

Pengenalan Wajah Menggunakan Dekomposisi Nilai Singular

Face Recognition Using Singular Value Decomposition

**Mohamad Khoirun Najib^{*1}, Sri Nurdianti², Trianty Putri Blante³,
Muhammad Reza Ardhana⁴**

^{1,2}*Divisi Matematika Komputasi, Sekolah Sains Data, Matematika, dan Informatika,
IPB University, Bogor 16680, Indonesia*

^{3,4}*Program Studi S2 Matematika Terapan, Sekolah Sains Data, Matematika, dan Informatika,
IPB University, Bogor 16680, Indonesia*

*E-mail: mkhoirun@apps.ipb.ac.id^{*1}, nurdianti@apps.ipb.ac.id², putriblante@apps.ipb.ac.id³,
ardhana_reza17@apps.ipb.ac.id⁴*

**Corresponding author*

Received 12 July 2025; Revised 3 August 2025; Accepted 8 Agustus 2025

Abstrak - Pengenalan wajah (*face recognition*) merupakan suatu pengembangan dari teknologi deteksi wajah. Pengenalan wajah manusia merupakan salah satu turunan dari sistem biometrik yang menggunakan pola wajah manusia sebagai objek identifikasi. Sistem tersebut menggunakan pola wajah manusia yang terdapat dalam sistem basis data sebagai penyimpanan, kemudian akan melakukan perbandingan dengan gambar yang akan diuji. Sistem pengenalan wajah memiliki beberapa kendala, seperti sulit untuk mengenali objek dengan tingkat pencahayaan berbeda pada saat proses pengambilan gambar. Untuk mengatasi permasalahan yang terjadi akibat variasi tingkat cahaya, dikembangkan perangkat lunak dengan menerapkan metode *Singular Value Decomposition* (SVD). Pada projek ini metode eigenface cukup baik dalam melakukan pengenalan wajah. Bahkan dengan ukuran foto wajah yang cukup kecil (48×48), metode ini masih mampu untuk mengenali wajah dua orang yang sama. Proses pelatihan dan pengujinya juga relatif singkat. Teknik ini dinilai efektif dalam mengenali foto wajah dengan ukuran yang kecil dan jumlah yang banyak.

Kata Kunci - Dekomposisi Nilai Singular, Eigenface, Pengenalan Wajah

Abstract - *Face recognition is an advancement of facial detection technology. Human face recognition is a subset of biometric systems that use human facial patterns as identification objects. This system utilizes facial patterns stored in a database and compares them with the image being tested. Face recognition systems encounter several challenges, such as difficulty recognizing objects under varying lighting conditions during image capture. To address issues caused by different lighting levels, software has been developed using the Singular Value Decomposition (SVD) method. In this project, the eigenface method has proven effective in face recognition. Even with relatively small face image sizes (48×48), this method can still distinguish between two different individuals. The training and testing process is also relatively fast. This technique is considered effective for recognizing many small-sized facial images.*

Keywords - *Eigenface, Face Recognition, Singular Value Decomposition*

1. PENDAHULUAN

Manusia memiliki kemampuan mengenal puluhan bahkan ratusan wajah selama hidupnya. Seseorang dapat mengenali wajah orang lain meskipun sudah lama dan sudah terdapat perubahan pada wajah orang yang dikenal tersebut. Perubahan itu misalnya variasi ekspresi wajah, penggunaan kacamata, perubahan warna dan gaya rambut.

Salah satu hal yang sangat menarik dari segi kemanan adalah sebuah teknologi sains yang dapat melakukan pengidentifikasiwan pada manusia. Sistem biometrik merupakan sebuah metode yang dapat mengenali manusia menggunakan ciri-ciri fisik atau anggota tubuh manusia seperti sidik jari, retina mata, telapak tangan ataupun bentuk wajah. Sistem biometrik ini memiliki beberapa kelebihan, seperti tidak mudah hilang atau lupa, tidak mudah dipalsukan, dan memiliki karakteristik atau keunikan khusus antara seseorang dengan yang lain. Sistem biometrik ini telah banyak diterapkan pada berbagai jenis atau bidang pekerjaan; bahkan saat ini hampir diimplementasikan pada setiap perusahaan [1]. Pengenalan wajah diperlukan oleh berbagai pihak (sipil, kepolisian maupun militer) untuk verifikasi identifikasi dan kontrol akses fisik [2].

Suatu pola memiliki ciri-ciri tertentu. Ciri-ciri tersebut digunakan untuk membedakan suatu pola dengan pola yang lainnya. Ciri yang baik memiliki daya pembeda yang tinggi, sehingga pengelompokan pola dapat dilakukan dengan keakuratan yang tinggi. Dalam konteks pengenalan wajah, tidak ada satu wajah pun yang serupa mutlak, bahkan pada manusia kembar identik sekalipun. Wajah menjadi bagian tubuh manusia yang menjadi fokus perhatian di dalam interaksi sosial. Wajah dapat memainkan peranan dalam menunjukkan identitas dan emosi. Ribuan wajah dapat dikenali karena frekuensi interaksi yang sangat sering ataupun hanya sekilas bahkan dalam rentang waktu yang sangat lama dan dapat mengenali seseorang walaupun terjadi perubahan pada orang tersebut karena bertambahnya usia atau pemakaian kacamata atau perubahan gaya rambut. Oleh karena sistem pengenalan seseorang banyak menggunakan wajah sebagai indikasi pengenalan atau face recognition [3].

Pengenalan wajah adalah pengembangan teknologi deteksi wajah (face detection). Teknologi ini dapat menghasilkan wajah dari tangkapan kamera dan akan melakukan deteksi persamaan wajah dengan data wajah yang telah disimpan di database pada komputer, sehingga komputer dapat mengenali dan mengetahui identitas wajah seseorang tersebut [4, 5]. Sistem pengenalan wajah adalah salah satu aplikasi identifikasi yang paling relevan dalam bentuk analisis gambar berupa sistem otomatis yang dirancang dan dibangun menyerupai kemampuan manusia dalam pengenalan wajah. Sistem pengenalan wajah juga merupakan sistem biometrik yang digunakan sebagai standar keamanan dan privasi dalam penerapan teknologi [6].

Cara kerja pengenalan wajah (face recognition) secara umum yaitu dengan mengkonversikan foto, sketsa, dan gambar video menjadi serangkaian angka, yang disebut dengan faceprint yang kemudian akan membandingkan dengan rangkaian angka yang lain yang mewakili wajah-wajah yang sudah dikenal. Proses pengenalan citra wajah oleh sistem secara garis besar dapat dibagi menjadi lima tahap seperti deteksi, pengenalan posisi, normalisasi, pengkodean, perbandingan [7]. Menurut [8], pengenalan wajah diperlukan sebagai alat pengawasan, penandaan otomatis (automatic tagging) dan interaksi robot dan manusia. Gambar 1 menunjukkan blok diagram metode pengenalan wajah yang tersusun tiga bagian: face detection, feature extraction dan face recognition.



