



## **Penerapan Principal Componen Analysis (PCA) Terhadap Image Processing**

### **Kelompok II SDT'B**

- |                         |              |
|-------------------------|--------------|
| 1. Felix Ryan Agusta    | (3324600031) |
| 2. Aulya Berlyana A.    | (3324600051) |
| 3. Udi Adhahask Arta A. | (3324600052) |
| 4. Syavikarani Cahya P. | (3324600054) |
| 5. Diajeng Puspito P.N  | (3324600057) |

## DAFTAR ISI

BAB I. PENDAHULUAN .....	3
1.1 Latar Belakang .....	3
1.2 Tujuan .....	4
1.3 Rumusan Masalah .....	5
1.4 Hipotesis Sementara .....	5
BAB II. Tinjauan Pustaka.....	6
2.1 Citra .....	6
2.2 Principal Component Analysis (PCA) .....	7
2.3 Image Processing .....	8
BAB III. IMPLEMENTASI .....	10
3.1 Batasan Percobaan .....	10
3.2 Principal Component Analysis (PCA) .....	11
3.3 Skema Percobaan .....	13
3.4 Hasil dan Pembahasan .....	13
BAB IV. Kesimpulan dan Saran .....	18
4.1 Kesimpulan .....	18
4.2 Saran .....	19
BAB V. DAFTAR PUSTAKA.....	20

## BAB I. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Di era digital saat ini, perkembangan teknologi semakin pesat. *Image Processing* atau pengolahan citra memainkan peran yang krusial dalam berbagai bidang, misalnya pada identifikasi wajah, pendeteksian objek, dan analisis dalam dunia medis. Namun, *image processing* memiliki berbagai tantangan teknis yang dapat mempengaruhi efektivitas dan efisiensi sistem yang digunakan, salah satunya adalah tingginya dimensi data yang harus diproses. Hal ini berdampak pada peningkatan waktu pemrosesan analisis, efisiensi komputasi, serta keakuratan analisis. Untuk itu, diperlukan suatu metode yang mampu untuk mengatasi masalah ini secara efektif.

Sebuah pendekatan yang sering digunakan yaitu *Principal Component Analysis* (PCA) adalah metode reduksi dimensi dan pembelajaran mesin yang digunakan untuk menyederhanakan kumpulan data yang besar menjadi kumpulan data yang lebih kecil. Metode ini bekerja dengan mentransformasikan data berdimensi tinggi ke dalam dimensi yang lebih rendah, dengan mempertahankan varians maksimum dari data asli. Dalam konteks *image processing*, PCA dapat digunakan untuk Teknik kompresi citra, penghapusan noise, dan ekstraksi fitur yang lebih akurat. Contohnya, PCA dapat diterapkan dalam pengenalan wajah untuk mengekstrak fitur-fitur utama yang membedakan antara wajah satu dengan yang lainnya.

Selain itu, teknik kompresi citra juga diterapkan pada format seperti JPEG atau PNG untuk mengoptimalkan ukuran file atau mengurangi jumlah warna dalam gambar tanpa menurunkan kualitas visualnya secara signifikan. Dengan mengurangi ukuran file, jumlah warna, maka dapat berguna dalam kompresi dan penyimpanan data digital

Di sisi lain, dalam deep learning, model seperti *Convolutional Neural Network (CNN)* telah dikembangkan dengan gaya arsitektur yang lebih efisien, sehingga mampu mengekstraksi fitur penting tanpa harus menyimpan seluruh informasi citra. Penerapan PCA dalam *image processing* tidak hanya meningkatkan efisiensi komputasi tetapi juga meningkatkan akurasi dalam tugas-tugas seperti segmentasi dan klasifikasi citra. Caranya dengan mengurangi dimensi data, algoritma pengolahan citra dapat lebih terfokus pada fitur-fitur yang paling relevan, sehingga sistem dapat lebih optimal dan menghasilkan kinerja yang unggul.

