LAPORAN TUGAS BESAR

Aplikasi Nilai Eigen dan Vektor Eigen dalam Kompresi Gambar

Ditujukan untuk memenuhi salah satu tugas besar mata kuliah IF2123 Aljabar Linier dan Geometri pada Semester I Tahun Akademik 2021/2022

Disusun oleh:

Saul Sayers (K2) 13520094
Patrick Amadeus Irawan (K2) 13520109
Rania Dwi Fadhilah (K3) 13520142



PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA SEKOLAH TEKNIK ELEKTRO DAN INFORMATIKA INSTITUT TEKNOLOGI BANDUNG BANDUNG

2021

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	i
BAB I DESKRIPSI MASALAH	1
BAB II TEORI SINGKAT	5
BAB III IMPLEMENTASI PROGRAM	9
BAB IV EKSPERIMEN	15
BAB V	27
I. Kesimpulan	28
II. Saran	28
III. Refleksi	29
REFERENSI	ii

BABI

DESKRIPSI MASALAH

Gambar adalah suatu hal yang sangat dibutuhkan pada dunia modern ini. Kita seringkali berinteraksi dengan gambar baik untuk mendapatkan informasi maupun sebagai hiburan. Gambar digital banyak sekali dipertukarkan di dunia digital melalui file-file yang mengandung gambar tersebut. Seringkali dalam transmisi dan penyimpanan gambar ditemukan masalah karena ukuran file gambar digital yang cenderung besar.

Kompresi gambar merupakan suatu tipe kompresi data yang dilakukan pada gambar digital. Dengan kompresi gambar, suatu file gambar digital dapat dikurangi ukuran filenya dengan baik tanpa mempengaruhi kualitas gambar secara signifikan. Terdapat berbagai metode danalgoritma yang digunakan untuk kompresi gambar pada zaman modern ini.



Three levels of JPG compression. The left-most image is the original. The middle image offers a medium compression, which may not be immediately obvious to the naked eye without closer inspection. The right-most image is maximally compressed.

Gambar 1. Contoh kompresi gambar dengan berbagai tingkatan Sumber: <u>Understanding Compression in Digital Photography</u> (<u>lifewire.com</u>)

Salah satu algoritma yang dapat digunakan untuk kompresi gambar adalah algoritma SVD (Singular Value Decomposition). Algoritma SVD didasarkan pada teorema dalam aljabar linier yang menyatakan bahwa sebuah matriks dua dimensi dapat dipecah menjadi hasil perkalian dari 3 sub-matriks yaitu matriks ortogonal U, matriks diagonal S, dan transpose dari matriks ortogonal V. Dekomposisi matriks ini dapat dinyatakan sesuai persamaan berikut.

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

Gambar 1. Algoritma SVD

Matriks U adalah matriks yang kolomnya terdiri dari vektor eigen ortonormal dari matriks AA^T. Matriks ini menyimpan informasi yang penting terkait baris-baris matriks awal, dengan informasi terpenting disimpan di dalam kolom pertama. Matriks S adalah matriks diagonal yang berisi akar dari nilai eigen matriks U atau V yang terurut menurun. Matriks V adalah matriks yang kolomnya terdiri dari vektor eigen ortonormal dari matriks A^TA. Matriks ini menyimpan informasi yang penting terkait kolom-kolom matriks awal, dengan informasi terpenting disimpan dalam baris pertama.



Gambar 2. Ilustrasi Algoritma SVD dengan rank k

Dapat dilihat di gambar di atas bahwa dapat direkonstruksi gambar dengan banyak *singular values* **k** dengan mengambil kolom dan baris sebanyak k dari U dan V serta *singular value* sebanyak **k** dari S atau Σ terurut dari yang terbesar. Kita dapat mengaproksimasi suatu gambar yang mirip dengan gambar aslinya dengan mengambil **k** yang jauh lebih kecil dari jumlah total *singular value* karena kebanyakan informasi disimpan di *singular values* awal karena singular values terurut mengecil. Nilai **k** juga berkaitan dengan rank matriks karena banyaknya *singular value* yang diambil dalam matriks S adalah *rank* dari matriks hasil, jadidalam kata lain **k** juga merupakan rank dari matriks hasil. Maka itu matriks hasil rekonstruksidari SVD akan berupa informasi dari gambar yang terkompresi dengan ukuran yang lebih kecil dibanding gambar awal.

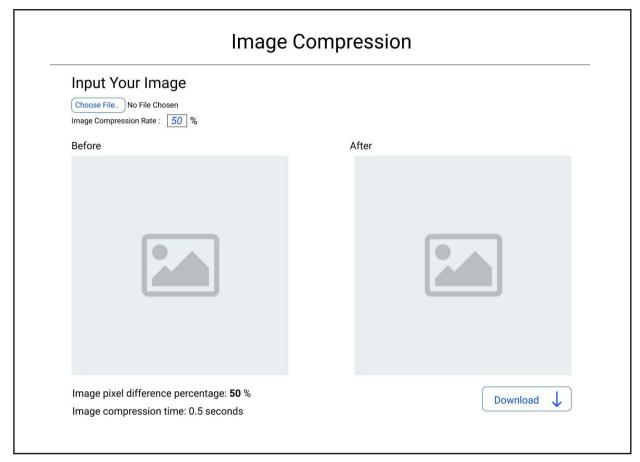
Pada kesempatan kali ini, kami mendapatkan tantangan untuk membuat website kompresi gambar sederhana dengan menggunakan algoritma SVD.

PENGGUNAAN PROGRAM

Berikut ini adalah input yang akan dimasukkan pengguna untuk eksekusi program.

- 1. **File gambar**, berisi *file* gambar input yang ingin dikompresi dengan format *file* yang bebas selama merupakan format untuk gambar.
- 2. **Tingkat kompresi**, berisi tingkat kompresi dari gambar (formatnya dibebaskan, cth: Jumlah *singular value* yang digunakan)

Tampilan *layout* dari aplikasi web yang akan dibangun kurang lebih adalah sebagai berikut. Kami dapat mengubah *layout* selama *layout* masih terdiri dari komponen yang sama.



Gambar 3. Contoh tampilan layout dari aplikasi web yang dibangun.

Catatan: Warna biru menunjukkan komponen yang dapat di klik.

Anda dapat menambahkan menu lainnya, gambar, logo, dan sebagainya. Tampilan *front end* dari *website* dibuat semenarik mungkin selama mencakup seluruh informasi pada layout yang diberikan di atas. Tampilan program merupakan bagian dari penilaian.

