

Analisis dan Rekomendasi Metode *Hybrid Singular Value Decomposition* pada Kompresi Citra dengan Pembandingan *Baseline JPEG*

Keisha Rizka Syofyani 13524073^{1,2}

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

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

¹13524073@std.stei.itb.ac.id, ²keishars2111@gmail.com

Abstrak—Penelitian ini mengusulkan pendekatan kompresi citra hibrida yang mengintegrasikan *Singular Value Decomposition (SVD)* dengan pemilihan rank adaptif dan kompresi *JPEG* untuk mengatasi keterbatasan *SVD* konvensional. Pada kompresi berbasis *SVD* tradisional, penentuan nilai rank k secara manual seringkali gagal menyeimbangkan kualitas visual dan target ukuran file secara efektif. Metode *Hybrid SVD* yang diusulkan mengotomatisasi pemilihan nilai k dengan menerapkan dua kriteria utama: retensi energi (mempertahankan 98% energi citra) dan pengambungan derau (*noise thresholding* sebesar 1% dari nilai singular maksimum). Eksperimen dilakukan pada berbagai jenis citra, termasuk pemandangan RGB, pola terstruktur, dan citra grayscale, dengan membandingkan performa *Fixed-k SVD*, *Hybrid SVD*, dan *Baseline JPEG*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa meskipun *Baseline JPEG* secara konsisten mencapai nilai *SSIM* dan *PSNR* tertinggi, metode *Hybrid SVD* memberikan mekanisme pemodelan struktural yang lebih kuat dan adaptif tanpa intervensi manual. Keunggulan pendekatan hibrida ini paling terlihat pada citra multisaluran (RGB), sementara pada format grayscale performanya setara dengan *Fixed-k SVD*. Studi ini mengonfirmasi efektivitas *SVD* adaptif sebagai aplikasi praktis Aljabar Linier dalam mengoptimalkan representasi data citra.

Kata Kunci—*Energy threshold*, *Fixed-k*, *Hybrid*, *JPEG*, kompresi citra, rank k , *Singular Value Decomposition (SVD)*,

I. PENDAHULUAN

Perkembangan data citra digital (*digital image*) saat ini semakin pesat dan menjadikan citra sebagai salah satu bentuk data yang paling banyak digunakan dalam kehidupan sehari-hari, seperti pada media sosial, dokumen identitas, hingga kebutuhan bisnis dan administrasi. Dalam praktiknya, citra digital sering kali harus ditransfer atau diunggah ke berbagai platform yang umumnya menerapkan batasan ukuran file tertentu. Kondisi ini menuntut adanya metode yang efektif untuk mengurangi ukuran file citra tanpa mengorbankan kualitas visual secara signifikan. Proses tersebut dikenal sebagai kompresi citra.

Metode kompresi citra yang paling umum digunakan saat ini adalah *JPEG* compression yang berbasis *Discrete Cosine Transform (DCT)*. *JPEG* bekerja dengan menghilangkan komponen frekuensi tinggi yang kurang

sensitif terhadap persepsi visual manusia melalui proses kuantisasi, kemudian dilanjutkan dengan pengkodean entropi untuk menghasilkan representasi data yang lebih ringkas. Pendekatan ini terbukti efektif dan efisien secara komputasi, sehingga banyak diadopsi dalam berbagai aplikasi praktis.

Di sisi lain, dari perspektif teori Aljabar Linier dan Geometri, terdapat pendekatan matematis yang juga dapat digunakan untuk kompresi citra, yaitu *Singular Value Decomposition (SVD)*. Dengan merepresentasikan citra sebagai sebuah matriks, *SVD* memungkinkan dekomposisi matriks tersebut menjadi komponen-komponen utama yang merepresentasikan struktur dominan citra. Melalui pendekatan *truncated SVD*, citra dapat direkonstruksi menggunakan sejumlah kecil *singular values* terbesar, sehingga menghasilkan aproksimasi ber-rank rendah yang berpotensi mengurangi kompleksitas data.

Namun, penggunaan *SVD* konvensional dengan nilai rank k yang ditentukan secara manual memiliki keterbatasan. Pemilihan nilai k yang tidak adaptif menyulitkan pencapaian keseimbangan antara kualitas visual dan ukuran file hasil kompresi. Nilai k yang terlalu kecil dapat menyebabkan degradasi kualitas citra yang signifikan, sedangkan nilai k yang terlalu besar belum tentu menghasilkan ukuran file yang sesuai dengan target yang diinginkan.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan sebuah pendekatan kompresi citra berbasis *Hybrid SVD* yang mengkombinasikan pemilihan rank adaptif berdasarkan *energy threshold* dan penanganan *noise*. Pendekatan ini bertujuan untuk memperoleh nilai k yang lebih representatif terhadap struktur citra sekaligus memungkinkan pengendalian ukuran file hasil kompresi.