## 1.2 Tujuan

Tujuan dari pembuatan makalah ini yaitu :

1. Menganalisis Principal Component Analysis (PCA) serta prinsip dasar Image Processing.
2. Mempelajari teknik kompresi gambar dengan mengurangi ukuran file gambar
3. Memahami cara mereduksi dimensi data untuk mengoptimalkan penggunaan sumber daya komputasi.
4. Menjelajahi konsep matematis dalam PCA, termasuk pemahaman mengenai matriks, nilai *eigen value*, serta interpretasi *scatter plot* dalam proses analisis data.

### 1.3 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang diambil yaitu sebagai berikut :

1. Bagaimana pengaruh jumlah komponen utama terhadap kualitas rekontruksi citra bunga matahari setelah penerapan PCA?
2. Bagaimana peran eigen value dalam menentukan informasi penting yang dipertahankan dalam citra bunga matahari setelah reduksi dimensi menggunakan PCA?
3. Bagaimana efektivitas StandardScaler dalam meningkatkan performa PCA dalam pemrosesan citra bunga matahari?
4. Bagaimana perbedaan visual antara citra asli dan citra hasil rekontruksi menggunakan PCA?

### 1.4 Hipotesis Sementara

1. Pemilihan jumlah komponen yang tepat dalam PCA dapat meminimalisir tingkat distorsi pada citra hasil rekontruksi bunga matahari.
2. Eigen value yang lebih besar menandakan bahwa komponen utama memiliki peran signifikan dalam representasi data, sehingga mampu meningkatkan kualitas visual citra bunga matahari.
3. Penggunaan StandarScaler akan meningkatkan efektivitas reduksi dimensi dengan memastikan setiap fitur berkontribusi dengan analisis komponen utama.
4. Citra bunga matahari yang direkontruksi dengan PCA dengan jumlah komponen utama yang tidak memadai, hasil kualitasnya akan menurun dibanding citra asli.

---

## BAB II. Tinjauan Pustaka

### 2.1 Citra

Citra adalah representasi visual dari suatu objek dalam bentuk array dua dimensi yang tersusun dari elemen-elemen diskrit yang disebut piksel (*Jain, Kasturi, & Schunck (1995)*)<sup>1</sup>. Sedangkan, ada pendapat lain mengartikan bahwa Citra adalah informasi visual yang tersimpan dalam bentuk data numerik yang dapat diproses dan dianalisis menggunakan teknik komputasi (*Kustian, 2017*)<sup>2</sup>. Secara matematis, citra dapat direpresentasikan sebagai fungsi intensitas Cahaya pada suatu bidang koordinat 2 dimensi  $f(x,y)$ , dimana  $x$  dan  $y$  merupakan koordinat spasial, dan  $f(x,y)$  menunjukkan intensitas piksel pada titik tersebut (*Gonzalez & Woods, 2018*).<sup>3</sup>

Berdasarkan bentuknya, citra dapat dikelompokkan kedalam beberapa jenis, antara lain :

1. Citra Biner : hanya memiliki dua nilai intensitas, yaitu hitam (0) dan putih (1).
2. Citra Grayscale : memiliki skala abu-abu dengan intensitas antara hitam (0) hingga putih (255)
3. Citra Berwarna (RGB) : terdiri dari 3 warna utama, yaitu merah(Red), hijau(Green), dan biru(Blue).
4. Citra Multispektral dan Hiperspektral: Citra dengan lebih dari tiga kanal warna, umumnya digunakan dalam penginderaan jauh.

---

<sup>1</sup> Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, dan Brian G. Schunck, *Machine Vision*, McGraw-Hill Series in Computer Science Artificial Intelligence (New York, NY: McGraw-Hill, 1995).

<sup>2</sup> Nunu Kustian, "ANALISIS KOMPONEN UTAMA MENGGUNAKAN METODE EIGENFACE TERHADAP PENGENALAN CITRA WAJAH," *Jurnal Teknologi* 9, no. 1 (3 Januari 2017): 43, <https://doi.org/10.24853/jurtek.9.1.43-48>.