SPESIFIKASI TUGAS

Buatlah program kompresi gambar dengan memanfaatkan algoritma SVD dalam bentuk website lokal sederhana. Spesifikasi website adalah sebagai berikut:

- 1. Website mampu menerima *file* gambar beserta *input* tingkat kompresi gambar (dibebaskan formatnya).
- 2. Website mampu menampilkan gambar *input*, *output*, *runtime* algoritma, dan persentasehasil kompresi gambar (perubahan jumlah pixel gambar).
- 3. File *output* hasil kompresi dapat diunduh melalui website.
- 4. Kompresi gambar tetap mempertahankan warna dari gambar asli.
- 5. **(Bonus)** Kompresi gambar tetap mempertahankan transparansi dari gambar asli, misal untuk gambar png dengan *background* transparan.

- 6. Bahasa pemrograman yang boleh digunakan adalah Python, Javascript, dan Go.
- 7. Penggunaan *framework* untuk *back end* dan *front end website* dibebaskan. Contoh *framework* website yang bisa dipakai adalah Flask, Django, React, Vue, dan Svelte.
- 8. Kalian dapat menambahkan fitur fungsional lain yang menunjang program yang andabuat (unsur kreativitas diperbolehkan/dianjurkan).
- 9. Program harus modular dan mengandung komentar yang jelas.
- 10. Diperbolehkan menggunakan *library* pengolahan citra seperti OpenCV2, PIL, atau image dari Go.
- 11. **Dilarang** menggunakan *library* perhitungan SVD dan *library* pengolahan eigen yang sudah jadi.

BAB II

TEORI SINGKAT

1. Perkalian Matriks

Perkalian matriks adalah suatu operasi yang menghasilkan matriks baru yang memiliki nilai berupa hasil perkalian dari elemen tiap baris pada matriks pertama dengan elemen tiap kolom pada matriks kedua. Oleh karena itu, untuk melakukan perkalian sebuah matriks, maka jumlah baris dari matriks pertama harus sama dengan jumlah kolom pada matriks kedua sehingga apabila dihitung akan menghasilkan matriks baru dengan rincian seperti ini:

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1p} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \cdots & c_{mn} \end{pmatrix}$$

$$c_{ij} = a_{i1}b_{1j} + a_{i2}b_{2j} + \cdots + a_{in}b_{nj} = \sum_{k=1}^n a_{ik}b_{kj},$$

Terdapat beberapa sifat yang dapat diterapkan pada perkalian matriks, antara lain :

a)
$$A \times 0 = 0 \times A = 0$$

b)
$$(A \times B) \times C = A \times (B \times C)$$

c)
$$A \times (B + C) = A \times B + A \times C$$

d)
$$c (A x B) = (c x A) x B$$

e)
$$A \times I = I \times A = A$$

Contoh dari perkalian matriks adalah sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 10 & 11 \\ 20 & 21 \\ 30 & 31 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1x10 + 2x20 + 3x30 & 1x11 + 2x21 + 3x31 \\ 4x10 + 5x20 + 6x30 & 4x11 + 5x21 + 6x31 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 10+40+90 & 11+42+93 \\ 40+100+180 & 44+105+186 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 140 & 146 \\ 320 & 335 \end{bmatrix}$$

2. Nilai Eigen

Nilai eigen (λ) atau *eigenvalues* adalah set nilai skalar yang diperoleh dari sebuah matriks dengan ukuran n x n dan dapat disebut pula sebagai nilai karakteristiknya. Pada sebuah matriks A, harus berlaku perhitungan berikut :

$$Ax = \lambda x$$

$$IAx = \lambda Ix$$

$$Ax = \lambda Ix$$

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

X=0 sehingga agar persamaan memiliki solusi tidak-nol, maka determinan dari ($\lambda I-A$) harus sama dengan 0. Persamaan determinan tersebut dapat dikatakan sebagai persamaan karakteristik dari matriks A, dan akar-akar persamaannya (λ) disebut sebagai nilai-nilai eigen. Contoh pencarian nilai eigen adalah sebagai berikut :

Matriks
$$A = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 8 & -1 \end{bmatrix}$$

$$(\lambda I - A) = \lambda \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 8 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda - 3 & 0 \\ -8 & \lambda + 1 \end{bmatrix}$$

$$\det(\lambda I - A) = 0$$

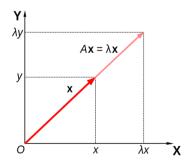
$$\begin{vmatrix} \lambda - 3 & 0 \\ -8 & \lambda + 1 \end{vmatrix} = 0$$

$$(\lambda - 3)(\lambda + 1) - (0)(-8) = 0$$

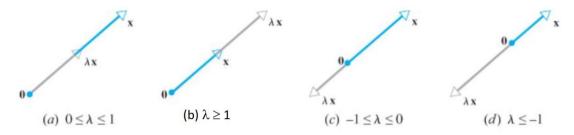
$$\lambda_1 = 3 \operatorname{dan} \lambda_2 = -1$$

3. Vektor Eigen

Vektor eigen (x) adalah vektor kolom yang ketika dikalikan dengan sebuah matriks n x n akan membentuk vektor baru yang merupakan kelipatan dari vektor itu sendiri.



Operasi $Ax = \lambda x$ menyebabkan vektor x menyusut atau memanjang dengan faktor λ pada arah yang sama (λ positif) ataupun berkebalikan arah (λ negatif).



Vektor eigen sendiri dapat diketahui apabila nilai eigen telah diketahui. Vektor eigen dapat dicari dengan memasukkan nilai eigen (λ) ke dalam rumus ($\lambda I - A$)x = 0. Contoh penyelesaian soal dari vektor eigen adalah sebagai berikut :

Matriks
$$A = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 8 & -1 \end{bmatrix}$$

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

$$\begin{bmatrix} \lambda - 3 & 0 \\ -8 & \lambda + 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x1 \\ x2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$
Untuk $\lambda = 3$, maka:
$$\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -8 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x1 \\ x2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Didapatkan persamaan berupa : $-8x_1 + 4x_2 = 0$

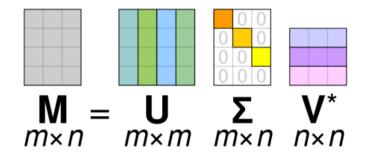
$$8x_1 = 4x_2 \rightarrow x_1 = \frac{1}{2} x_2$$

Solusi : $x_1 = \frac{1}{2} s$, $x_2 = s$, s bilangan real

Vektor eigen :
$$x = \begin{bmatrix} x1\\ x2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}s\\ s \end{bmatrix} = s \begin{bmatrix} \frac{1}{2}\\ \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

4. Matriks SVD

Singular value decomposition (SVD) adalah metode dekomposisi matriks untuk mereduksi sebuah matriks menjadi faktor-faktor penyusunnya agar perhitungan matriks berikutnya dapat menjadi lebih sederhana. Metode ini digunakan untuk matriks yang tidak berbentuk bujur sangkar (berukuran m x n). SVD memfaktorkan matriks A berukuran m x n tersebut menjadi matriks U, Σ , dan V sehingga $A = U\Sigma V^T$.