Gambar 1. Blok diagram pengenalan wajah.

Sistem pengenalan wajah banyak diaplikasikan menggunakan berbagai metode, di antaranya metode PCA (SVD) [9], ICA [10], LDA [11], EP [12], EBGM [13], Kernel [14], 3-D Morphable model [15], 3-D Face Recognition [16], Bayesian Framework [17], hingga Convolution Neural Network (CNN) [18,19]. Salah satu metode yang cukup popular dalam domain spasial adalah dekomposisi nilai singular atau Singular Value Decomposition (SVD) [20]. Metode ini popular karena dalam sudut pengolahan citra nilai singular memiliki stabilitas yang sangat baik, artinya ketika suatu citra diberikan sedikit gangguan atau manipulasi maka nilai singularnya tidak berubah secara signifikan [21].

Pengenalan wajah menggunakan dekomposisi nilai singular bekerja untuk memproyeksi dan reduksi matriks dari hasil penyusunan nilai vektor singular kanan dan kiri [22]. Metode SVD ini digunakan untuk proses ekstraksi ciri citra dengan cara faktorisasi dari matriks kompleks

dalam pemrosesan gambar. Meskipun berbagai pendekatan telah dikembangkan dalam sistem pengenalan wajah, sebagian besar penelitian fokus pada gambar wajah beresolusi tinggi atau mengasumsikan kondisi pencahayaan dan latar belakang yang ideal. Selain itu, penggunaan metode SVD dalam konteks pengenalan wajah masih sering terbatas pada tinjauan teoritis tanpa evaluasi menyeluruh terhadap performanya pada data beresolusi rendah dan variatif secara ekspresi.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan mendemonstrasikan efektivitas metode *Singular Value Decomposition* (SVD) dalam pengenalan wajah menggunakan citra berukuran kecil (48×48 piksel), serta mengevaluasi ketahanannya terhadap perubahan ekspresi wajah dan atribut tambahan seperti gaya rambut atau penggunaan kacamata. Penelitian ini juga memberikan analisis sistematis terhadap jarak euclidean antar *eigenface* guna mengevaluasi performa pengenalan. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan metode SVD untuk pengenalan wajah dalam konteks realistik dan terbatas sumber daya, serta evaluasi empiris yang mendalam terhadap hasil pengenalan.

2. METODE PENELITIAN

Singular Value Decomposition (SVD) didasarkan pada teori aljabar linear, bahwa suatu matriks persegi panjang dimensi $m \times n$ dapat dipecah atau difaktorkan menjadi perkalian dari tiga buah matriks, yaitu matriks ortogonal U , matriks diagonal Σ dan transpose dari matriks ortogonal V . Berikut adalah landasan teori bagi dekomposisi nilai singular.

Matriks

Kajian aljabar memberikan banyak manfaat bagi penerapan keilmuan matematika pada dunia nyata. Salah satu poin penting dalam bidang aljabar adalah konsep terkait matriks. Menurut [23], matriks adalah suatu susunan bilangan-bilangan berbentuk segiempat.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}$$

Bilangan-bilangan dalam susunan itu disebut anggota dalam matriks. Aplikasi matriks dapat memberikan kemudahan dalam menyederhanakan permasalahan matematika.

Nilai Eigen dan Vektor Eigen

Misalkan A matriks berukuran $n \times n$, dinotasikan dengan $A_{n \times n}$. Vektor tak nol $x \in \mathbb{R}^n$ disebut vektor eigen dari A , jika Ax merupakan kelipatan skalar dari x yaitu:

$$Ax = \lambda x \quad (1)$$

dengan λ adalah suatu konstanta dan disebut sebagai nilai eigen dari A , jika nilai λ tersebut mengakibatkan $Ax = \lambda x$ mempunyai solusi $x \neq 0$, dan solusi $x \neq 0$ disebut vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai λ . Untuk memperoleh nilai eigen dari sebuah matriks $A_{n \times n}$, Persamaan (1) dapat dituliskan ulang menjadi seperti berikut.

$$Ax - \lambda x = 0$$

atau

$$(A - \lambda I)x = 0 \quad (2)$$

dengan I matriks identitas. Agar λ dapat menjadi nilai eigen, maka harus terdapat satu penyelesaian tak nol dari persamaan tersebut. Persamaan (2) mempunyai solusi tak nol jika dan hanya jika $\det(A - \lambda I) = 0$. Persamaan tersebut disebut persamaan karakteristik dari matriks A . Skalar yang memenuhi persamaan karakteristik tersebut adalah nilai-nilai eigen dari matriks A [23]. Jika determinan karakteristik dari A diuraikan, maka akan diperoleh suatu polinomial berderajat n dalam peubah λ yaitu: $P(\lambda) = \det(A - \lambda I)$ dinamakan polinomial karakteristik dari matriks A . Akar-akar dari polinomial karakteristik adalah nilai eigen dari matriks A [24].

Singular Value Decomposition (SVD)

Dekomposisi nilai singular atau SVD merupakan suatu metode aljabar dalam pendekomposisian matriks menjadi tiga buah matriks U , Σ , dan V^T . Misalkan diberikan matriks $A_{m \times n}$, dekomposisi nilai singular dari matriks tersebut adalah

$$A_{m \times n} = U_{m \times m} \Sigma_{m \times n} V_{n \times n}^T$$

Kolom dari U adalah vektor-vektor eigen ortonormal dari AA^T , sedangkan kolom dari V adalah vektor-vektor eigen ortonormal dari $A^T A$. Sementara itu, matriks Σ adalah matriks yang elemen-elemennya merupakan nilai singular atau akar pangkat dua dari nilai eigen U atau V dan disusun dalam orde menurun (*descending*) [25]. Nilai singular merepresentasikan intensitas sebuah informasi dari citra masukan dan setiap perubahan pada nilai singular akan mengubah intensitas informasi tersebut. Selain itu, nilai singular juga menggambarkan gambar yang stabil serta memiliki sifat invarian terhadap transpose, rotasi, dan transformasi gambar. Oleh karena itu, fitur nilai singular dapat berfungsi sebagai deskripsi fitur gambar yang efektif [26].

Misalkan matriks A memiliki pangkat (*rank*) r , terdapat matriks orthogonal U , V , dan matriks diagonal $D_{r \times r} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$ sehingga

$$A = U_{m \times m} \begin{pmatrix} D & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}_{m \times n} V_{n \times n}^T$$

dengan $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0$ [27]. Nilai σ_i merupakan nilai singular dari matriks A . Ketika $r < p = \min\{m, n\}$, A dikatakan memiliki $p - r$ tambahan nilai singular nol. Faktorisasi persamaan di atas merupakan SVD dari matriks A . Kolom-kolom pada U dan V adalah masing-masing vektor singular kiri dan kanan dari A [28].