<sup>3</sup> "Digital Image Processing, 3Rd Edn : RICHARD E. WOODS RAFAEL C. GONZALES : Free Download, Borrow, and Streaming : Internet Archive," diakses 23 Maret 2025, <https://archive.org/details/digitalimageproc0000rich>.

## 2.2 Principal Component Analysis (PCA)

Principal Component Analysis (PCA) adalah metode reduksi dimensi dan pembelajaran mesin yang digunakan untuk menyederhanakan kumpulan data yang besar menjadi kumpulan data yang lebih kecil, sambil tetap mempertahankan pola dan tren yang signifikan. Sedangkan, menurut pendapat lain, PCA adalah metode reduksi dimensi yang bertujuan untuk mengubah sekumpulan variabel yang saling berkorelasi menjadi sekumpulan variabel baru yang tidak berkorelasi, yang disebut komponen utama (Jolliffe, 2016)<sup>4</sup>. PCA bertujuan untuk menangkap sebanyak mungkin variansi dalam data menggunakan kombinasi linier dari variabel awal (Shlens, 2014).<sup>5</sup>

PCA pertama kali dikenalkan oleh Karl Pearson ditahun 1901 sebagai metode matematis guna mereduksi dimensi data. Kemudian, metode ini dikembangkan lebih jauh oleh Harold Hotelling pada tahun 1933 dalam konteks analisis multivariat. Sejak saat itu, PCA telah banyak digunakan dalam berbagai bidang, seperti pengenalan pola, analisis citra, dan pembelajaran mesin.

Langkah pertama dalam PCA yaitu Standardisasi, bertujuan untuk menyamakan skala variabel awal yang bersifat kontinu agar setiap variabel berkontribusi setara dalam analisis. Selanjutnya, dilakukan perhitungan matriks kovarians guna memahami bagaimana variabel dalam dataset input bervariasi

---

<sup>4</sup> Ian T. Jolliffe dan Jorge Cadima, "Principal Component Analysis: A Review and Recent Developments," *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 374, no. 2065 (13 April 2016): 20150202, <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>.

<sup>5</sup> Jonathon Shlens, "A Tutorial on Principal Component Analysis" (arXiv, 3 April 2014), <https://doi.org/10.48550/arXiv.1404.1100>.

Langkah ketiga yaitu hitung vektor eigen dan nilai eigen dari matriks kovarians untuk mengidentifikasi komponen utama, vektor eigen (*eigenvectors*) dan nilai eigen (*eigenvalues*) adalah konsep dalam aljabar linear yang perlu dihitung dari matriks kovarians untuk menentukan komponen utama dari data. Langkah selanjutnya adalah membuat vektor fitur dan terakhir adalah memproyeksikan ulang data berdasarkan sumbu komponen utama, sehingga data dapat direpresentasikan dalam dimensi yang lebih sedikit namun tetap mempertahankan informasi terpenting. PCA memiliki beberapa keuntungan, di antaranya kemampuannya dalam menangani dataset berdimensi tinggi serta mengurangi redundansi dalam data. Namun, metode ini juga memiliki kelemahan, seperti ketergantungannya pada variansi data serta asumsi bahwa hubungan linier antar variabel merupakan faktor yang paling dominan.

## 2.3 Image Processing

Image Processing atau Pemrosesan Citra merupakan cabang ilmu komputer dan teknik yang berfokus pada manipulasi serta analisis gambar digital dengan tujuan meningkatkan kualitas atau mengekstrak informasi yang relevan<sup>6</sup>.