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan metode kompresi citra menggunakan *SVD* konvensional dengan nilai rank tetap sebagai pembandingan.
2. Mengusulkan metode *Hybrid SVD* dengan pemilihan rank adaptif berbasis energi dan *noise suppression* untuk mencapai target ukuran file

- tertentu.
3. Melakukan evaluasi empiris dengan membandingkan kualitas hasil kompresi antara SVD konvensional, Hybrid SVD, dan JPEG compression.
 4. Mengkaji performa metode yang diusulkan pada citra berformat RGB maupun *grayscale*.

II. PENELITIAN TERDAHULU

Pada penelitian-penelitian sebelumnya, telah banyak dilakukan penerapan konsep dekomposisi matriks sebagai metode kompresi citra digital. Salah satu di antaranya adalah penelitian oleh Lutfi Hakim Yusra dalam makalah “Implementation of Matrix Decomposition in Image Compression Techniques” [1], yang menerapkan *Singular Value Decomposition* (SVD) dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk reduksi dimensi citra dengan melakukan *truncated singular values* hingga ambang batas tertentu. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa dengan mempertahankan sejumlah *singular value* terbesar, citra dapat direkonstruksi dengan kualitas visual yang baik serta rasio kompresi yang signifikan.

Penelitian lain oleh Rehna dan Abhranil dalam “JPEG Image Compression using Singular Value Decomposition” [2] mengkaji integrasi SVD ke dalam proses kompresi JPEG untuk meningkatkan performa kompresi *lossy*. Pada pendekatan ini, SVD digunakan sebagai tahap *preprocessing* sebelum pengkodean JPEG, dengan tujuan meningkatkan efisiensi representasi data citra. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa pemilihan nilai *rank k* yang tepat berpengaruh besar terhadap kualitas citra hasil rekonstruksi yang diukur menggunakan metrik PSNR.

Dalam beberapa penelitian, pemilihan nilai *k* dilakukan secara adaptif menggunakan *energy threshold*, yaitu dengan mempertahankan *singular values* hingga mencapai persentase energi tertentu, umumnya antara 90%–99% dari total energi matriks. Secara matematis, energi relatif dari aproksimasi *rank k* dapat dinyatakan sebagai:

$$E_k = \frac{\|A_k\|_F^2}{\|A\|_F^2}$$

di mana A_k merupakan aproksimasi *rank k* dari matriks citra A , dan $\|\cdot\|_F$ adalah norma Frobenius. Pendekatan ini bertujuan untuk meminimalkan galat aproksimasi sambil mempertahankan kualitas visual citra [3]. Rasio kompresi secara teoritis dapat dihitung dengan:

$$R = \frac{k(m+n+1)}{mn} \times 100\%$$

dengan m dan n masing-masing menyatakan dimensi matriks citra.

Selain untuk kompresi, SVD juga banyak digunakan dalam *denoising* citra, di mana *singular values* kecil diasumsikan merepresentasikan *noise* dan dipisahkan dari subruang dominan yang memuat informasi utama citra. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa aproksimasi *rank* rendah efektif dalam mengurangi *noise*, misalnya

pada citra medis seperti MRI, dengan tetap mempertahankan struktur geometris citra karena sifat ortogonal dari *singular vectors* [6].

Di sisi lain, JPEG merupakan standar kompresi citra *lossy* yang paling umum digunakan dalam industri. JPEG menggunakan Discrete Cosine Transform (DCT) untuk melakukan kompaksi energi, diikuti dengan kuantisasi dan *entropy coding*, sehingga mampu mengurangi ukuran file secara signifikan dengan kompleksitas komputasi yang relatif rendah. Meskipun secara teoritis SVD memiliki kemampuan kompaksi energi yang baik, JPEG tetap lebih dominan dalam praktik karena efisiensi, kecepatan, dan kompatibilitasnya yang luas. Beberapa penelitian telah mengeksplorasi pendekatan *hybrid* antara SVD dan JPEG untuk meningkatkan kualitas kompresi pada kondisi tertentu [5].