Algoritma SVD untuk pengenalan wajah adalah sebagai berikut [29].

1. Misalkan sebuah gambar berkorespondensi dengan matriks berukuran $m \times n$. Misalkan $M = m \times n$ dan f_i merupakan sebuah vektor berukuran $M \times 1$ untuk setiap i . Misalkan terdapat N banyaknya gambar wajah yang akan dijadikan database. Bentuk suatu matriks pelatihan $S = [f_1, f_2, \dots, f_N]$.
2. Hitung rata-rata gambar wajah S , $\bar{f}_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i$.
3. Hitung suatu vektor selisih, $a_i = f_i - \bar{f}_1$; $i = 1, 2, \dots, N$.
4. Bentuk suatu matriks, $A = [a_1, a_2, \dots, a_N]$.
5. Hitung SVD dari A , $A = U \Sigma V^T$.
6. Hitung proyeksi skalar (vektor selisih ke dalam basis wajah), $X_i = [u_1, u_2, \dots, u_r]^T a_i$.
7. Tetapkan ϵ_{f_0} sebagai toleransi ruang wajah maksimum yang diperbolehkan dan ϵ_0 sebagai toleransi maksimum wajah yang masuk ke dalam database yang diperbolehkan.
8. Masukkan beberapa gambar yang ingin diteliti (misalkan p buah gambar), ubah gambar ini kedalam bentuk sebuah matriks berukuran $m \times n$, kemudian ubah bentuk matriks ini menjadi sebuah matriks g yang berukuran $M \times p$ sebagaimana langkah pertama di atas.
9. Hitung proyeksi skalar vektor selisih gambar input ke dalam basis wajah $y_i = [u_1, u_2, \dots, u_r]^T (g_i - \bar{f}_1)$ lihat penjelasan di bawah untuk $i = 1, 2, \dots, p$.
10. Hitung proyeksi vektor dari vektor selisih gambar input ke dalam ruang wajah, $f_{pi} = [u_1, u_2, \dots, u_r]^T y_i$; lihat penjelasan dibawah untuk setiap $y_i \in \mathbb{R}^r$ dan $i = 1, 2, \dots, p$.
11. Jarak dari g_i ke ruang wajah (ruang wajah relatif terhadap *database* wajah dalam langkah pertama) adalah jarak diantara $(g_i - \bar{f}_1)$ dan proyeksi f_{pi} , yakni

$$\epsilon_{fi} = |(g_i - \bar{f}_1) - f_{pi}|_2 = (g_i - \bar{f}_1 - f_{pi})^T (g_i - \bar{f}_1 - f_{pi})$$

untuk $i = 1, 2, \dots, p$.

12. Jika $\epsilon_{fi} \geq \epsilon_{f0}$ (ϵ_{f0} sebagaimana yang ditetapkan pada langkah ke-7), maka g_i bukan wajah. Stop program. Tetapi jika $\epsilon_{fi} \geq \epsilon_{f0}$ maka f merupakan wajah, lanjut ke langkah 13.

13. Hitung $\epsilon_{ij} = |y_j - x_i|_2 = \left((y_j - x_i)^T (y_j - x_i) \right)^{\frac{1}{2}}$ untuk $i = 1, 2, \dots, N$; $j = 1, 2, \dots, p$.

14. Cari $\min(\epsilon_{ij})$ untuk $i = 1, 2, \dots, N$. Jika $\min(\epsilon_{ij}) \leq \epsilon_0$ (ϵ_0 sebagaimana yang ditetapkan pada langkah ke-7 di atas) untuk $i = 1, 2, \dots, N$ maka g_j merupakan wajah yang tidak diketahui (wajah yang tidak berada di dalam database). Tetapi jika $\min(\epsilon_{ij}) > \epsilon_0$ maka g_j merupakan wajah yang berada di dalam *database*, sekaligus f merupakan wajah yang sama dengan *database* ke- i .

Eigenface

Kata eigenface sebenarnya berasal dari bahasa Jerman “*eigenwert*” dengan “*eigen*” artinya karakteristik dan “*wert*” artinya nilai. Prinsip dasar dari pengenalan wajah adalah dengan mengutip informasi unik wajah tersebut kemudian di-*encode* dan dibandingkan dengan hasil *decode* yang sebelumnya dilakukan [30]. Dalam metode *eigenface*, *decoding* dilakukan dengan menghitung *eigenvector* kemudian direpresentasikan dalam sebuah matriks yang berukuran besar. Eigenvector juga dinyatakan sebagai karakteristik wajah oleh karena itu metode ini disebut dengan *eigenface*. Setiap wajah direpresentasikan dalam kombinasi linear *eigenface*. Metode *eigenface* pertama kali dikembangkan oleh Matthew Turk dan Alex Pentland dari *Vision and Modeling Group*, The Media Laboratory, Massachusetts Institute of Technology pada tahun 1987. Metode ini disempurnakan lagi oleh Turk dan Pentland pada tahun 1991 [30]. Algoritme pengenalan wajah dimulai dengan membuat matriks kolom dari wajah yang dimasukkan ke dalam *database*. Rata-rata vector citra (*mean*) dari matriks kolom dihitung dengan cara membaginya dengan jumlah banyaknya citra yang disimpan di dalam *database* [30].

Data

Data yang digunakan pada projek ini adalah foto dengan ukuran 48×48 piksel. Data merupakan foto potret wajah orang yang berbeda-beda. Data foto yang digunakan sebagai acuan dimasukkan ke dalam *database* dan berjumlah 705. Data yang digunakan untuk uji adalah foto dari beberapa orang yang ada di dalam *database*, namun dengan pose yang berbeda. Data foto uji juga berukuran 48×48 piksel dan berjumlah 12. Sumber data dalam penelitian ini berasal dari dua kategori utama. Pertama, sebagian gambar diperoleh dari berbagai sumber terbuka di internet yang menyediakan dataset wajah. Kedua, data juga berasal dari potret wajah mahasiswa peserta mata kuliah Metode Matematika Komputasi di IPB University yang diambil pada tahun 2022. Pengambilan gambar mahasiswa dilakukan dengan persetujuan sukarela dan hanya digunakan untuk keperluan akademik internal dan penelitian ini. Semua gambar telah diolah menjadi format grayscale dengan resolusi 48×48 piksel untuk menjaga privasi dan konsistensi analisis.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Ekstraksi Data

