}) \times 100\% \\ &= (0 / 10) \times 100\% \\ &= 0\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Accuracy (10-1000)} &= (\sum \text{Uji} / \sum \text{Data}) \times 100\% \\ &= (10 / 10) \times 100\% \\ &= 100\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Accuracy (1000-1500)} &= (\sum \text{Uji} / \sum \text{Data}) \times 100\% \\ &= (7 / 10) \times 100\% \\ &= 70\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Accuracy (>1500)} &= (\sum \text{Uji} / \sum \text{Data}) \times 100\% \\ &= (0 / 10) \times 100\% \\ &= 0\% \end{aligned}$$

Berdasarkan percobaan yang dilakukan maka dapat diketahui bahwa faktor jarak antara *webcam* dengan objek wajah berpengaruh dalam pendeteksian. Hal ini karena data uji Objek yang disimpan pada kondisi dan jarak tertentu. Untuk jarak efektif dilakukan pada jarak 30 – 270cm.

3) *Pengujian akurasi kecepatan gerak*: pengujian ini dilakukan dengan mengukur akurasi kecepatan yang paling ideal dalam penerapan teknologi biometrik. Berikut ini merupakan hasil dari pengujian akurasi kecepatan gerak objek:

**Tabel 3.** Hasil Pengujian Akurasi Kecepatan Gerak

Uji ke-	Kecepatan Gerak (Detik)	
	<4	4-10
1	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi
2	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi
3	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi
4	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi
5	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi
6	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi
7	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi
8	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi
9	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi
10	Tidak Terdeteksi	Terdeteksi

Dari data pengujian yang telah dilakukan pada kondisi kecepatan gerak objek, maka diperoleh nilai akurasi sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{Accuracy (<4)} &= (\sum \text{Uji} / \sum \text{Data}) \times 100\% \\ &= (0 / 10) \times 100\% \\ &= 0\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Accuracy (4-10)} &= (\sum \text{Uji} / \sum \text{Data}) \times 100\% \\ &= (10 / 10) \times 100\% \\ &= 100\% \end{aligned}$$

Berdasarkan proses akurasi yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa kondisi kecepatan gerak objek yang ideal untuk pengenalan wajah terhadap teknologi biometrik dengan menggunakan algoritma *Eigenface* adalah 4-10 Detik.

#### 4. Pengujian Akurasi Objek

Dalam pengujian akurasi objek dilakukan dengan menggunakan 50 data sample dengan 10 kali percobaan terhadap data uji. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan kondisi pencahayaan 10-1000 Lux, jarak ideal 3-200 Cm, dan kecepatan gerak objek sebesar 4-10 Detik. Berikut merupakan hasil percobaan dari 10 data uji yang telah dilakukan :

**Tabel 4.** Hasil Pengujian Akurasi Kecepatan Gerak

Uji ke-	Data Uji	Data Record	Hasil
1	Image1	Image1	Sesuai
2	Image2	Image2	Sesuai
3	Image7	Image7	Sesuai
4	Image8	Image8	Sesuai
5	Image3	Image3	Sesuai
6	Image4	Image4	Sesuai
7	Image3	Image3	Sesuai
8	Image9	Image9	Sesuai
9	Image5	Image5	Sesuai
10	Image6	Image6	Sesuai

Dari data pengujian yang telah dilakukan pada data uji yang ada, maka diperoleh nilai akurasi sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{Accuracy (10)} &= (\sum \text{Uji} / \sum \text{Data}) \times 100\% \\ &= (10 / 10) \times 100\% \\ &= 100\% \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil percobaan yang telah dilakukan maka dapat diketahui bahwa algoritma *Eigenface* berhasil melakukan pengenalan wajah dengan nilai akurasi 100% dengan faktor pendukung : instensitas cahaya, jarak objek dan kecepatan gerak.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian tentang teknologi biometrik untuk pengenalan wajah yang telah digunakan dengan menggunakan algoritma Eigenface maka diperoleh hasil bahwa algoritma Eigenface telah berhasil melakukan pengenalan wajah dengan akurasi 100% dari 10 data uji. Pengujian akurasi dilakukan dengan insitas cahaya 10 sampai dengan 1000 Lux, jarak antara 30 sampai dengan 200 Cm dan gerak objek diatas 4-10 Detik. Dengan hasil penelitian ini maka algoritma Eigenface dapat digunakan dalam perekaman data dan identifikasi kebenaran dari pengguna teknologi biometrik tersebut.

