

Penerapan SVD dalam Pemulihan Citra Digital yang Terdegradasi

Joel Hotlan Haris Siahaan - 13523025¹

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

Institut Teknologi Bandung, Jl. Ganesha 10 Bandung 40132, Indonesia

13523025@std.stei.itb.ac.id

Abstract—Pemulihan citra yang terdegradasi merupakan tantangan dalam bidang pengolahan citra digital. Singular Value Decomposition (SVD) adalah metode yang efektif untuk memulihkan citra yang mengalami degradasi dengan mengisi kembali piksel yang hilang. Algoritma inpainting dengan SVD dimulai dengan mengisi nilai rata-rata citra, diikuti dengan dekomposisi SVD dan rekonstruksi iteratif. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini mampu menghasilkan rekonstruksi citra dengan kualitas yang sangat baik, ditunjukkan oleh nilai Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) yang tinggi. Visualisasi hasil juga memperlihatkan peningkatan signifikan dalam kualitas gambar setelah pemulihan. Metode ini efektif dan efisien, serta memiliki aplikasi praktis dalam berbagai bidang seperti restorasi citra digital, grafika komputer, dan pemrosesan citra medis. Makalah ini akan membahas langkah-langkah implementasi SVD dalam pemulihan citra yang terdegradasi.

Keywords—Singular Value Decomposition, Pemulihan Citra, Inpainting, Peak Signal-to-Noise Ratio.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah membawa transformasi signifikan dalam berbagai bidang, termasuk pengolahan citra. Dalam banyak aplikasi, citra digital berfungsi sebagai media utama untuk merepresentasikan informasi visual, seperti pada bidang medis, astronomi, dan keamanan. Namun, kualitas citra sering kali mengalami degradasi akibat berbagai faktor, seperti noise, blur, atau hilangnya piksel selama proses akuisisi, transmisi, atau penyimpanan. Hal ini menimbulkan tantangan dalam menjaga integritas informasi visual yang terkandung dalam citra tersebut.

Restorasi citra digital menjadi salah satu cabang penting dalam pemrosesan citra yang bertujuan untuk memperbaiki citra yang terdegradasi agar mendekati kondisi aslinya. Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk menyelesaikan masalah ini, mulai dari teknik interpolasi sederhana hingga metode berbasis pembelajaran mesin. Salah satu metode yang memiliki fleksibilitas dan efektivitas tinggi dalam menangani berbagai jenis degradasi adalah Singular Value Decomposition (SVD).

SVD merupakan metode dekomposisi matriks yang dapat merepresentasikan data dalam bentuk komponen-komponen utama. Kemampuannya untuk memisahkan

struktur utama dari noise membuat SVD menjadi pilihan yang menarik untuk diterapkan dalam restorasi citra digital. Dengan memanfaatkan nilai singular terbesar, SVD dapat mempertahankan informasi utama dalam citra, sementara nilai singular kecil yang merepresentasikan noise atau artefak dapat diabaikan. Selain itu, SVD juga memungkinkan pendekatan berbasis rekonstruksi iteratif untuk mengembalikan piksel yang hilang.

Dalam penelitian ini, penerapan SVD untuk restorasi citra digital terdegradasi akan dibahas secara mendalam. Fokus utama meliputi pemahaman prinsip kerja SVD, analisis efektivitasnya dalam mengatasi berbagai jenis degradasi, serta evaluasi kinerja metode ini menggunakan metrik pengukuran kualitas seperti Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR). Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan solusi yang lebih efisien dan efektif untuk masalah restorasi citra digital.

II. LANDASAN TEORI

2.1 Nilai Eigen dan Vektor Eigen

Nilai eigen adalah scalar yang menentukan seberapa besar vector eigen akan diubah jika dikalikan dengan matriks tertentu. Jika ada matriks persegi A dengan ukuran $n \times n$, dan x adalah vector bukan nol, maka x adalah vector eigen dari matriks A jika memenuhi persamaan berikut :

$$Ax = \lambda x$$

- A : matriks persegi ukuran $n \times n$
- λ : nilai eigen
- x : vector eigen yang berkorespondensi dengan nilai eigen λ