Dalam prosesnya, Image Processing terdiri dari 3 tahap utama, yaitu *Preprocessing*, *Processing*, dan *Post-processing*. *Preprocessing* bertujuan untuk meningkatkan kualitas gambar melalui teknik seperti perataan histogram dan pengurangan noise. *Processing* mencakup analisis dan ekstraksi fitur, seperti pendeteksian tepi dan segmentasi citra. Sementara itu, *post-*

---

<sup>6</sup> Jitendra Suthar dan Ashutosh Vyas, "PCA Algorithm and Its Application in Image Compression and Face Recognition," *International Journal of Engineering Research*, t.t.

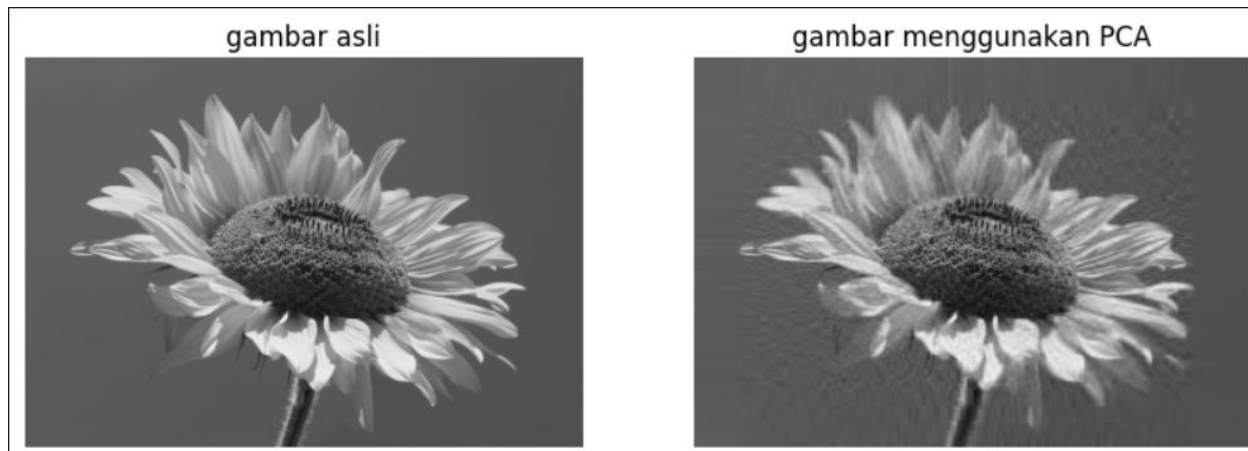


*processing* digunakan untuk interpretasi hasil, seperti dalam aplikasi medis dan pengenalan wajah.

Ada beberapa Teknik utama dalam Image Processing, yaitu sebagai berikut:

1. Peningkatan Citra (*Image Enhancement*) : Teknik yang digunakan untuk memperbaiki kualitas gambar dengan metode seperti transformasi spasial dan penyaringan (*filtering*).
2. Segmentasi Citra (*Image Segmentation*) : Proses pemisahan objek dalam gambar dari latar belakangnya yang banyak diterapkan dalam analisis medis dan pengenalan objek.
3. Transformasi Citra (*Image Transformation*) : Proses mengubah representasi gambar dengan teknik.
4. Pengenalan Pola (*Pattern Recognition*) : biasanya digunakan pada sistem biometrik dan pengenalan wajah.

Pemrosesan citra atau *Image Processing* merupakan bidang yang terus berkembang dengan berbagai aplikasi di berbagai sektor. Dengan kemajuan teknologi, metode ini menjadi semakin efektif dalam mengekstraksi informasi dari gambar digital, membuka peluang inovasi yang lebih luas di masa mendatang.



---

### BAB III. IMPLEMENTASI

---

#### 3.1 Batasan Percobaan

Tahap pengenalan citra menggunakan algoritma PCA dengan tahap awal yakni preprocessing.