Terdapat beberapa tahapan yang harus dilalui untuk memfaktorkan suatu matriks menggunakan metode SVD. Untuk mencari matriks U dari matriks A, maka tahapan yang dilalui adalah sebagai berikut :

- a) Menghitung nilai-nilai eigen (λ) dari AA^T
- b) Menentukan vektor eigen yang berkoresponden dengan nilai-nilai eigen dari AA^T sehingga didapatkan matriks $u_1, u_2, ..., u_n$.
- c) Melakukan normalisasi untuk matriks $u_1, u_2, ..., u_n$ dengan cara membagi setiap komponen vektornya dengan panjang vektor.
 - d) Menggabungkan seluruh hasil normalisasi sehingga diperoleh matriks U.

Kemudian, untuk mencari matriks Σ dan V^{T} , tahapan yang dilalui adalah sebagai berikut :

- a) Menghitung nilai-nilai eigen (λ) dari $A^{T}A$
- b) Menentukan nilai-nilai singular (σ) dengan rumus $\sigma = \sqrt{\lambda}$.
- c) Membentuk matriks \sum berukuran m x n dengan elemen diagonalnya berupa nilai singular tidak nol yang didapatkan dari tahapan b diurut mengecil.
- d) Menentukan vektor eigen yang berkoresponden dengan nilai-nilai eigen dari AA^T sehingga didapatkan matriks $u_1, u_2, ..., u_n$.
- e) Melakukan normalisasi untuk matriks $u_1, u_2, ..., u_n$ dengan cara membagi setiap komponen vektornya deungan panjang vektor.
 - f) Menggabungkan seluruh hasil normalisasi sehingga diperoleh matriks V.
 - g) Melakukan transpose terhadap matriks V sehingga diperoleh matriks V^T.

5. Perhitungan SVD menggunakan The Power Method

Salah satu algoritma sederhana untuk mengkalkulasikan *Singular value decomposition* (SVD) dari sebuah matriks adalah The Power Method. Metode ini mengaproksimasi nilai vektor singular kanan (v_i) dari matriks terlebih dahulu, kemudian menggunakannya untuk mendapatkan vektor singular kiri (u_i) dan (s_1) .

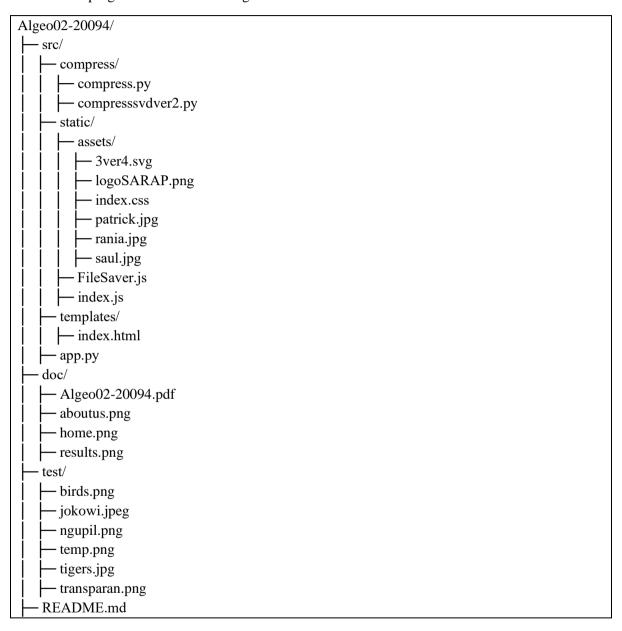
Tahapan untuk mendekomposisi suatu matriks A dengan metode ini adalah sebagai berikut :

- a) Membuat sebuah vektor x₀ sehingga tiap elemen pada vektor tersebut memiliki range antara 0 dan 1. Banyak elemen pada vektor tersebut adalah sama dengan banyaknya kolom pada matriks awal
- b) Mengalikan matriks A^TA dengan vektor x_0 untuk mendapatkan vektor x_1 . Langkah ini diulang sebanyak i kali hingga mendapatkan vektor x_i yang selisihnya relatif kecil dengan x_{i-1} atau dihentikan saat dirasa aproksimasi dari x_i sudah cukup akurat.
- c) v₁ didapatkan dengan menormalisasikan x_i menjadi vektor satuan
- d) s_1 didapatkan dengan menghitung $||Av_1||$
- e) u₁ didapatkan dengan menghitung Av₁/ s₁
- f) Masukkan u₁, s₁, dan v₁ ke matriks nya masing masing dengan kolom yang bersesuaian dengan indeksnya.
- g) Kurangi matriks A awal dengan $u_1 \ v_1^T \ s_1$ sehingga matriks tersebut dapat diproses kembali untuk mendapatkan vektor $u, v, dan \ s$ selanjutnya
- h) Ulangi langkah a) hingga g) untuk mendapatkan elemen dari dekomposisi matriks hingga sebanyak k kolom pertama.

BAB III

IMPLEMENTASI PROGRAM

Struktur dari program kami adalah sebagai berikut :



Bahasa Pemrograman: Python, JavaScript, HTML, CSS

Framework:

a) Frontend: -

b) Backend: Flask (Python)

1. Penjelasan Tech Stack

Frontend: Menggunakan scripting language HTML dan CSS untuk keperluan struktur website, dan JavaScript untuk keperluan *scripting response* dan dinamika website. Bagian ini tidak menggunakan *framework* khusus.

Backend: Menggunakan bahasa pemrograman Python dibarengi dengan *framework* Flask untuk menghubungkan pengiriman data antara *Frontend* (Form input gambar dan compression rate) dengan *Backend* (algoritma pemrosesan gambar dan output waktu + pixel difference). Penggunaan framework Flask ditujukan untuk mempermudah GET data dari HTML dan POST data ke HTML.