Diberikan matriks persegi A , untuk menemukan nilai eigen dari matriks A , harus diselesaikan persamaan karakteristik :

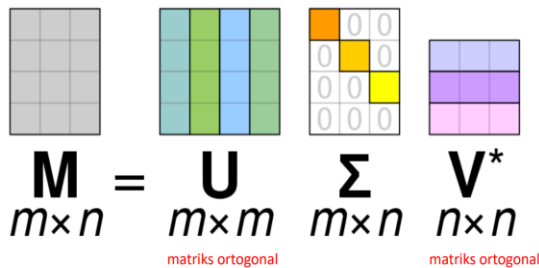
$$\det(\lambda I - A) = 0$$

Akar-akar dari persamaan tersebut, yaitu λ dinamakan akar karakteristik atau nilai eigen. Selanjutnya, untuk

menemukan vector-vector eigen dari matriks A, nilai eigen perlu disubstitusikan kembali ke persamaan :

$$Ax = \lambda x$$

2.2 Singular Value Decomposition(SVD)



Gambar 1 Dekomposisi SVD

Sumber :

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2023-2024/Algeo-21-Singular-value-decomposition-Bagian1-2023.pdf>

Singular Value Decomposition adalah teknik dekomposisi matriks yang merepresentasikan sebuah matriks sebagai hasil perkalian dari tiga matriks. Misal ada sebuah matriks A berukuran $m \times n$, dilakukan Single Value Decomposition menjadi matriks-matriks U, Σ , dan V sebagai berikut :

$$A = U\Sigma V^T$$

- A : matriks asli berukuran $m \times n$
- U : matriks orthogonal $m \times m$
- V : matriks orthogonal $n \times n$
- Σ : matriks berukuran $m \times n$ yang elemen diagonalnya adalah nilai-nilai singular dari matriks A

Matriks orthogonal adalah matriks persegi yang kolom-kolomnya saling orthogonal satu sama lain, artinya kolom-kolom tersebut saling tegak lurus satu sama lain. Vektor orthogonal dengan vector lain jika hasil kali titik kedua vector sama dengan nol.

$$u \cdot v = u_1v_1 + u_2v_2 + \dots + u_kv_k$$

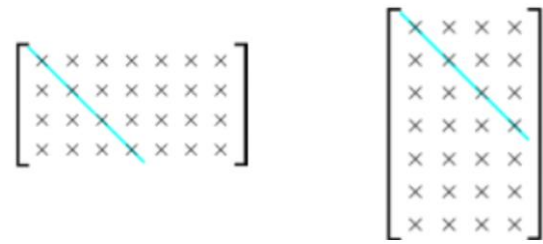
Matriks Q berukuran $n \times n$ disebut matriks orthogonal jika memenuhi persamaan berikut :

$$Q^T Q = Q Q^T = I$$

Dalam hal ini I merupakan matriks identitas yang berukuran $n \times n$.

Matriks Σ hasil dekomposisi nilai singular merupakan matriks berukuran $m \times n$ yang elemen diagonalnya adalah nilai-nilai singular dari matriks A. Untuk matriks bukan bujur sangkar seperti ini, diagonal utama matriks

merupakan garis yang dapat ditarik dari elemen di sudut kiri atas terus ke bawah kanan matriks sejauh mungkin.



Gambar 2 Diagonal Matriks Bukan Bujur Sangkar

Sumber :

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2023-2024/Algeo-21-Singular-value-decomposition-Bagian1-2023.pdf>

Penentuan nilai-nilai singular matriks bergantung pada konsep nilai eigen dan vector eigen. Misal terdapat sebuah matriks A $m \times n$, jika $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ adalah nilai-nilai eigen dari ATA, maka nilai-nilai dari matriks A sebagai berikut :

$$\sigma_1 = \sqrt{\lambda_1}, \sigma_2 = \sqrt{\lambda_2}, \dots, \sigma_n = \sqrt{\lambda_n}$$

Dengan asumsi $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n > 0$, sehingga $\sigma_1 > \sigma_2 > \dots > \sigma_n > 0$.