1. Melakukan resize citra asli menjadi skala yang memiliki rentang 0-255 dengan format .jpg
2. Melakukan normalisasi pada citra dengan membagi setiap pikselnya dengan 255.0
3. Melakukan standarisasi pada data gambar guna menyesuaikan skala data berdasarkan nilai rata-rata dan berdasarkan nilai rata-rata dari standar deviasinya. Secara matematis

$$X_{standar} = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

---

### 3.2 Principal Component Analysis (PCA)

Salah satu Teknik yang paling populer digunakan dalam image processing adalah PCA. PCA digunakan untuk menyederhanakan suatu data dengan cara mentransformasi linier sehingga akan terbentuk sistem koordinat baru dengan varians maksimum. Pada percobaan lain menyatakan bahwa salah satu keunggulan PCA adalah kemampuannya dalam mereduksi dimensi data yang besar ke dalam ruang dimensi yang lebih kecil tanpa menghilangkan karakteristik utama dataset yang mana fitur yang diolah akan menjadi lebih sedikit<sup>7</sup>

Pada percobaan ini, Alur PCA adalah sebagai berikut (ilustrasi python)

1. Memuat gambar dalam greyscale
2. Menerapkan PCA (Reduksi Dimensi) dengan menentukan jumlah komponen utama yang dipertahankan yakni 50. Menghitung PCA pada citra 2D dengan dekomposisi nilai singular (SVD - Singular Value Decomposition) atau eigen decomposition dari covariance matrix.
3. Mengubah gambar ke bentuk matriks 2D  
Untuk gambar greyscale ukuran (M x N) akan di reshape menjadi (M x N, 1)
4. Menormalisasikan data (Mean Centering)  
Berdasarkan citra yang sudah di reshape

$$\bar{x} = X - \mu$$

---

<sup>7</sup> Rina Firliana, Resty Wulanningrum, dan Wisnu Sasongko, "Implementasi Principal Component Analysis (PCA) Untuk Pengenalan Wajah Manusia," t.t.

---

Di mana:

- X adalah data gambar yang sudah di-reshape.
- $\mu$  adalah rata-rata setiap kolom dari X (mean per fitur/piksel)

5. Menghitung matriks kovarians Q

$$Q = \frac{X' * X}{n-1}$$

Di mana:

- Q adalah matriks kovarians yang menggambarkan hubungan antar fitur dalam data
- N adalah jumlah sampel / jumlah baris dalam X
- X adalah matriks data setelah dikurangi rata-rata
- X' adalah transpose dari matriks data X

6. Menghitung nilai eigenvalues dan vector eigen dari matriks Covarians Q menggunakan fungsi eig(Q)

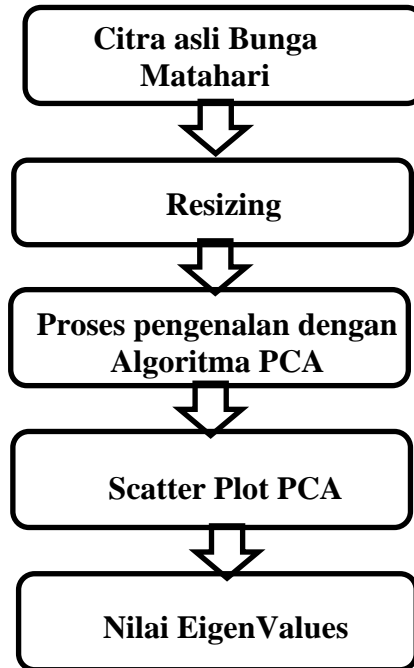
$$Qv = \lambda v$$

Di mana:

- $\lambda$  adalah eigenvalues, nilai yang menunjukkan variansi data dalam arah komponen utama
- $v$  adalah eigenvectors, arah dari komponen utama