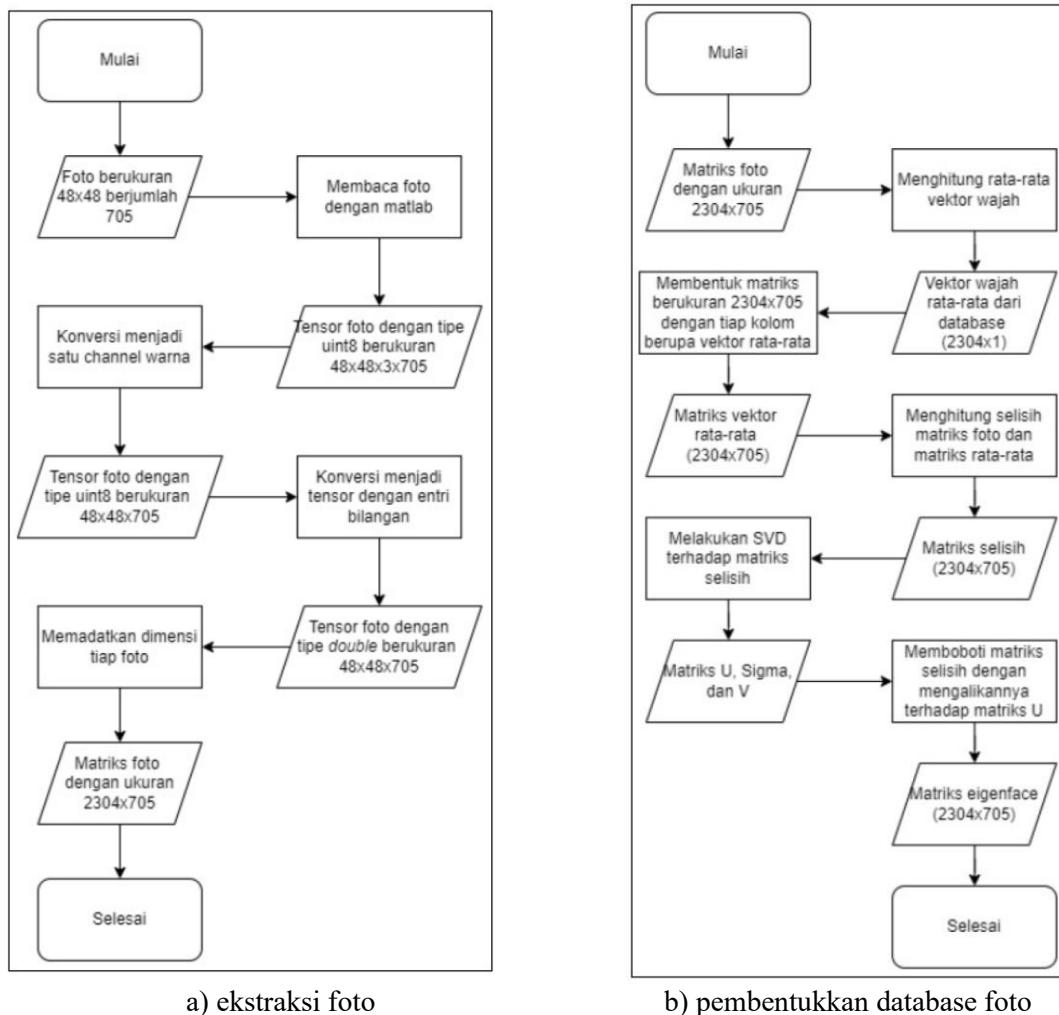
Data yang digunakan sebagai acuan bagi database pada proyek ini berjumlah 705 foto berukuran 48×48 piksel. Foto tersebut akan dibaca melalui matlab serta diubah warnanya menjadi grayscale. Foto dengan satu channel warna (grayscale) tersebut kemudian dikonversi ke bentuk tensor dengan entri bilangan dengan tipe double. Hasil konversi foto tersebut berupa tensor berukuran $48 \times 48 \times 705$. Dua dimensi awal (48×48) merupakan ukuran foto yang digunakan. Dimensi ketiga merupakan jumlah foto yang digunakan yaitu 705. Selanjutnya, dimensi setiap matriks foto akan dipadatkan dari 48×48 menjadi sebuah vektor berukuran 2304 melalui proses seperti pada Gambar 2.

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \xrightarrow{\hspace{1cm}} \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ a_{12} \\ a_{22} \end{pmatrix}$$

Gambar 2. Konversi matriks ke vektor.

Sebanyak 48 entri teratas dari vektor hasil pemadatan matriks foto tersebut merupakan entri pada kolom pertama. Untuk 48 entri berikutnya, merupakan entri kolom kedua pada matriks

foto. Begitu seterusnya hingga pada entri terakhir yang diperoleh dari kolom terakhir matriks foto. Proses pemanjangan dimensi tersebut dilakukan untuk semua foto yang digunakan. Kemudian semua vektor hasil pemanjangan dimensi akan menjadi vektor kolom pada sebuah matriks foto baru sebagai pengganti tensor sebelumnya. Sehingga diperoleh matriks berukuran 2304×705 yang siap untuk diolah. Proses ekstraksi foto secara lengkap dapat dilihat pada Gambar 3a.



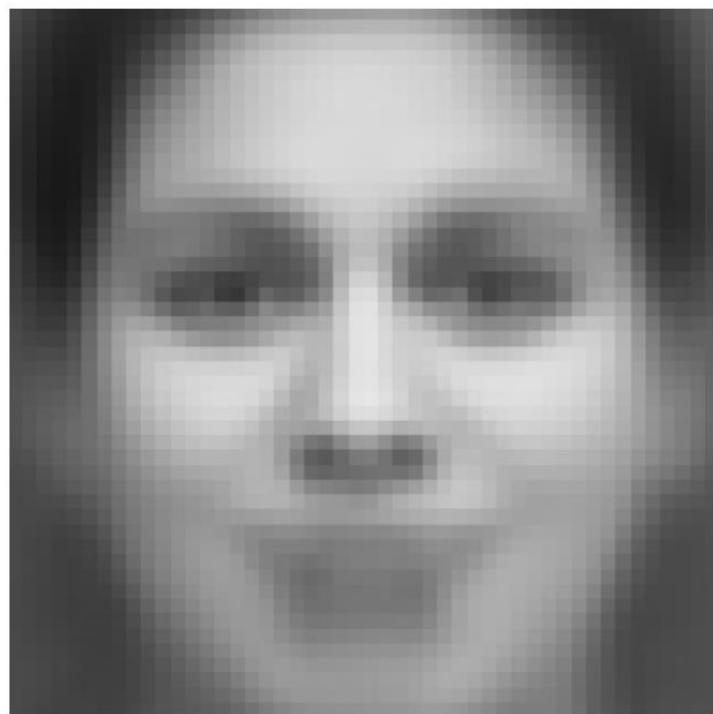
a) ekstraksi foto

b) pembentukan database foto

Gambar 3. Proses ekstraksi foto dan pembentukan database foto

Pembentukan Database Eigenface

Proses pembentukan database foto dapat dilihat pada Gambar 3b. Vektor kolom dari matriks foto hasil ekstraksi merupakan vektor wajah dari tiap foto. Semua vektor kolom tersebut dihitung rata-ratanya, sehingga diperoleh vektor wajah rata-rata dari 705 foto yang ada di database. Vektor wajah rata-rata ini akan diasumsikan sebagai bentuk wajah rata-rata dari setiap manusia. Semakin banyak foto yang terdapat di database, maka akan semakin dekat pula vektor tersebut dengan rata-rata wajah manusia. Vektor wajah rata-rata dari data yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Vektor wajah rata-rata.