Matriks V hasil dekomposisi nilai singular memiliki vector-vector singular kanan sebagai elemen tiap kolomnya. Vektor singular kanan matriks A dengan ukuran $m \times n$ ditentukan dari vektor-vektor eigen matriks $A^T A$ yang dinormalisasi. Setiap vector eigen mulanya merupakan vector yang saling orthogonal satu sama lain. Pernormalisasian membagi setiap komponen vektornya dengan panjangnya. Matriks V kemudian di transpose menjadi matriks V^T . Matriks ini memiliki rank sebesar k, yaitu banyaknya nilai eigen tidak nol.

Matriks U hasil dekomposisi nilai singular memiliki vector-vector singular kiri u_i sebagai elemn tiap kolomnya yang ditentukan dari matriks awal A, nilai eigen σ_i , dan vector eigen v_i dengan persamaan berikut :

$$u_i = \frac{Av_i}{\|Av_i\|} = \frac{1}{\sigma_i} Av_i, i = 1, 2, \dots, k$$

Nilai singular dalam matriks menggambarkan seberapa signifikan kontribusi setiap vector singular dalam ruang kolom atau baris matriks. Dalam data, nilai singular yang besar biasanya merepresentasikan struktur data utama, sedangkan nilai yang kecil merepresentasikan noise atau detail kecil.

Konsep dekomposisi matriks dengan nilai singular digunakan secara luas dalam ilmu komputer seperti dalam kompresi data, penghapusan noise pada citra, pemulihan data yang hilang, reduksi dimensi dalam analisis data. Singular Value Decomposition telah digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi seperti kompresi data,

penghapusan noise pada citra, pemulihan data terdegradasi, dan reduksi dimensi dalam analisis data.

2.3 Pemulihan Citra Digital

Pemulihan citra digital adalah proses mengembalikan citra digital yang mengalami degradasi sehingga mendekati kondisi aslinya. Kerusakan pada citra dapat disebabkan oleh berbagai factor seperti transmisi data, gangguan noise, atau gerakan kamera.

Degradasi pada citra digital umumnya dibagi menjadi tiga jenis yaitu blur, noise, dan hilangnya piksel. Kekaburan dapat terjadi karena pergerakan kamera atau lensa yang tidak focus saat proses pengambilan citra. Noise adalah distorsi yang mengurangi kualitas visual citra. Noise dapat disebabkan oleh berbagai factor seperti sensor kamera, kompresi data, atau kondisi lingkungan saat pengambilan gambar. Citra juga dapat mengalami kehilangan Sebagian informasi piksel akibat kerusakan data.

Pemulihan citra dapat dilakukan dengan berbagai Teknik sesuai dengan degradasinya. Pada citra yang kehilangan piksel, diperlukan teknik inpainting untuk mengisi kekosongan piksel-piksel tersebut. Terdapat berbagai jenis Teknik inpainting seperti Exemplar-Based Inpainting, Inpainting Baseline, dan Inpainting dengan Singular Value Decomposition.

2.4 Aplikasi SVD dalam Pemulihan Citra Digital

SVD dapat diaplikasikan untuk memulihkan citra digital yang terdegradasi seperti kehilangan beberapa piksel. Teknik inpainting dengan SVD mengisi piksel-piksel yang hilang dengan nilai dari matriks hasil rekonstruksi yang dibentuk kembali dengan tetap mempertahankan informasi utama matriks awal.

Matriks citra didekomposisi menggunakan SVD menjadi tiga matriks. Pada proses ini nilai singular penting dipilih sedangkan nilai singular kecil yang merepresentasikan noise dibuang. Langkah ini memungkinkan SVD mempertahankan informasi utama dan mengurangi noise pada citra. Setelah itu, direkonstruksi sebuah matriks citra berdasarkan dengan nilai singular yang terpilih. Matriks yang terbentuk berisi matriks yang mengisi piksel kosong sebelumnya dengan perkiraan nilai sesuai struktur dan pola matriks awal. Proses iterative biasa dilakukan untuk meningkatkan akurasi rekonstruksi.