2. Algoritma Kompresi

a) function svd

```
baris ← len(matriksawal)
kolom ← len(matriksawal[0])
```

Pada bagian ini, baris dan kolom digunakan sebagai istilah baru untuk memanggil jumlah baris dan kolom dari sebuah matriks dengan mengakses panjangnya.

```
kiri ← numpy.zeros((baris, 1))
tengah ← []
kanan ← numpy.zeros((kolom, 1))
```

Kemudian, diinisialisasikan matriks kiri (yaitu U), tengah(yaitu sigma atau kumpulan nilai singular) dan kanan (yaitu V transpose).

Setelah itu, akan dilakukan *looping* sebanyak k kali. K sendiri merupakan modifikasi pemanggilan rasio yang digunakan untuk mengkompres suatu gambar. Pada looping tersebut, terdapat algoritma berikut :

```
matriksawaltranspos ← numpy.transpose(matriksawal)
```

Algoritma ini digunakan untuk men-*transpose* suatu matriks dimana baris akan menjadi kolom dan kolom menjadi baris.

```
matriksgabungan ← numpy.dot(matriksawaltranspos, matriksawal)
```

Algoritma ini akan melakukan perkalian dot untuk matriksawaltranspos dengan matriksawal.

```
x ← random.normal(0, 1, size=kolom)
for j in range(10):
    x ← numpy.dot(matriksgabungan, x)
```

Pada bagian ini, kita akan mencari nilai x_i dengan cara mengiterasikannya sebanyak 10 kali agar selisihnya relatif kecil dengan x_{i-1} .

```
normx ← numpy.linalg.norm(x)
v ← numpy.divide(x,normx,where=normx!=0)
```

Disini, kita mencari matriks v_1 dengan cara menormalisasikan x_i menjadi vektor satuan, namun algoritma ini tidak akan bekerja pada bagian dimana hasil nilai distribusi gaussnya adalah 0.

```
nilaisingular ← linalg.norm(numpy.dot(matriksawal, v))
matriksawalv ← numpy.dot(matriksawal, v)
tengah.append(nilaisingular)
```

Matriks tengah, atau s_1 didapatkan dengan cara menghitung $||Av_1||$. Fungsi *append* sendiri berfungsi untuk menggabungkan nilai singular ke dalam matriks tengah.

```
u ← numpy.reshape(numpy.divide(matriksawalv,nilaisingular,where=nilaisingular!=0),
  (baris, 1))
kiri ← numpy.concatenate((kiri,u), axis = 1)
```

Disini, matriks u akan melewati operasi pembagian dan akan diubah bentuknya. Kemudian, matriks u ini akan digabungkan dengan matriks kiri secara horizontal.

```
v ← numpy.reshape(v, (kolom, 1))
kanan ← numpy.concatenate((kanan,v), axis = 1)
```

Matriks v akan diubah bentuknya menjadi 1 kolom dan kemudian digabungkan secara horizontal ke matriks kanan.

```
matriksawal ← matriksawal - numpy.dot(numpy.dot(u, numpy.transpose(v)),
nilaisingular)
```

Pada proses ini, matriks A akan dikurangi dengan u₁ v₁ ^T s₁ sehingga matriks tersebut dapat diproses kembali untuk mendapatkan vektor u, v, dan s selanjutnya pada *looping*.

```
return kiri[:, 1:], tengah, numpy.transpose(kanan[:, 1:])
```

Terakhir, fungsi ini mengembalikan *return* berupa matriks kiri yang di potong 1 kolomnya, matriks tengah, dan transpose dari matriks kanan yang dipotong 1 kolomnya.

b) function banyaknyaKdigunakan

```
def banyaknyaKdigunakan(matriksawal,rasio)
    baris, kolom = matriksawal.shape[0], matriksawal.shape[1],
    if baris < kolom :
        total = baris
    else :
        total = kolom
    digunakan = round((rasio/100)*total)
    return digunakan</pre>
```

Fungsi tersebut menerima 2 parameter yakni matriksawal berupa matriks dan rasio berupa float dalam persen. Fungsi ini mencari banyaknya singular values yang ingin kita gunakan pada algoritma SVD dengan cara mencari terlebih dahulu banyaknya singular values total. Kemudian, fungsi mengalikan banyaknya singular values total tersebut dengan rasio tadi sehingga didapat banyaknya singular values yang ingin kita gunakan. Terakhir, fungsi mengembalikan *return* berupa singular values yang digunakan tersebut.

c) function gambartomatriks

```
def gambartomatriks(gambarawal):
    modePA = False
    modeP = False
    if gambarawal.mode == 'P' :
        gambarawal = gambarawal.convert('RGBA')
        modeP = True
    if gambarawal.mode == 'PA':
        gambarawal = gambarawal.convert('RGBA')
        modePA = True
    matriksawal = numpy.array(gambarawal) # convert gambarnya jadi matriks
    return modeP, modePA, matriksawal
```

Fungsi tersebut menerima parameter sebuah objek gambar awal yang sudah dibuka menggunakan library pengolahan citra PIL. Kemudian, fungsi mengecek dan mencatat mode awal dari gambar tersebut apakah 'P' atau 'PA' karena akan mengalami proses yang berbeda dalam SVD, sehingga

diconvert terlebih dahulu menjadi RGBA. Fungsi juga mengkonversikan gambar tersebut menjadi sebuah matriks menggunakan library Numpy. Terakhir, fungsi mengembalikan *return* berupa boolean modeP, modePA yang mencatat mode awal mereka, dan matriks dari gambar awal tersebut.

d) function matrikstogambar

```
def matrikstogambar(matrikshasil):
    numpy.clip(matrikshasil,0,255,matrikshasil)
    matriksunsigned = matrikshasil.astype('uint8')
    hasilgambar = Image.fromarray(matriksunsigned)
    return hasilgambar
```

Fungsi menerima parameter sebuah matriks hasil setelah pemrosesan algoritma SVD. Pertama, fungsi membatasi nilai yang diluar range nilai 0-255 menggunakan fungsi numpy.clip sehingga tidak error saat matriks dikonversi kembali menjadi gambar. Kemudian, fungsi mengkonversikan juga tiap elemen menjadi *unsigned* integer 8 bit sehingga tiap elemennya berupa bilangan bulat dari 0-255. Terakhir, fungsi mengkonversikan matriks yang elemennya sudah *unsigned* tersebut menjadi hasil gambar menggunakan fungsi Image.fromarray dan mengembalikan *return* berupa hasil gambar tersebut.