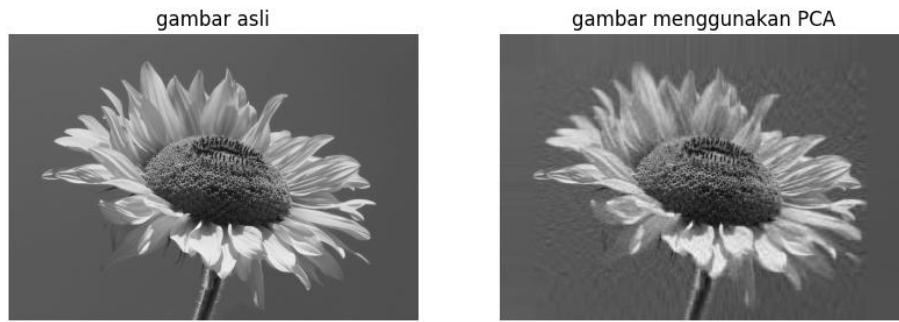
---

### 3.3 Skema Percobaan



### 3.4 Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan percobaan yang dilakukan, didapatkan hasil nilai eigen dari Principal Component Analysis (PCA) pada suatu citra melalui image processing dengan melakukan rekontruksi citra menggunakan PCA. Terlihat perbedaan citra asli yang sudah melalui proses resizing dan pengubahan warna menjadi greyscale tanpa reduksi dimensi dengan citra yang sudah melalui tahap proses rekontruksi menggunakan metode PCA.



**Gambar 1. Perbedaan Citra**

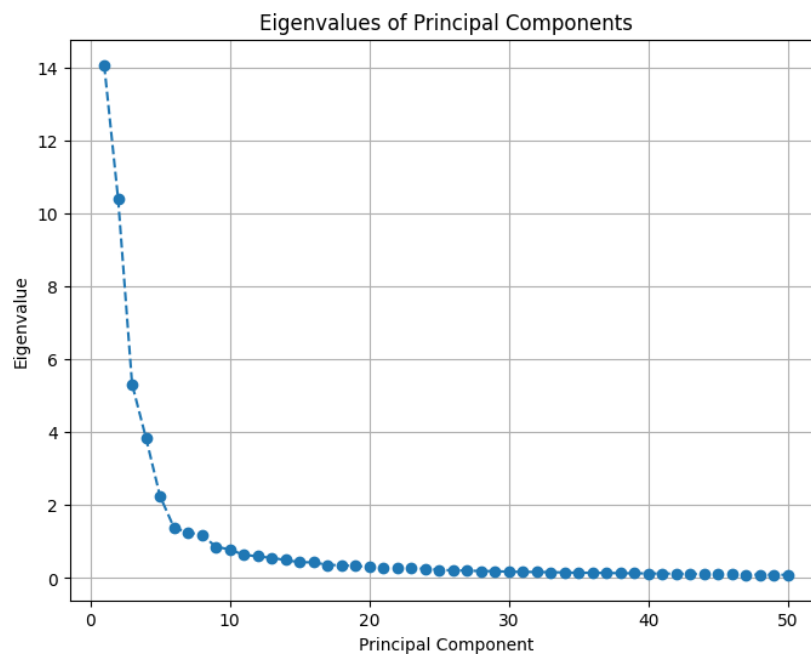
Berdasarkan gambar 1 menunjukkan perbedaan yang sangat mencolok pada segi tekstur. Citra sebelah kiri memiliki detail yang lebih tajam serta halus, sementara citra sebelah kanan beberapa detail halus menghilang yang diakibatkan oleh penggunaan sejumlah Principal Components untuk mempresentasikan gambar serta terdapat efek buram pada beberapa bagian terutama di area dengan banyak detail seperti bagian tengah bunga.

Pada percobaan dengan sampel citra bunga matahari menunjukkan adanya nilai eigenvalues yang didapatkan berdasarkan perhitungan matematis pada representasi citra sebagai matriks data dengan mengubah skala citra dari matriks 2D dengan nilai intensitas 0-255. Dalam proses PCA gambar diubah menjadi vektor 1D untuk diproses lebih lanjut. Dari pemrosesan tersebut akan membentuk matriks kovarians yang digunakan untuk mengukur setiap piksel.