2.5 Peak Signal-to-Noise Ratio

Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) adalah metrik yang digunakan untuk mengukur kualitas citra hasil pemrosesan seperti proses pemulihan, kompres, atau rekonstruksi dengan membandingkannya dengan citra asli. Metrik ini memberikan indikasi seberapa besar Tingkat perbedaan antara dua citra dalam satuan decibel (dB). Semakin tinggi nilai Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), maka semakin dekat kualitas citra hasil pemrosesan dengan citra asli. PSNR dihitung dengan rumus sebagai berikut :

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{C_{max}^2}{MSE} \right)$$

- C_{max} : Nilai maksimum piksel pada citra
- MSE : MeanSquared Error(MSE)

Nilai MSE dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (I(i,j) - K(i,j))^2$$

- M : dimensi citra
- N : dimensi citra
- I(i,j) : nilai piksel citra asli di kordinat (i,j)
- K(i,j) : nilai piksel citra hasil pemrosesan di kordinat (i,j)

Pengukuran dengan PSNR memiliki kelebihan dan kekurangannya tersendiri. Pengukuran akurasi pemulihan dengan PSNR cukup sederhana dan mudah dihitung. Selain itu, nilai PSNR dapat digunakan untuk perbandingan langsung antara berbagai metode pemrosesan citra. Namun, PSNR tidak selalu mencerminkan sesuai persepsi manusia. Dua citra dengan PSNR tinggi dapat memiliki perbedaan visual yang mencolok.

III. IMPLEMENTASI

A. Deskripsi Modul

Pada program ini, digunakan beberapa library Python untuk mendukung proses inpainting gambar dengan SVD. Library NumPy digunakan untuk operasi matematika tingkat tinggi dan manipulasi array, menyediakan fungsi yang efisien untuk penghitungan SVD. Matplotlib berperan dalam plotting dan visualisasi hasil inpainting gambar, memungkinkan pengguna untuk membandingkan gambar asli, gambar dengan piksel hilang, dan gambar yang telah dipulihkan. Selain itu, Scikit-Image (skimage) digunakan untuk membaca, mengolah, dan mengevaluasi kualitas gambar menggunakan berbagai metrik, termasuk Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR).

```
pemulihansvd.py > svd_inpainting
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 from skimage.io import imread
4 from skimage.metrics import peak_signal_noise_ratio
```

Gambar 3 Modul Program
Sumber : Dokumentasi Pribadi

B. Persiapan Citra

File gambar di load dengan fungsi imread sebagai gambar hitam putih. Hal ini dilakukan untuk menyederhanakan proses sehingga focus dapat diarahkan ke metode inpainting dengan SVD pada nilai 0 sampai 1.

```
35 image = imread('saxophone.jpg', as_gray=True) / 255.0
36
37 mask = np.random.rand(*image.shape) > 0.2
38 missing_image = image.copy()
39 missing_image[mask] = np.nan
40
41 restored_image = svd_inpainting(missing_image, mask, rank=50, max_iter=50, tol=1e-5)
```

Gambar 4 Persiapan Citra
Sumber : Dokumentasi Pribadi

Setelah itu, matriks acak dengan nilai antara 0 dan 1 dibuat menggunakan `np.random.rand`. Kondisi > 0.2 digunakan untuk mengatur agar sekitar 20% piksel dalam gambar menjadi FALSE (hilang), dan sisanya TRUE (tersedia). Selanjutnya, matriks gambar yang telah diberi mask akan diubah nilai elemen pikselnya yang kurang dari atau sama dengan 0.2 menjadi NaN, sehingga gambar yang terdegradasi karena hilangnya sebagian piksel didapatkan. Pada proses selanjutnya, gambar akan dipulihkan menggunakan fungsi `svd_inpainting` dengan rank sebesar 50, iterasi maksimal sebanyak 50, dan toleransi perubahan tertentu.