Selanjutnya, dibentuk matriks baru berukuran 2304×705 dengan tiap vektor kolomnya sama dan merupakan vektor wajah rata-rata. Setelah itu dihitung selisih antara matriks foto dan matriks vektor wajah rata-rata. Selisih dari kedua matriks ini akan dianggap sebagai matriks identitas wajah tiap foto. Karena selisih tiap vektor wajah terhadap rata-rata wajah bisa diasumsikan sebagai bentuk khas yang dimiliki oleh setiap wajah dan dapat dianggap sebagai identitas dari tiap wajah. Matriks selisih inilah yang kemudian akan menjadi dasar dari proyek pengenalan wajah.

Matriks selisih ini didekomposisi menggunakan SVD sehingga diperoleh tiga matriks baru yaitu matriks U, S, dan V. Matriks U merupakan kumpulan vektor singular kiri dari matriks selisih. Matriks S merupakan matriks diagonal yang berisi nilai singular dari matriks selisih. Matriks V merupakan kumpulan vektor singular kanan dari matriks selisih. Pada kasus ini, hanya akan digunakan matriks U sebagai pembobot bagi matriks selisih untuk memperoleh eigenface dari tiap foto.

Vektor singular kiri ini dapat digunakan sebagai pembobot karena sifat dari matriks ini yang dapat memberikan sebagian besar deskripsi data pada vektor-vektor singular awal. Sehingga matriks U ini ketika dikalikan dan dijadikan pembobot bagi vektor selisih, dapat memusatkan informasi dari tiap foto ke baris-baris awal. Pemusatkan informasi ini juga akan sekaligus menghilangkan korelasi-korelasi antar baris pada matriks selisih sehingga proses pengenalan akan jadi lebih baik. Matriks eigenface hasil pembobotan matriks selisih oleh vektor-vektor singular ini akan disimpan ke dalam database dan kemudian akan digunakan dalam proses pembandingan terhadap foto uji.

Uji Kemiripan Eigenface

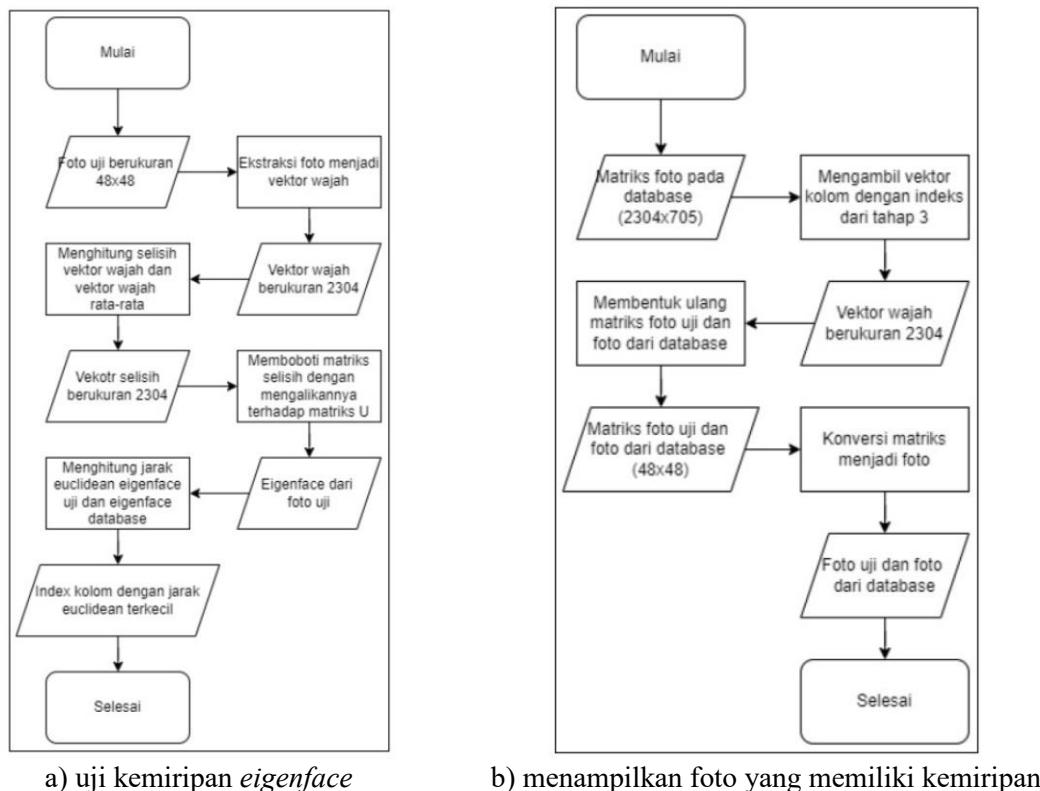
Setelah proses pembentukan database eigenface telah selesai dilakukan, selanjutnya akan dilakukan uji bagi sistem pengenalan wajah ini. Foto uji yang akan dikenali wajahnya akan diekstrak menjadi vektor wajah dengan langkah yang sama seperti pada tahap 1. Kemudian akan diperoleh vektor wajah dari foto uji ini. Vektor wajah foto uji ini akan dihitung selisihnya terhadap vektor wajah rata-rata, sehingga akan diperoleh vektor identitas dari foto uji. Vektor identitas dari foto uji ini akan diboboti dengan matriks U hasil SVD pada tahap 2 agar diperoleh eigenface dari

foto uji. Eigenface dari foto uji ini yang kemudian akan dibandingkan kemiripannya dengan eigenface yang ada di database. Kemiripan ditentukan dengan menghitung jarak euclidean antara eigenface foto uji terhadap semua eigenface yang ada di database. Vektor wajah pada database yang memiliki jarak euclidean terkecil terhadap vektor uji dianggap sebagai orang yang sama. Indeks dari kolom vektor dari matriks eigenface pada database yang memiliki jarak euclidean terkecil terhadap vektor uji ini akan disimpan. Proses uji kemiripan secara lengkap dapat dilihat pada Gambar 5a.