#### REFERENSI

- [1] Y. A. Lesnussa, C. G. Mustamu, F. Kondo Lembang, and M. W. Talakua, "Application of Backpropagation Neural Networks in Predicting Rainfall Data in Ambon City," *Int. J. Artif. Intell. Res.*, vol. 2, no. 2, 2018, doi: 10.29099/ijair.v2i2.59.
- [2] N. Mahmod, N. A. Wahab, and M. S. Gaya, "Modelling and control of fouling in submerged membrane bioreactor using neural network internal model control," *Int. J. Artif. Intell.*, vol. 9, no. 1, pp. 100–108, 2020, doi: 10.11591/ijai.v9.i1.pp100-108.
- [3] P. S. Ramadhan, "Penerapan Komparasi Teorema Bayes dengan Euclidean Probability dalam Pendiagnosaan Dermatic Bacterial," *InfoTekJar (Jurnal Nas. Inform. dan Teknol. Jaringan)*, vol. 4, no. 1, pp. 1–7, 2019, doi: 10.30743/infotekjar.v4i1.1579.
- [4] D. Nofriansyah and H. Freizello, "Python application: Visual approach of hopfield discrete method for hiragana images recognition," *Bull. Electr. Eng. Informatics*, vol. 7, no. 4, pp. 609–614, 2018, doi: 10.11591/eei.v7i4.691.
- [5] A. M. Abdu, M. M. Mokji, and U. U. Sheikh, "Machine learning for plant disease detection: An investigative comparison between support vector machine and deep learning," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 9, no. 4, pp. 670–683, 2020, doi: 10.11591/ijai.v9.i4.pp670-683.
- [6] A. Ouisaadane, S. Safi, and M. Frikel, "Arabic digits speech recognition and speaker identification in noisy environment using a hybrid model of VQ and GMM," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.)*, vol. 18, no. 4, pp. 2193–2204, 2020, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.V18I4.14215.
- [7] I. Hachchane, A. Badri, A. Sahel, and Y. Ruichek, "Large-scale image-to-video face retrieval with convolutional neural network features," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 9, no. 1, pp. 40–45, 2020, doi: 10.11591/ijai.v9.i1.pp40-45.
- [8] S. Sucipto, M. Anna, M. Arwani, and Y. Hendrawan, "A rapid classification of wheat flour protein content using artificial neural network model based on bioelectrical properties," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.)*, vol. 17, no. 2, pp. 920–927, 2019, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.V17I2.9450.
- [9] S. Barhmi and O. El Fatni, "Hourly wind speed forecasting based on support vector machine and artificial neural networks," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 8, no. 3, pp. 286–291, 2019, doi: 10.11591/ijai.v8.i3.pp286-291.
- [10] H. M. Ariza, H. H. Martínez, and L. A. Gaviria Roa, "Recognition system for facial expression by processing images with deep learning neural network," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.)*, vol. 17, no. 6, pp. 2975–2982, 2019, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v17i6.12948.

- [11] A. Handinata and W. Chandra, "Facial Recognition on System Prototype to Verify Users using Eigenface , Viola- Jones and Haar Journal of Computer Networks , Architecture and High Performance Computing," J. Comput. Networks , Archit. High Perform. Comput., vol. 3, no. 2, pp. 213–222, 2021.
- [12] M. M. Ahsan, Y. Li, J. Zhang, M. T. Ahad, and K. D. Gupta, "Evaluating the Performance of Eigenface, Fisherface, and Local Binary Pattern Histogram-Based Facial Recognition Methods under Various Weather Conditions," Technologies, vol. 9, no. 2, p. 31, 2021, doi: 10.3390/technologies9020031.
- [13] I. Kamal, K. Housni, and Y. Hadi, "Online dictionary learning for car recognition using sparse coding and lars," IAES Int. J. Artif. Intell., vol. 9, no. 1, pp. 164–174, 2020, doi: 10.11591/ijai.v19i1.pp164-174.
- [14] N. M. Raharja, M. A. Fathansyah, A. Nur, and N. Chamim, "Vehicle Parking Security System with Face Recognition Detection Based on Eigenface Algorithm," J. Robot. Control, vol. 3, no. 1, 2022, doi: 10.18196/jrc.13153.
- [15] Erfa, "Perancangan pengaman brangkas berbasis face recognition dengan metode eigenface yang terkoneksi dengan handphone," J. Acad. Multidicipline Res., vol. 1, no. 1, pp. 91–98, 2021.
- [16] I. A. Abed and S. H. Majeed, "DC / DC converter control using suggested artificial intelligent controllers," Int. J. Artif. Intell., vol. 10, no. 4, pp. 847–857, 2021, doi: 10.11591/ijai.v10.i4.pp847-857.
- [17] B. Charmouti et al., "An overview of the fundamental approaches that yield several image denoising techniques," Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control., vol. 17, no. 6, pp. 2959–2967, 2019, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v17i6.11301.
- [18] W. N. S. Rahimi, M. Asraf H, and M. S. A. M. Ali, "Ananas comosus crown image thresholding and crop counting using a colour space transformation scheme," Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control., vol. 18, no. 5, pp. 2472–2479, 2020, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v18i5.13895.
- [19] A. Archilles and A. Wicaksana, "Vision: A web service for face recognition using convolutional network," Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control., vol. 18, no. 3, pp. 1389–1396, 2020, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v18i3.14790.
- [20] M. N. Abdulwahed. and A. kamil Ahmed, "Improved anti-noise attack ability of image encryption algorithm using de-noising technique," Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control., vol. 18, no. 6, pp. 3080–3087, 2020, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v18i6.16384.