e) **function** buangpixelsisa

```
def buangpixelsisa(matrikshasil, berwarna) :
    if (berwarna):
        indekstransparansi = 3
    else :
        indekstransparansi = 1
    for baris in range(matrikshasil.shape[0]) :
        for kolom in range (matrikshasil.shape[1]):
        if matrikshasil[baris,kolom,indekstransparansi] == 0 :
            matrikshasil[baris,kolom,0] = 0
        if (berwarna) :
            matrikshasil[baris,kolom,1] = 0
            matrikshasil[baris,kolom,2] = 0
        return matrikshasil
```

Fungsi tersebut menerima parameter sebuah matriks hasil setelah pemrosesan SVD dan berwarna yang berupa boolean. Fungsi tersebut dibuat dengan tujuan menghemat memori bagi gambar yang memiliki transparansi, dengan cara membuat semua pixel pada bagian transparan gambar menjadi 0 sehingga tidak menyia-nyiakan bit apapun. Untuk matriks gambar yang berwarna, indeks transparansinya berada di layer ketiga matriks, sementara matriks gambar yang greyscale, indeks transparansinya berada di layer kesatu matriks. Setelah selesai proses pengenolan semua pixel transparan, maka fungsi akan mengembalikan *return* sebuah matriks hasil yang sudah dibuang pixelnya.

f) **function** kompresgambarwarna

```
def kompresgambarwarna(matriksawal, rasio,transparan):
    k= banyaknyaKdigunakan(matriksawal,rasio)
    if (transparan):
```

```
matrikshasil = numpy.zeros((matriksawal.shape[0],
    matriksawal.shape[1], 4))
    else :
        matrikshasil = numpy.zeros((matriksawal.shape[0],
    matriksawal.shape[1], 3))
    for warna in range(3):
        kiri, tengah, kanan = svd(matriksawal[:,:,warna],k)
        tengah = numpy.diag(tengah)
        matrikshasil[:,:,warna] = kiri[:, 0:k] @ tengah[0:k,0:k] @
    kanan[0:k,:]
    if (transparan):
        matrikshasil[:,:,3] = matriksawal[:,:,3]
        matrikshasil = buangpixelsisa(matrikshasil,True)
    hasilgambar = matrikstogambar(matrikshasil)
    return hasilgambar
```

Fungsi tersebut menerima parameter matriks awal yakni matriks dari sebuah gambar berwarna yang ingin dikompres dengan SVD, rasio kompresi yang merupakan float dengan persentase banyaknya singular values yang ingin digunakan, dan transparan yang merupakan boolean. Pertama, fungsi menggunakan fungsi banyaknyaKdigunakan untuk menghitung banyaknya singular values yang ingin digunakan. Kemudian, fungsi menginisialisasi sebuah matriks kosong dengan baris dan kolom yang sama dengan matriks awal dinamakan matriks hasil. Apabila transparan, maka matriks memiliki 4 layer (RGBA), berlaku juga untuk (CMYK) dan apabila tidak maka matriks memiliki 3 layer (RGB). Kemudian, fungsi akan melakukan proses dekomposisi SVD untuk tiap layer warna menjadi matriks kiri (U), matriks kanan (V^T), dan array tengah yang berisi singular values (Σ) . Kemudian, fungsi mengubah array Σ menjadi matriks diagonal menggunakan fungsi numpy.diag. Lalu, fungsi akan mengalikan kembali matriks kiri tengah kanan tiap layer tersebut sampai ke rank-k nya, kemudian di-assign ke layer matriks hasil yang bersesuaian. Apabila matriksnya memiliki layer transparan, maka layer transparan awal akan diassign ke layer transparan matriks hasil dan dilanjut pengenolan pixel sisan menggunakan fungsi buangpixelsisa. Terakhir, fungsi mengkonyersikan matriks tersebut menjadi gambar hasil dengan mode yang sesuai dengan mode awal menggunakan fungsi matrikstogambar, kemudian mengembalikan return berupa gambar hasil tersebut.

g) **function** kompresgambargrey

```
def kompresgambargrey(matriksawal, rasio, transparan):
    k= banyaknyaKdigunakan(matriksawal, rasio)
    if (transparan):
        matrikshasil = numpy.zeros((matriksawal.shape[0],
    matriksawal.shape[1], 2))
        kiri, tengah, kanan = svd(matriksawal[:,:,0],k)
    else :
        matrikshasil = numpy.zeros((matriksawal.shape[0],
        matriksawal.shape[1]))
        kiri, tengah, kanan = svd(matriksawal,k)
    singular values
    if (transparan) :
        matrikshasil[:,:,0] = kiri[:, 0:k] @ tengah[0:k,0:k] @ kanan[0:k,:]
        matrikshasil[:,:,1] = matriksawal[:,:,1]
        matrikshasil = buangpixelsisa(matrikshasil,False)
```

```
else :
    matrikshasil = kiri[:, 0:k] @ tengah[0:k,0:k] @ kanan[0:k,:]
hasilgambar = matrikstogambar(matrikshasil)
return hasilgambar
```

Fungsi tersebut menerima parameter yang sama dengan fungsi kompresgambarwarna, namun matriks awalnya berasal dari gambar greyscale. Pertama, fungsi menggunakan fungsi banyaknyaKdigunakan untuk menghitung banyaknya singular values yang ingin digunakan. Kemudian, fungsi menginisialisasi sebuah matriks kosong dengan baris dan kolom yang sama dengan matriks awal dinamakan matriks hasil. Apabila transparan, maka matriks memiliki 2 layer (LA) dan apabila tidak maka matriks memiliki 1 layer (L) sehingga dimensi matriksnya cukup 2 (baris x kolom). Kemudian, fungsi akan melakukan proses dekomposisi SVD untuk tiap layer warna menjadi matriks kiri (U), matriks kanan (V^T), dan array tengah yang berisi singular values (Σ). Kemudian, fungsi mengubah array Σ menjadi matriks diagonal menggunakan fungsi numpy.diag. Lalu, fungsi akan mengalikan kembali matriks kiri tengah kanan tersebut sampai ke rank-k nya, kemudian di-assign ke matriks hasil. Apabila matriksnya memiliki layer transparan, maka layer transparan awal akan diassign ke layer transparan matriks hasil dan dilanjut pengenolan pixel sisan menggunakan fungsi buangpixelsisa. Terakhir, fungsi mengkonversikan matriks tersebut menjadi gambar hasil dengan mode yang sesuai dengan mode awal menggunakan fungsi matrikstogambar, kemudian mengembalikan *return* berupa gambar hasil tersebut.