Menampilkan Foto yang Memiliki Kemiripan

Setelah ditentukan foto pada database yang memiliki kemiripan dengan foto uji, kemudian akan ditampilkan kedua foto tersebut untuk dinilai apakah memang orang yang sama atau bukan. Matriks foto yang dibentuk pada tahap 1 akan disimpan ke dalam database. Indeks yang diperoleh dari tahap 3 akan digunakan untuk mengambil vektor wajah dari matriks foto yang dihasilkan pada tahap 1. Vektor kolom dari matriks foto dengan indeks yang ditentukan pada tahap 3 tersebut kemudian akan dibentuk ulang menjadi matriks berukuran 48×48 .

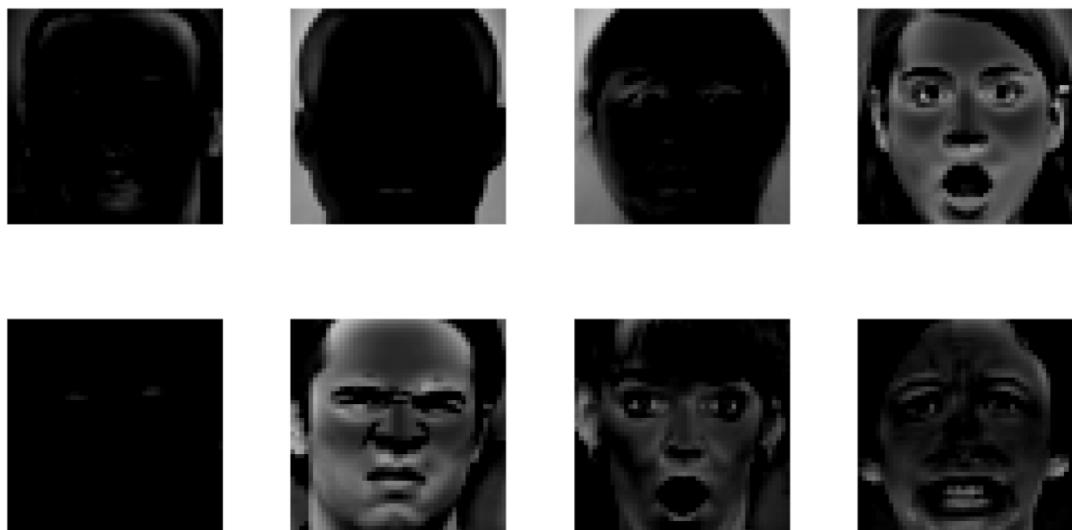
Akan dibentuk matriks berukuran 48×48 dengan vektor kolom ke- i dari matriks tersebut diperoleh dari entri ke- $((48(i - 1)) + 1)$ sampai entri ke- $48i$ dari vektor wajah. Sehingga 48 entri teratas akan menjadi vektor kolom pertama bagi matriks foto. Lalu 48 entri berikutnya akan menjadi vektor kolom kedua bagi matriks, dan seterusnya. Sehingga akan diperoleh matriks foto berukuran 48×48 . Matriks foto ini kemudian akan dikonversi kembali menjadi foto dan kemudian ditampilkan. Foto yang akan ditampilkan adalah foto uji dan foto pada database yang dianggap mirip dengan foto uji. Proses menampilkan foto yang memiliki kemiripan dapat dilihat pada Gambar 5b.



Gambar 5. Proses uji kemiripan *eigenface* dan menampilkan foto yang memiliki kemiripan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses perhitungan vektor wajah identitas dengan menggunakan vektor wajah rata-rata memberikan identitas wajah tiap orang. Perhitungan vektor wajah identitas diperoleh dari selisih tiap vektor wajah terhadap vektor wajah rata-rata. Beberapa vektor wajah identitas diambil secara sembarangan kemudian diekstrak kembali menjadi foto. Foto identitas wajah beberapa orang acak tersebut dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Vektor wajah identitas beberapa orang secara acak yang ada di *database*.

Pada Gambar 6, terlihat beberapa foto yang dominan berwana hitam. Warna hitam pada foto merepresentasikan nilai nol. Nilai nol tersebut mengartikan bahwa tidak ada perbedaan foto pada kotak piksel tersebut terhadap wajah rata-rata. Selain itu ada juga foto yang begitu jelas menampilkan wajah orang. Hal tersebut mengindikasikan bahwa foto wajah orang tersebut cukup berbeda dengan wajah rata-rata, sehingga banyak memberikan nilai yang tidak nol pada kotak pikselnya. Semakin beda wajah orang terhadap wajah rata-rata akan memberikan foto identitas yang cukup berbeda pula. Sehingga proses pengenalan wajah akan menjadi lebih baik. Namun, semakin mirip wajah seseorang dengan wajah rata-rata maka akan semakin sulit pula program untuk mengenali wajah tersebut. Kesulitan tersebut muncul karena vektor identitas yang diperoleh dari menghitung selisih lebih banyak menunjukkan nilai nol pada entrinya.

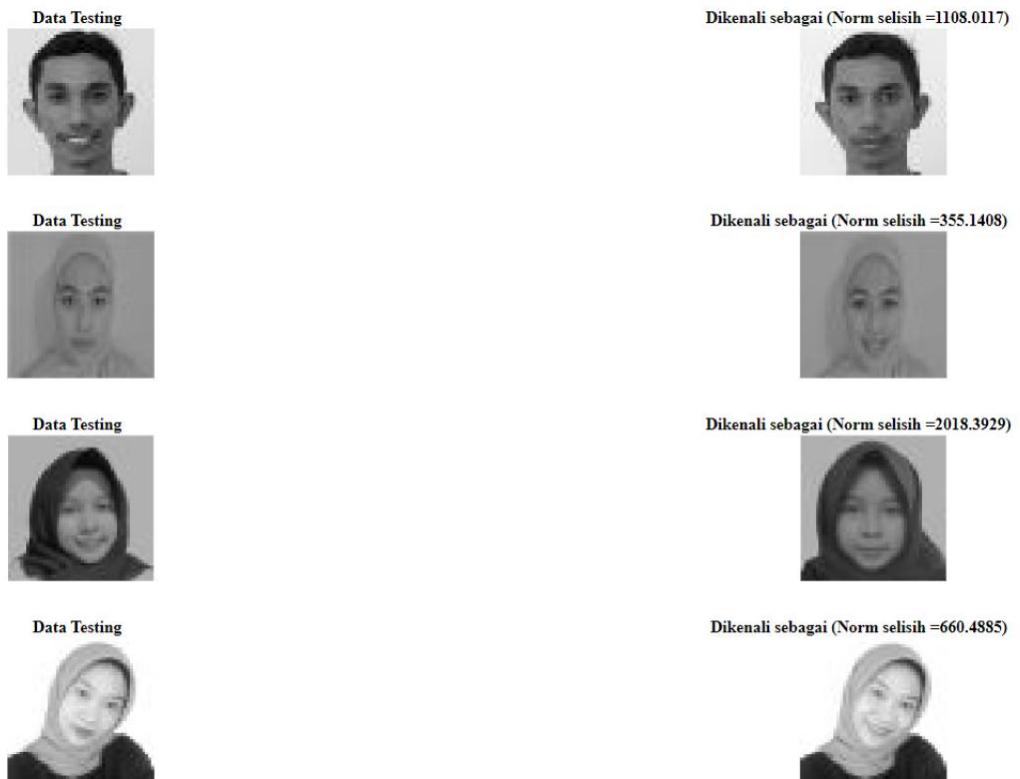
Selanjutnya pada Gambar 6 juga dapat dilihat bahwa latar belakang (*background*) dari foto juga ikut tertangkap. Dampak buruk dari tertangkapnya *background* ini akan semakin besar apabila foto yang ingin dikenali memiliki perbedaan *background* yang cukup mencolok dari vektor wajah rata-rata. Terlebih lagi, apabila *background* dari foto tidak rata maka akan membuat program menganggap hal itu termasuk ke dalam identitas wajah. Hal ini tentu akan membuat pengenalan wajah menjadi keliru.