C. Inpainting dengan SVD

Proses pemulihan citra digital dengan piksel hilang dengan teknik inpainting SVD melibatkan Langkah-langkah yang terstruktur seperti di bawah ini.

```

6 def svd_inpainting(image, mask, rank=50, max_iter=50, tol=1e-5):
7     image_filled = image.copy()
8     mean_value = np.nanmean(image)
9     image_filled[np.isnan(image)] = mean_value
10
11     converged = False
12     iter_count = 0
13
14     while not converged and iter_count < max_iter:
15         previous_image = image_filled.copy()
16
17         U, S, Vt = np.linalg.svd(image_filled, full_matrices=False)
18         S_k = np.diag(S[:rank])
19         U_k = U[:, :rank]
20         Vt_k = Vt[:rank, :]
21
22         reconstructed = U_k @ S_k @ Vt_k
23
24         image_filled[mask == 0] = reconstructed[mask == 0]
25
26         change = np.linalg.norm(image_filled - previous_image, ord='fro')
27         if change < tol:
28             converged = True
29
30         iter_count += 1
31         print(f"Iterasi ke-{iter_count}, Perubahan: {change:.5f}")
32
33     return image_filled

```

Gambar 5 Pemulihan Citra
Sumber : Dokumentasi Pribadi

Fungsi `svd_inpainting` menerima lima parameter, yaitu `image`, `mask`, `rank`, `max_iter`, dan `tol`. Pada langkah pertama, gambar asli yang kehilangan piksel disimpan dalam variabel `image_filled` untuk proses lebih lanjut. Pada gambar yang terdegradasi ini, piksel yang hilang dilambangkan sebagai NaN (Not a Number). Nilai rata-rata dari matriks citra ditentukan menggunakan fungsi `np.nanmean(image)`, yang menghitung rata-rata hanya dari elemen yang bukan NaN dan menyimpan hasilnya dalam variabel `mean_value`. Selanjutnya, piksel yang hilang diisi dengan nilai rata-rata ini. Langkah ini penting karena proses SVD memerlukan matriks yang lengkap, yaitu matriks tanpa nilai yang hilang (NaN).

Dalam fungsi ini, proses iterasi kemudian dimulai untuk melakukan dekomposisi dan rekonstruksi gambar. Matriks yang telah diisi dengan nilai rata-rata di-dekomposisi menggunakan SVD, menghasilkan matriks `U`, `S`, dan `Vt`. Nilai singular (`S`) yang besar dipertahankan hingga sejumlah `rank` yang ditentukan (defaultnya adalah 50), sedangkan nilai singular yang kecil diabaikan untuk mengurangi noise. Proses rekonstruksi dilakukan dengan mengalikan kembali matriks `U`, `S`, dan `Vt` yang telah di-

rank untuk mendapatkan perkiraan gambar yang lebih akurat. Piksel yang hilang pada matriks awal kemudian diisi dengan nilai dari matriks hasil rekonstruksi.

Iterasi ini diulang hingga mencapai jumlah iterasi maksimum (`max_iter`, defaultnya 50) atau hingga perubahan antara iterasi kurang dari toleransi yang ditentukan (`tol`). Dengan cara ini, fungsi `svd_inpainting` dapat memulihkan gambar yang terdegradasi secara efektif melalui dekomposisi dan rekonstruksi SVD.

D. Akurasi Pemulihan Citra

Akurasi pemulihan citra dapat dievaluasi menggunakan metrik Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), yang disediakan oleh modul `skimage.metrics`. PSNR adalah metrik yang mengukur kualitas rekonstruksi gambar dengan membandingkan gambar asli dengan gambar yang telah dipulihkan. Secara umum, nilai PSNR yang lebih tinggi menunjukkan bahwa gambar hasil rekonstruksi lebih mendekati gambar asli, menunjukkan pemulihan yang lebih baik dan kualitas yang lebih tinggi.

```

43 psnr = peak_signal_noise_ratio(image, restored_image)
44 print(f"PSNR setelah inpainting: {psnr:.2f} dB")

```

Gambar 6 Akurasi Pemulihan Citra
Sumber : Dokumentasi Pribadi

Setelah gambar dipulihkan menggunakan fungsi `svd_inpainting`, nilai PSNR dihitung dengan memanggil fungsi `peak_signal_noise_ratio` dari modul `skimage.metrics`. Gambar asli dan gambar yang dipulihkan digunakan sebagai input untuk fungsi ini, yang kemudian menghasilkan nilai PSNR dalam desibel (dB). PSNR memberikan indikasi seberapa baik rekonstruksi gambar dibandingkan dengan gambar aslinya.