BAB IV

EKSPERIMEN

1. Interface

Tampilan website sebelum program dijalankan

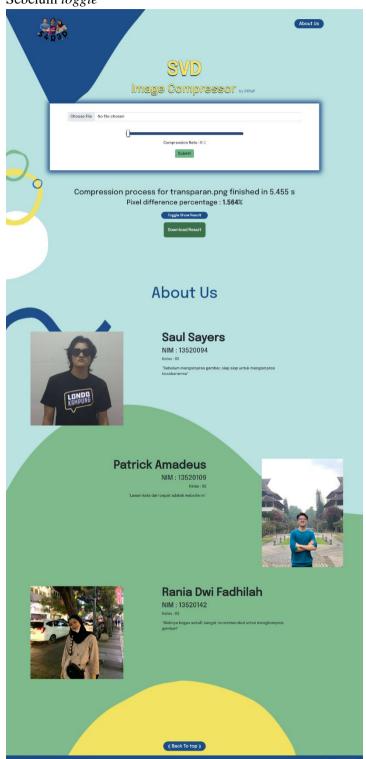


b) Tampilan website setelah program dijalankan

Setelah input file



o Sebelum toggle



o Setelah toggle

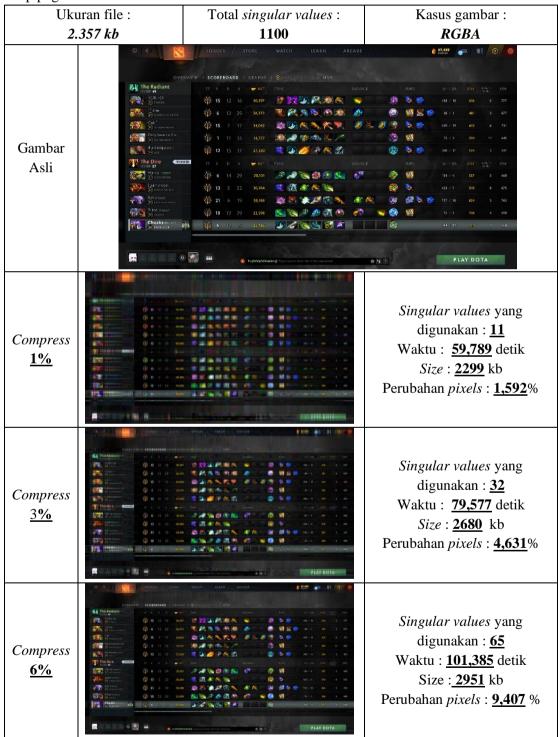


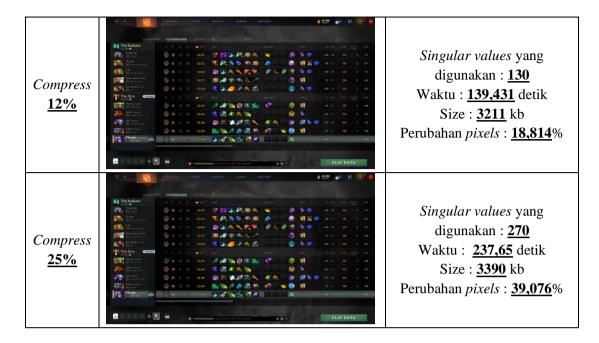
2. Studi Kasus

Catatan:

- Compression rate dihitung berdasarkan banyaknya singular values digunakan / total
- Perubahan pixels dihitung dengan rumus yang disediakan pada sheet QnA no 6.

a) temp.png





b) transparan.png

Ukuran file	: Total singular values	: Kasus Gambar :
59 kb	530	P
Gambar Asli		
Compress 1%		Singular values yang digunakan : 5 Waktu : 2,223 detik Size : 34 kb Perubahan pixels : 1,564%
Compress <u>5%</u>		Singular values yang digunakan: 27 Waktu: 3,388 detik Size: 48 kb Perubahan pixels: 8,447%

Compress 10%	Singular values yang digunakan: 53 Waktu: 5,278 detik Size: 51 kb Perubahan pixels: 16,581%
Compress 25%	Singular values yang digunakan: 133 Waktu: 12,04 detik Size: 53 kb Perubahan pixels: 41,609%
Compress 50%	Singular values yang digunakan: 266 Waktu: 21,74 detik Size: 49 kb Perubahan pixels: 83,219%

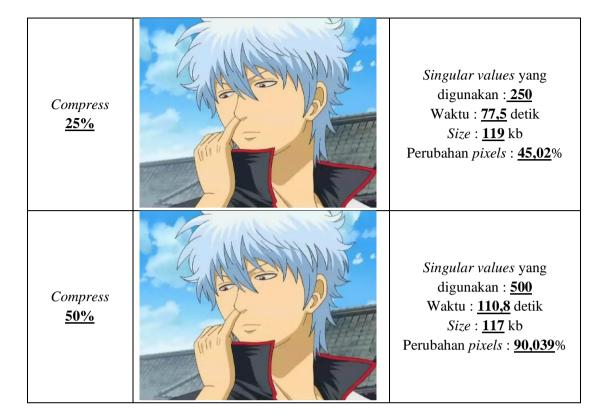
c) jokowi.jpeg

Ukuran file:	Total singular values :	Kasus Gambar:
33 kb	500	RGB
Gambar Asli		

Compress <u>1%</u>	Singular values yang digunakan : <u>5</u> Waktu : <u>1,023</u> detik Size : <u>21</u> kb Perubahan pixels : <u>1,763</u> %
Compress <u>5%</u>	Singular values yang digunakan : <u>25</u> Waktu : <u>1,515</u> detik Size : <u>28</u> kb Perubahan pixels : <u>8,814</u> %
Compress 10%	Singular values yang digunakan : <u>50</u> Waktu : <u>2,502</u> detik Size : <u>30</u> kb Perubahan pixels : <u>17,628</u> %
Compress 25%	Singular values yang digunakan : <u>126</u> Waktu : <u>5,273</u> detik Size : <u>31</u> kb Perubahan pixels : <u>44,423</u> %
Compress 50%	Singular values yang digunakan : <u>252</u> Waktu : <u>7,128</u> detik Size : <u>32</u> kb Perubahan pixels : <u>88,846</u> %