	Principal Component	Eigenvalue
0	1	14.071813
1	2	10.390267
2	3	5.317762
3	4	3.838121
4	5	2.249784
5	6	1.387863
6	7	1.253006
7	8	1.187684
8	9	0.862203
9	10	0.785048
10	11	0.637740
11	12	0.599309
12	13	0.553272
13	14	0.497325
14	15	0.435371
15	16	0.434115
16	17	0.361381
17	18	0.354617
18	19	0.333526
19	20	0.310486
20	21	0.287900
21	22	0.272213
22	23	0.268256
23	24	0.259441
...		
46	47	0.096350
47	48	0.094979
48	49	0.092293
49	50	0.089783

**Gambar 2. Nilai Eigenvalues**

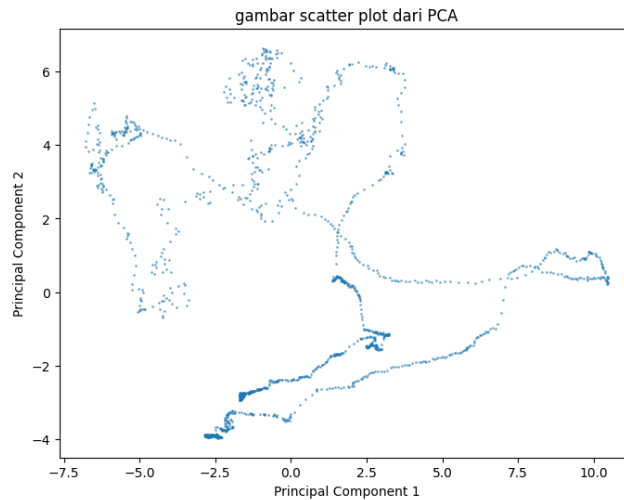
Berdasarkan gambar 2 yang memuat terkait nilai perhitungan eigenvalueetiks ketika menerapkan PCA, jumlah Komponen Utama yang dihasilkan sama dengan jumlah fitur dimensi yang dihasilkan yang artinya sama dengan jumlah fitur (dimensi) awal dalam dataset citra yakni sebesar 50 nilai eigen. Terdapat visualisasi hasil nilai eigenvalues berupa grafik plot.



**Gambar 3. Grafik Eigenvalues of Principal Component**

Terdapat proses dekomposisi eigen yang berasal dari perhitungan nilai eigen dan vektor. PCA menghitung nilai eigen dan vektor eigen dari matriks kovarian, eigenvalues akan menunjukkan berapa banyak varian yang bisa dijelaskan oleh masing-masing komponen utama (Principal Component) dari hasil pemrosesan ini data citra akan diproyeksikan ke ruang komponen utama yang dibentuk oleh eigenvectors





**Gambar 4. Scatter Plot dalam Ruang Komponen Utama**

Titik-titik pada scatter plot menunjukkan bagaimana data yang semula berdimensi tinggi direduksi ke dua dimensi pertama yakni Principal Component 1 dan Principal Component 2. Data citra tampak tersebar dalam pola yang tidak acak, hal ini menunjukkan bahwa ada struktur tersembunyi yang ditangkap oleh PCA.

Sumbu X merupakan Principal Component 1 yang menunjukkan komponen utama pertama yaitu dimensi yang menjelaskan variasi terbesar. Sumbu Y merupakan Principal Component 2 yang menunjukkan komponen utama kedua yang menjelaskan variasi terbesar kedua setelah Principal Component 1, dari penyebaran data citra menunjukkan bahwa Principal Component 1 lebih dominan menangkap variasi dibandingkan Principal Component 2.

Dari hasil plot ini dapat dilihat bahwa terdapat pola yang menyerupai struktur gambar asli, dengan begitu pada percobaan ini menunjukkan bahwa PCA berhasil mempertahankan karakteristik penting dari citra.