Selanjutnya pada proses uji kemiripan, digunakan 12 foto wajah orang yang juga ada di database, namun dengan ekspresi yang berbeda. Proses uji kemiripan dicek secara manual dan dipecah menjadi tiga kali pengujian. Tiap pengujian menggunakan masing-masing 4 foto untuk dikenali oleh program. Proses pengujian dapat dilihat pada Gambar 7, 8, dan 9.

Semua data testing pada proses uji kemiripan kelompok pertama, kedua, dan ketiga dapat dikenali dengan benar. Dapat dilihat juga norm dari vektor identitas foto testing maupun database. Jarak euclidean (norm selisih) dari vektor foto uji dan wajah yang ada di database berkisar diantara 300 sampai 3000. Jarak euclidean terkecil dan terbesar secara berturut-turut bernilai 355, 1408 dan 2950, 6309. Semakin kecil jarak euclidean menandakan kedua foto semakin serupa dan begitupula sebaliknya.



Gambar 7. Proses pengujian pertama antara foto testing (kiri) dan foto di database (kanan).



Gambar 8. Proses pengujian kedua antara foto testing (kiri) dan foto di database (kanan).



Gambar 9. Proses pengujian ketiga antara foto testing (kiri) dan foto di database (kanan).

Selanjutnya akan coba dilihat tiga buah foto wajah dari database yang dianggap paling mirip dengan data testing serta kemudian dilihat jarak euclideananya. Proses ini dapat menunjukkan foto wajah yang rentan salah dikenali oleh program. Jika jarak euclidean foto testing terhadap ketiga foto dari database serupa (nilainya dekat), maka foto wajah tersebut cenderung rentan salah dikenali. Begitupula sebaliknya, jika jarak Euclidean terhadap ketiga foto berbeda jauh, maka foto wajah tersebut mudah untuk dikenali oleh program. Jarak euclidean foto testing terhadap tiga buah foto dari database yang dianggap paling mirip dapat dilihat pada Tabel 1, 2, dan 3.

Tabel 1. Jarak euclidean foto testing pertama terhadap tiga foto termirip dari database.

Data Testing 1	Jarak 1	Jarak 2	Jarak 3
Foto 1.1	1140	1636	1845
Foto 1.2	1732	1903	2265
Foto 1.3	1551	1970	2103
Foto 1.4	1386	1714	1716

Tabel 2. Jarak euclidean foto testing kedua terhadap tiga foto termirip dari database.

Data Testing 2	Jarak 1	Jarak 2	Jarak 3
Foto 2.1	1108	3169	3760
Foto 2.2	355	2089	2193
Foto 2.3	2018	2640	2684
Foto 2.4	660	3448	3489

Tabel 3. Jarak euclidean foto testing ketiga terhadap tiga foto termirip dari database.

Data Testing 3	Jarak 1	Jarak 2	Jarak 3
Foto 3.1	2950	2977	3155
Foto 3.2	2254	3332	3362
Foto 3.3	1657	3335	3623
Foto 3.4	1859	2360	2458

Pada Tabel 1 terlihat jarak euclidean tiap foto testing terhadap tiga foto dari database yang dianggap paling mirip, nilainya berkisar di antara 1000 sampai 2000. Foto yang paling rentan salah dikenali adalah foto 1.2 karena selisih jaraknya terhadap dua foto terdekat cukup kecil. Untuk proses testing yang kedua, foto 2.2 dan 2.4 dapat dengan mudah dikenali oleh program. Kedua foto tersebut mudah dikenali karena jarak euclidean dari foto tersebut terhadap foto terdekatnya memiliki nilai yang jauh perbedaannya (2089 – 355 dan 3448 – 660). Pada proses testing yang ketiga, terlihat bahwa foto 3.1 rentan untuk salah dikenali. Jarak euclidean foto testing 3.1 terhadap foto pada database yang paling mirip juga cukup jauh (2950). Jarak euclidean foto testing 3.1 terhadap foto termirip kedua dan ketiga juga tidak jauh perbedaannya (2977 dan 3155). Jika dilihat lagi, foto 3.1 pada data testing cukup berbeda dibanding foto yang ada di database. Gaya rambut pada foto yang ada di data testing dan database berbeda. Sehingga membuat program membaca bahwa terdapat perbedaan yang cukup besar. Hal ini menunjukkan bahwa sistem pengenalan wajah dengan hanya memanfaatkan eigenface akan rentan untuk gagal jika terdapat beberapa perubahan pada penampilan seperti gaya rambut, latar belakang, penggunaan tata rias, dan lain-lain. Sehingga, akan lebih baik untuk mengombinasikan metode pengenalan wajah ini dengan metode lainnya seperti neural network dalam memfilter bagian wajah saja pada foto.

5. KESIMPULAN

Metode dekomposisi nilai singular dengan pendekatan eigenface mampu melakukan pengenalan wajah secara efektif, bahkan pada gambar beresolusi kecil. Dengan ukuran foto wajah yang kecil (48×48), metode ini masih mampu untuk mengenali wajah dua orang yang sama. Sistem yang dikembangkan berhasil mengenali individu dengan akurasi yang cukup tinggi, meskipun terdapat beberapa tantangan seperti perubahan pencahayaan, ekspresi, dan atribut tambahan seperti kacamata atau gaya rambut. Proses pelatihan dan pengujian yang relatif cepat menjadikan metode ini efisien untuk diterapkan dalam sistem pengenalan wajah dengan jumlah data yang besar.