d) ngupil.png

ngupil.png			T
Ukuran f		Total singular values:	Kasus Gambar :
155 kl	b	1000	RGB
Gambar Asli			
Compress 1%			Singular values yang digunakan : <u>10</u> Waktu : <u>8,57</u> detik Size : <u>90</u> kb Perubahan pixels : <u>1,759</u> %
Compress <u>5%</u>			Singular values yang digunakan: <u>50</u> Waktu: <u>12,763</u> detik Size: <u>132</u> kb Perubahan pixels: <u>8,969</u> %
Compress <u>10%</u>			Singular values yang digunakan: 100 Waktu: 28,528 detik Size: 138 kb Perubahan pixels: 17,937%



e) birds.png

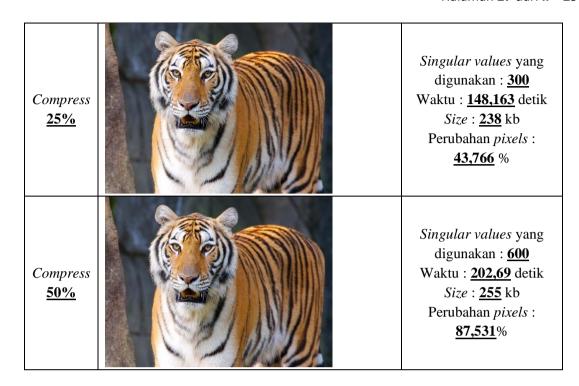
Ukuran f	file:	Total singular values:	Kasus Gambar :
203 k	\boldsymbol{b}	512	L
Gambar Asli			
Compress 1%			Singular values yang digunakan: <u>5</u> Waktu: <u>1,113</u> detik Size: <u>89</u> kb Perubahan pixels: <u>1,629</u> %

Compress <u>5%</u>	Singular values yang digunakan : <u>26</u> Waktu : <u>1,44</u> detik Size : <u>130</u> kb Perubahan pixels : <u>8,47</u> %
Compress <u>10%</u>	Singular values yang digunakan : <u>51</u> Waktu : <u>2,373</u> detik Size : <u>146</u> kb Perubahan pixels : <u>16,615</u> %
Compress 25%	Singular values yang digunakan: <u>128</u> Waktu: <u>3,402</u> detik Size: <u>171</u> kb Perubahan pixels: <u>41,699</u> %
Compress 50%	Singular values yang digunakan : 256 Waktu : 7,458 detik Size : 185 kb Perubahan pixels : 83,398%

f) tigers.jpg

tigers.jpg			
	ran file :	Total singular values :	Kasus Gambar:
4	65 kb	1200	RGB
Gambar Asli			
Compress <u>1%</u>			Singular values yang digunakan : <u>12</u> Waktu : <u>22,421</u> detik Size : <u>137</u> kb Perubahan pixels : <u>1,751</u> %
Compress <u>5%</u>			Singular values yang digunakan : <u>60</u> Waktu : <u>39,336</u> detik Size : <u>187</u> kb Perubahan pixels : <u>8,753</u> %
Compress 10%			Singular values yang digunakan: <u>120</u> Waktu: <u>66,502</u> detik Size: <u>216</u> kb Perubahan pixels: <u>17,506</u> %

Laporan Tugas Besar IF2123 – Kelompok 32 Eksperimen Halaman 27 dari ii + 29



BAB V

KESIMPULAN, SARAN, DAN REFLEKSI

I. Kesimpulan

Pada tugas besar mata kuliah IF2123 Aljabar Linear dan Geometri yang ke-2 ini, telah berhasil diimplementasikan hasil pembelajaran nilai eigen, vektor eigen, dan *singular value decomposition* dalam bentuk situs web yang berfungsi untuk mengkompres suatu gambar.

Pendekatan SVD ini dilakukan dengan mengubah gambar menjadi suatu matriks, kemudian matriks tersebut diolah menggunakan k tertentu, dimana k sendiri berasal dari *input* yang dimasukkan oleh *user*. Pengolahan matriks sendiri disesuaikan dengan jenis gambarnya. Jenis gambar sendiri dapat berupa RGB, RGBA, CMYK, P, L, dan LA.

Situs web yang kelompok buat menerima *input* berupa gambar dan juga rasio kompresi. Kemudian, *output* yang akan diberikan oleh situs web adalah hasil gambar setelah di kompres, *runtime* algoritma, dan persentase hasil kompresi gambar. Hasil gambar yang sudah di kompres juga dapat diunduh oleh *user*.

Dalam membuat situs web ini sendiri, kelompok menggunakan beberapa bahasa, antara lain Python, JavaScript, dan juga HTML. Dalam proses implementasi program kompresi, digunakan beberapa *library* untuk mempercepat dan mempermudah proses pembuatan algoritma, yaitu numpy, PIL, time, base64, dan juga io. Selain *library* diatas, program juga menggunakan *framework* Flask untuk pembuatan *website*. Penggunaan *framework* ini sangat membantu proses sinkronisasi antara *frontend* dengan *backend*.

Dengan demikian, kelompok dapat menyimpulkan bahwa dengan mengerjakan Tugas Besar II IF2123 Aljabar Linier dan Geometri Semester 1 Tahun 2021/2022 ini, dapat diketahui bahwa kegiatan mengkompres suatu gambar dapat dilakukan dengan membuat sebuah program yang mengimplementasikan salah satu materi pembelajaran yaitu pendekatan *singular value decomposition* (SVD).

II. Saran

Tugas Besar II IF2123 Aljabar Linier dan Geometri Semester 1 Tahun 2021/2022 menjadi salah satu proses pembelajaran bagi kelompok dalam menerapkan ilmu-ilmu yang dipelajari pada perkuliahan ataupun dengan melakukan eksplorasi materi secara mandiri. Berikut ini adalah saran dari kelompok untuk pihak-pihak yang ingin melakukan atau mengerjakan hal serupa.