E. Menampilkan Hasil Pemulihan

```

46 fig, ax = plt.subplots(1, 3, figsize=(20, 5))
47 ax[0].imshow(image, cmap='gray')
48 ax[0].set_title('Gambar Asli')
49 ax[0].axis('off')
50
51 ax[1].imshow(missing_image, cmap='gray')
52 ax[1].set_title('Gambar dengan Piksel Hilang')
53 ax[1].axis('off')
54
55 ax[2].imshow(restored_image, cmap='gray')
56 ax[2].set_title('Gambar Dipulihkan (SVD)')
57 ax[2].axis('off')
58
59 plt.tight_layout()
60 plt.show()

```

Gambar 7 Menampilkan Hasil Pemulihan Citra
Sumber : Dokumentasi Pribadi

Untuk memvisualisasikan hasil pemulihan, modul `matplotlib` digunakan untuk membuat plot yang menampilkan gambar asli, gambar dengan piksel hilang, dan gambar yang telah dipulihkan. Plot ini disusun dalam bentuk tiga kolom dan satu baris, sehingga memungkinkan perbandingan langsung antara ketiga gambar. Program ini

menggunakan `plt.subplots` untuk membuat tiga kolom subplot dalam satu baris, dengan ukuran figure yang cukup besar agar setiap gambar terlihat jelas. Gambar asli ditampilkan pada subplot pertama dengan menggunakan `imshow` dari `matplotlib`, dengan judul "Gambar Asli" dan sumbu yang dinonaktifkan untuk memperjelas gambar. Gambar yang telah didegradasi, yaitu gambar dengan piksel yang hilang, ditampilkan pada subplot kedua dengan judul "Gambar dengan Piksel Hilang". Gambar hasil rekonstruksi menggunakan SVD ditampilkan pada subplot ketiga dengan judul "Gambar Dipulihkan (SVD)".

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Algoritma inpainting dengan SVD menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam memulihkan gambar yang terdegradasi. Dengan PSNR sebesar 81.05 dB, hasil ini menunjukkan bahwa rekonstruksi gambar mendekati kualitas gambar asli. Proses iterasi yang dilakukan sebanyak 50 kali memastikan konvergensi algoritma dengan perubahan yang semakin kecil pada setiap iterasi. Penggunaan nilai rata-rata untuk mengisi piksel yang hilang pada awal iterasi juga terbukti efektif, memberikan titik awal yang stabil untuk algoritma SVD sehingga proses dekomposisi dan rekonstruksi dapat berjalan dengan baik.

```

Iterasi ke-27, Perubahan: 0.00015
Iterasi ke-28, Perubahan: 0.00013
Iterasi ke-29, Perubahan: 0.00012
Iterasi ke-30, Perubahan: 0.00011
Iterasi ke-31, Perubahan: 0.00010
Iterasi ke-32, Perubahan: 0.00009
Iterasi ke-33, Perubahan: 0.00008
Iterasi ke-34, Perubahan: 0.00007
Iterasi ke-35, Perubahan: 0.00006
Iterasi ke-36, Perubahan: 0.00006
Iterasi ke-37, Perubahan: 0.00005
Iterasi ke-38, Perubahan: 0.00005
Iterasi ke-39, Perubahan: 0.00004
Iterasi ke-40, Perubahan: 0.00004
Iterasi ke-41, Perubahan: 0.00004
Iterasi ke-42, Perubahan: 0.00003
Iterasi ke-43, Perubahan: 0.00003
Iterasi ke-44, Perubahan: 0.00003
Iterasi ke-45, Perubahan: 0.00003
Iterasi ke-46, Perubahan: 0.00002
Iterasi ke-47, Perubahan: 0.00002
Iterasi ke-48, Perubahan: 0.00002
Iterasi ke-49, Perubahan: 0.00002
Iterasi ke-50, Perubahan: 0.00002
PSNR setelah inpainting: 81.05 dB

```

Gambar 8 Hasil Iterasi dan PNSR
Sumber : Dokumentasi Pribadi

Namun, ada beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Penggunaan SVD dengan rank tetap (50) mungkin tidak optimal untuk semua jenis gambar. Penelitian lebih lanjut dapat dilakukan untuk menyesuaikan rank secara adaptif berdasarkan karakteristik gambar yang berbeda. Selain itu, metode lain

seperti penggunaan metrik SSIM (Structural Similarity Index) dapat ditambahkan sebagai metrik tambahan untuk evaluasi yang lebih mendalam.