Namun, penelitian ini juga mengungkap beberapa keterbatasan, terutama dalam menangani latar belakang yang kompleks dan perubahan penampilan yang signifikan. Oleh karena itu, untuk meningkatkan keandalan sistem, pendekatan ini dapat dikombinasikan dengan metode lain seperti jaringan saraf tiruan atau teknik deep learning agar lebih adaptif terhadap variasi wajah yang lebih luas.

Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi biometrik, khususnya pada sistem identifikasi berbasis wajah. Dengan berbagai potensi pengembangan ke depan, metode yang digunakan dalam penelitian ini dapat menjadi dasar bagi sistem keamanan yang lebih akurat dan efisien di berbagai bidang, seperti kontrol akses, sistem kehadiran, dan pengawasan berbasis kecerdasan buatan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Mulyanto, E. 2007. *Catatan Kuliah Pengolahan Citra: Teknik Informatika Udinus*.
- [2] Sharif, M. 2011. Face Recognition using Gabor Filters. *Journal of Applied Computer Science & Mathematics*. No. 11.

- [3] Marti, N. W. 2010. Pemanfaatan GUI Dalam Pengembangan Perangkat Lunak Pengenalan Citra Wajah Manusia Menggunakan Metode Eigenfaces. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*.
- [4] Alexander, L. W., Sentinumo, S. R., & Sambul, A. M. 2017. Implementasi Algoritma Pengenalan Wajah Untuk Mendeteksi Visual Hacking. *EJournal Teknik Informatika*.
- [5] Delac, K., & Mislav Grgic. 2007. *Face Recognition*. Croatia: In Tech.
- [6] Pandya, Jigar, M., Devang, R., & Jigna, J. J. (2013). A Survey of Face Recognition Approach. *International Journal of Engineering Research and Application*. 3(1): 632-635.
- [7] Wiryadinata, R., Sagita, R., Wardoyo, S., & Priswanto. 2016. Face Recognition on Attendance System Using Method of Dynamic Times Wrapping, Principal Component Analysis and Gabor Wavelet. *Dinamika Rekayasa*.
- [8] Hashim, F. 2003. A Face Recognition System Using Template Matching and Neural Network Classifier. *International Workshop on Artificial Life and Robotics*.
- [9] Turk M., & Pentland, A. 1991. Eigenfaces for Recognition. *Journal of Cognitive Neurosciences*. 3(1).
- [10] Bartlett, M. S., Movellan, J. R., & Sejnowski, T. J. 2002. Face Recognition by Independent Component Analysis. *IEEE Trans on Neural Networks*. 13(6): 1450-1464.
- [11] Lu, L., Plataniotis, K. N., & Venetsanopoulos, A. N. 2003. Face Recognition Using LDA-Based Algorithms. *IEEE Trans on Neural Networks*. 14(1): 195-200.
- [12] Liu, C., & Wechsler, H. (2000). Evolutionary Pursuit and Its Application to Face Recognition. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 22(6): 570-582.
- [13] Wiskott, L., Fellous, J. M., Krueger, N., & Malsburg, C. V. D. 1997. Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 19(7): 775-779.
- [14] Yang, M. H. 2002. Kernel Eigenfaces vs. Kernel Fisherfaces: Face Recognition Using Kernel Methods. In: *Proc. of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*.
- [15] Moghaddam, B., Lee, J. H., Pfister, H., & Machiraju, R. 2003. Model-Based 3D Face Capture with Shape-fromSilhouettes. In: *Proc. of the IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, AMFG*.
- [16] Bronstein, A., Bronstein, M., Kimmel, R., & Spira, A. 2004. 3D face recognition without facial surface reconstruction. In: *Proceedings of ECCV, Prague, Czech Republic*.
- [17] Moghaddam, B., Jebara, T., & Pentland, A. 2000. Bayesian Face Recognition. *Pattern Recognition*. Elsevier. 33(11): 1771-1782.
- [18] Nurdianti, S., Najib, M.K., Bukhari, F., Revina, R. & Salsabila, F.N. 2022. Performance Comparison of Gradient-Based Convolutional Neural Network Optimizers for Facial Expression Recognition. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 16(3), pp.927-938.
- [19] Nurdianti, S., Najib, M. K., Bukhari, F., Ardhana, M. R., Rahmah, S. & Blante, T. P. 2022. Perbandingan AlexNet dan VGG untuk Pengenalan Ekspresi Wajah pada Dataset Kelas Komputasi Lanjut. *Techno. com*, 21(3).
- [20] Rashid, A. 2016. Digital Watermarking Applications and Techniques. *A Brief Review*. 5(3): 147–50.
- [21] Chang, C. C., Tsai, P., & Lin C.C. 2005. SVD-Based Digital Image Watermarking Scheme. *Pattern Recognition Letters*. 26(15): 77–86.
- [22] Dhamija, J., Choudhury, T., Kumar, P., & Rathore, Y. S. 2018. An Advancement towards Efficient Face Recognition Using Live Video Feed: For the Future. In: *Proc. - 2017 Int. Conf. Comput. Intell. Networks*. 53–56.
- [23] Anton, H., & Ronnes, C. 2004. *Aljabar Linear Elementer*. Jakarta: Erlangga.
- [24] Leon, S. J. 2010. *Linear Algebra with Applications* Edisi ke-8. Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall.

- [25] Sulaiman, S., & Agoes, S. 2017. Analisis reduksi data citra menggunakan metode dekomposisi nilai singular. *CITEE*. 5(1): 21-25.
- [26] Hu, Y., & Mu, Y. 2016. Face recognition algorithm based on algebraic features of SVD and KL projection. In: *Proc. 2016 International Conference Robots & Intelligent System ICRIS*.
- [27] Nurdianti, S., Bukhari, F., Julianto, M.T., Sopaheluwakan, A., Aprilia, M., Fajar, I., Septiawan, P. & Najib, M.K. 2022. The impact of El Niño southern oscillation and Indian Ocean Dipole on the burned area in Indonesia. *Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences*, 33(1), p.16.
- [28] Shores, T. S. 2018. *Applied Linear Algebra and Matrix Analysis*. Ed ke-2 Axler S, Ribet K. Nebraska: Springer.
- [29] Zeng, G. 2006. Face Recognition with Singular Value Decomposition. In: *CISSE Proceeding*.
- [30] Indra. 2012. *Sistem Pengenalan Wajah Dengan Metode Eigenface Untuk Absensi Pada PT. Florindo Lestari*. Jakarta: Universitas Budi Luhur.