---

## BAB IV. Kesimpulan dan Saran

### 4.1 Kesimpulan

Dari hasil percobaan serta pembahasan yang telah dilakukan, maka dapat diperoleh kesimpulan seperti berikut :

1. Semakin banyak jumlah komponen utama yang digunakan dalam rekontruksi citra bunga matahari, semakin tinggi kualitas citra yang dihasilkan, dengan detail lebih tajam. Namun, dengan kebutuhan sumber daya yang lebih besar.
2. Eigenvalue dalam PCA menentukan jumlah informasi yang dipertahankan , semakin besar nilai eigenvalue suatu Principal Component, semakin banyak informasi yang dipertahankan dalam rekonstruksi citra bunga matahari.
3. StandardScaler meningkatkan performa PCA dengan menormalkan skala fitur, mencegah dominasi variansi besar, dan membantu PCA menangkap pola utama citra lebih akurat.
4. Perbedaan visual antara citra asli dan citra hasil rekonstruksi menggunakan PCA terletak pada tingkat ketajaman dan detailnya. Citra asli memiliki detail yang lebih tajam dan tekstur yang lebih jelas, sedangkan citra hasil rekonstruksi cenderung mengalami sedikit kehilangan detail, terutama pada area dengan tekstur halus. Efek buram juga dapat muncul jika jumlah komponen utama yang digunakan terlalu sedikit, karena informasi penting dari citra asli tidak sepenuhnya dipertahankan.
5. hasil scatter plot dalam ruang komponen utama, dapat disimpulkan bahwa *Principal Component Analysis (PCA)*

berhasil mengidentifikasi pola tersembunyi dalam data citra. Hal ini terlihat dari distribusi titik-titik data yang tidak acak, menunjukkan bahwa struktur informasi utama masih dipertahankan meskipun dimensi data telah direduksi.

#### 4.2 Saran

Gunakan jumlah komponen utama yang optimal untuk menjaga keseimbangan antara kualitas citra dan efisiensi komputasi.

Terapkan `StandardScaler` sebelum `PCA` untuk memastikan semua fitur memiliki skala yang seimbang dan meningkatkan akurasi analisis.

## **BAB V. DAFTAR PUSTAKA**

- “Digital Image Processing, 3Rd Edn : RICHARD E. WOODS  
RAFAEL C. GONZALES : Free Download, Borrow, and  
Streaming : Internet Archive.” Diakses 23 Maret 2025.  
<https://archive.org/details/digitalimageproc0000rich>.
- Firliana, Rina, Resty Wulanningrum, dan Wisnu Sasongko.  
“Implementasi Principal Component Analysis (PCA)  
Untuk Pengenalan Wajah Manusia,” t.t.
- Jain, Ramesh, Rangachar Kasturi, dan Brian G. Schunck.  
*Machine Vision*. McGraw-Hill Series in Computer  
Science Artificial Intelligence. New York, NY: McGraw-  
Hill, 1995.
- Jolliffe, Ian T., dan Jorge Cadima. “Principal Component  
Analysis: A Review and Recent Developments.”  
*Philosophical Transactions of the Royal Society A:  
Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 374,  
no. 2065 (13 April 2016): 20150202.  
<https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>.
- Kustian, Nunu. “ANALISIS KOMPONEN UTAMA  
MENGUNAKAN METODE EIGENFACE  
TERHADAP PENGENALAN CITRA WAJAH.” *Jurnal  
Teknologi* 9, no. 1 (3 Januari 2017): 43.  
<https://doi.org/10.24853/jurtek.9.1.43-48>.
- Shlens, Jonathon. “A Tutorial on Principal Component Analysis.”  
arXiv, 3 April 2014.  
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1404.1100>.
- Suthar, Jitendra, dan Ashutosh Vyas. “PCA Algorithm and Its  
Application in Image Compression and Face  
Recognition.” *International Journal of Engineering  
Research*, t.t.



**“Pengetahuan  
adalah  
kekuatan yang  
tak ternilai  
harganya”**