Gambar Asli



Gambar 11 Visualisasi Citra Asli
Sumber : Dokumentasi Pribadi

Gambar dengan Piksel Hilang



Gambar 11 Visualisasi Citra Terdegradasi
Sumber : Dokumentasi Pribadi

Gambar Dipulihkan (SVD)



Gambar 11 Visualisasi Hasil Pemulihan
Sumber : Dokumentasi Pribadi

V. KESIMPULAN

Dari hasil dan pembahasan yang telah dijelaskan, dapat disimpulkan bahwa algoritma inpainting dengan SVD adalah metode yang efektif dan efisien untuk pemulihan gambar yang terdegradasi. Algoritma ini menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan nilai PSNR yang tinggi, menunjukkan bahwa rekonstruksi gambar mendekati kualitas gambar asli. Proses iterasi yang dilakukan memastikan konvergensi algoritma dengan perubahan yang semakin kecil pada setiap iterasi. Penggunaan nilai rata-rata untuk mengisi piksel yang hilang pada awal iterasi terbukti efektif, memberikan titik awal yang stabil untuk algoritma SVD sehingga proses dekomposisi dan rekonstruksi dapat berjalan dengan baik.

Namun, ada beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan, seperti penggunaan SVD dengan rank tetap yang mungkin tidak optimal untuk semua jenis gambar.. Dengan kemampuan untuk memulihkan gambar yang hilang atau terdegradasi, teknik ini dapat meningkatkan kualitas dan ketepatan citra dalam berbagai aplikasi. Studi lanjutan dapat dilakukan untuk mengoptimalkan parameter dan mengeksplorasi aplikasi yang lebih luas dari teknik ini.

VI. UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur kehadiran Allah Yang Maha Kuasa karena atas rahmat dan karunia-Nya lah penulis dapat menyelesaikan makalah dengan judul “Penerapan SVD dalam Pemulihan Citra Digital yang Terdegradasi” dengan tepat waktu. Penulis mengucapkan terima kasih kepada bapak Ir. Rila Mandala, M.Eng., Ph.D. selaku dosen pengampu mata kuliah Aljabar Linear dan Geometri atas bimbingan dan ilmunya. Tak lupa, penulis juga mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah membantu dalam penulisan makalah ini. Semoga makalah ini dapat diterima dengan baik.

REFERENCES

- [1] R. Munir, “Singular Value Decomposition Bagian 1,” IF2130 Aljabar Linear dan Geometri. [Online]. Available : <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2023-2024/Algeo-21-Singular-value-decomposition-Bagian1-2023.pdf>. [Accessed: Dec. 28, 2024]
- [2] R. Munir, “Nilai Eigen dan Vektor Eigen Bagian 1,” IF2130 Aljabar Linear dan Geometri. [Online]. Available : <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2023-2024/Algeo-19-Nilai-Eigen-dan-Vektor-Eigen-Bagian1-2023.pdf>. [Accessed: Dec. 28, 2024]
- [3] R. C. Gonzales and R. E. Woods, “Digital Image Processing,” 3rd ed. [Online]. Available : <https://dl.ebooksworld.ir/motoman/Digital.Image.Processing.3rd.Edition.www.EBooksWorld.ir.pdf>. [Accessed: Dec. 29, 2024]
- [4] “Peak Signal-to-Noise Ratio,” ScienceDirect. [Online]. Available : [https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/peak-signal-to-noise-ratio#:~:text=The%20peak%20signal%2Dto%2Dnoise.and%20a%20signal's%20maximum%20power.&text=The%20higher%20the%20PSNR%2C%20the.quality%20of%20the%20extracted%20image](https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/peak-signal-to-noise-ratio#:~:text=The%20peak%20signal%2Dto%2Dnoise.and%20a%20signal's%20maximum%20power.&text=The%20higher%20the%20PSNR%2C%20the.quality%20of%20the%20extracted%20image.). [Accessed: Dec. 29, 2024]

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 2 Januari 2025

Joel Hotlan Haris Siahaan
13523025