- a. Situs web dibuat dengan membuat *source code frontend* dan juga *backend*. Pembuatan *source code* ini belum terlalu dikuasai oleh ketiga anggota kelompok yang terlibat dalam pengerjaan tugas besar ini. Oleh karena itu, kelompok merekomendasikan pihak-pihak terkait untuk meluangkan waktu yang cukup untuk melakukan eksplorasi terkait *frontend* dan juga *backend* ini untuk memudahkan pembuatan situs web.
- b. Algoritma pemrograman dari situs web kompres adalah SVD. Untuk dapat mengimplementasikan SVD dengan baik dan efisien, sebaiknya pihak-pihak terkait meluangkan waktu untuk memahami materi ini hingga tuntas agar mempermudah proses pembuatan kode.
- c. Dalam mengerjakan suatu tugas secara berkelompok, penting untuk memiliki strategi serta distribusi tugas yang baik dan efisien. Cara penulisan kode dan kemampuan menulis komentar menjadi hal yang sangat penting dalam

Laporan Tugas Besar IF2123 – Kelompok 32 Kesimpulan, Saran, dan Refleksi Halaman **29** dari **ii + 29**

mengerjakan kode pemrograman secara berkelompok. Dengan adanya komentar pada kode, anggota lain pada kelompok dapat memahami cara kerja suatu kode dengan lebih cepat. Kemampuan tersebut juga didukung dengan adanya *version control system* (VCS) yang baik untuk digunakan oleh *programmer* dalam membuat sebuah kode pemrograman secara bersamaan. Kelompok sangat menyarankan penggunaan 'Github' untuk digunakan sebagai *version control system* (VCS) dalam pengerjaan tugas besar, maupun pada pembuatan program yang lainnya.

III. Refleksi

Dalam membuat situs web yang berfungsi untuk mengkompres suatu gambar ini, kelompok harus membuat source code frontend dan juga backend, berikut algoritma kompres itu sendiri. Pada bagian algoritma kompres, kelompok mengimplementasikan pendekatan singular value decomposition. Seperti yang diajarkan di kelas, awalnya kelompok menggunakan cara runtut manual yaitu dengan mencari nilai eigennya terlebih dahulu, menentukan vektor eigen, kemudian mulai melakukan pendekatan SVD. Namun, terdapat banyak sekali kendala selama proses penerapan yang satu ini. Akhirnya, kelompok mencoba untuk menggunakan pendekatan iterasi QR untuk mendapatkan nilai eigennya. Ketika berhasil diimplementasikan, ternyata waktu jalannya program sangatlah lambat karena besarnya matriks gambar. Oleh karena itu, kelompok harus mencari cara lain agar kompres dapat dilakukan secara lebih cepat. Pada akhirnya, kelompok memilih untuk menyelesaikan persoalan ini dengan menggunakan power iteration untuk melakukan pendekatan SVD terhadap matriks gambar. Dengan metode ini, algoritma kompres kelompok dapat berjalan secara efisien dan lebih cepat dibanding sebelumnya. Melalui tahap ini, kelompok menyadari bahwa harus dilakukan riset dan trial and error terlebih dahulu untuk membuat kode yang paling efisien.

Selain dari algoritma kompresi sendiri, kelompok menyadari bahwa ilmu web development sangat dibutuhkan dan harus lebih dikembangkan lagi agar dapat membuat sebuah situs web yang lebih menarik, fungsional, dan juga user-friendly dari segi UI maupun UX. Pada pengerjaan tugas besar ini, kelompok sempat berulang kali mengganti framework karena ditemukannya beberapa kesulitan yang tidak memungkinkan untuk dipecahkan dalam jangka waktu yang cukup singkat.

Laporan Tugas Besar IF2123 – Kelompok 32 Kesimpulan, Saran, dan Refleksi Halaman ii dari ii + 29

REFERENSI

Towardsdatascience.com. (2019, 5 Agustus). Singular Value Decomposition Example in Python. Diakses pada 2 November 2021, dari https://towardsdatascience.com/singular-value-decomposition-example-in-python-dab2507d85a0

Informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir. (2021). Algeo #18 Nilai Eigen dan Vektor Eigen (Bagian 1). Diakses pada 3 November 2021, dari

https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2020-2021/Algeo-18-Nilai-Eigendan-Vektor-Eigen-Bagian1.pdf

Informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir. (2021). Algeo #19 Nilai Eigen dan Vektor Eigen (Bagian 2). Diakses pada 3 November 2021, dari

https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2020-2021/Algeo-19-Nilai-Eigendan-Vektor-Eigen-Bagian2.pdf

Informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir. (2021). Algeo #19b Singular Value Decomposition (SVD). Diakses pada 3 November 2021, dari

 $\frac{https://informatika.stei.itb.ac.id/\sim rinaldi.munir/Aljabar Geometri/2020-2021/Algeo-19b-Singular-value-decomposition.pdf}{}$

cmi.ac.in. (2013, November 15). Image Compression and Linear Algebra. Diakses pada 1 November 2021, dari https://www.cmi.ac.in/~ksutar/NLA2013/imagecompression.pdf

machinelearningmastery.com. (2018, 26 Februari). How to Calculate the SVD from Scratch with Python. Diakses pada 2 November 2021, dari https://machinelearningmastery.com/singular-value-decomposition-for-machine-learning/

towardsdatascience.com. (2021, 31 Januari). Simple SVD algorithms. Diakses pada 1 November 2021, dari https://towardsdatascience.com/simple-svd-algorithms-13291ad2eef2

pythonnumericalmethods.berkeley.edu. (2020). Eigenvalues and Eigenvectors in Python. Diakses pada 3 November 2021, dari https://pythonnumericalmethods.berkeley.edu/notebooks/chapter15.04-Eigenvalues-and-Eigenvectors-in-Python.html

pythonnumericalmethods.berkeley.edu. (2020). The QR Method. Diakses pada 3 November 2021, dari https://pythonnumericalmethods.berkeley.edu/notebooks/chapter15.03-The-QR-Method.html

jeremykun.com. (2016). Singular Value Decomposition Part 2: Theorem, Proof, Algorithm. Diakses pada 5 November 2021, dari https://jeremykun.com/2016/05/16/singular-value-decomposition-part-2-theorem-proof-algorithm/

johnfoster.pge.utexas.edu. (2020). Singular Value Decomposition. Diakses pada 5 November 2021, dari https://johnfoster.pge.utexas.edu/numerical-methods-book/LinearAlgebra_SVD.html

core.ac.uk. (2016). Algorithms for Large Scale Problems in Eigenvalue and Svd Computations and in Big Data Applications. Diakses pada 6 November 2021, dari https://core.ac.uk/download/pdf/235413726.pdf

danielkhashabi.com. (2015, 2 Maret). Singular Value Decomposition: Theory and Applications. Diakses pada 8 November 2021, dari http://danielkhashabi.com/learn/svd.pdf

github.com. (2020, 7 Agustus). FileSaver.js. Diakses pada 10 November 2021, dari https://github.com/eligrey/FileSaver.js/

Laporan Tugas Besar IF2123 – Kelompok 32 Kesimpulan, Saran, dan Refleksi Halaman ii dari ii + 29