Namun demikian, sebagian besar penelitian terdahulu belum secara eksplisit membahas perbandingan langsung antara pendekatan matematis berbasis SVD dan pendekatan rekayasa praktis berbasis JPEG dalam konteks kontrol ukuran file yang adaptif. Selain itu, pemilihan parameter *rank k* sering kali belum dikaitkan langsung dengan target ukuran file tertentu. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada implementasi dan evaluasi kompresi citra berbasis SVD konvensional dan metode *hybrid* (*energy threshold* dan *denoising*) dengan kontrol ukuran file yang adaptif, serta membandingkannya secara empiris dengan metode kompresi JPEG yang umum digunakan dalam praktik.

III. LANDASAN TEORI

A. Representasi Data Citra sebagai Matriks

Citra digital dapat direpresentasikan secara matematis sebagai sebuah matriks dua dimensi yang berisi nilai intensitas piksel. Untuk citra *grayscale*, setiap elemen matriks merepresentasikan tingkat keabuan pada posisi tertentu, sedangkan untuk citra berwarna (RGB), citra direpresentasikan sebagai tiga buah matriks terpisah yang masing-masing menyatakan kanal merah (R), hijau (G), dan biru (B) [8].

Secara matematis, sebuah citra *grayscale* berukuran $m \times n$ dapat dinyatakan sebagai matriks:

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n}$$

sedangkan citra RGB direpresentasikan sebagai himpunan matriks:

$$A = \{A_R, A_G, A_B\}$$

Representasi matriks ini memungkinkan penerapan konsep aljabar linier, seperti dekomposisi matriks, reduksi dimensi, dan aproksimasi *rank* rendah, yang menjadi dasar metode kompresi berbasis SVD [1], [4].

B. Singular Value Decomposition (SVD) Matrix

Singular Value Decomposition (SVD) merupakan salah satu teknik dekomposisi matriks yang memfaktorkan sebuah matriks $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ menjadi hasil perkalian tiga matriks [10]:

$$A = UV^T$$

dengan:

- $U \in R^{m \times m}$, adalah matriks ortogonal berisi *left singular vectors*,
- $\Sigma \in R^{m \times n}$, adalah matriks diagonal berisi *singular values* $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0$,
- $V \in R^{n \times n}$, adalah matriks ortogonal berisi *right singular vectors*.

Dalam konteks citra digital, SVD memungkinkan pemisahan informasi citra ke dalam komponen-komponen yang terurut berdasarkan tingkat kontribusi informasinya. Dengan mempertahankan hanya *ksingular values* terbesar, dapat diperoleh aproksimasi *rank-k* dari citra asli [1], [3].

C. Interpretasi Geometri Singular Values

Secara geometris, SVD dapat diinterpretasikan sebagai transformasi linier yang terdiri dari rotasi, penskalaan, dan rotasi kembali terhadap ruang vektor citra [10]. Matriks V^T merepresentasikan rotasi awal, matriks diagonal Σ merepresentasikan penskalaan sepanjang sumbu utama, dan matriks U merepresentasikan rotasi akhir.

Singular values menggambarkan seberapa besar energi atau variasi data citra sepanjang arah tertentu dalam ruang vektor. *Singular value* yang besar menunjukkan arah dominan yang memuat struktur utama citra, sedangkan *singular value* kecil berkaitan dengan detail halus atau *noise* [6], [7].

D. Truncated SVD

Aproksimasi *rank* rendah dilakukan dengan mempertahankan hanya *ksingular values* terbesar, sehingga diperoleh matriks aproksimasi:

$$A_k = \sum_{i=1}^k \sigma_i u_i v_i^T$$

Pendekatan ini menghasilkan representasi citra yang lebih ringkas dengan galat minimum dalam norma *Frobenius*, sebagaimana dinyatakan oleh *Teorema Eckart–Young–Mirsky* [10]. Hal ini menjadikan SVD sangat relevan untuk kompresi citra, karena ukuran penyimpanan dapat dikurangi secara signifikan tanpa kehilangan informasi visual utama [4].

E. Energy Compaction

Energy compaction merupakan konsep penting dalam kompresi citra, yang mengukur seberapa besar informasi citra yang dapat direpresentasikan oleh sejumlah kecil komponen utama. Dalam SVD, energi citra berbanding lurus dengan kuadrat *singular values* [3].

Energi relatif aproksimasi *rank-k* didefinisikan sebagai:

$$E_k = \frac{\sum_{i=1}^k \sigma_i^2}{\sum_{i=1}^r \sigma_i^2}$$

Dengan memilih nilai *k* sehingga E_k mencapai ambang tertentu (misalnya 95%–99%), dapat diperoleh

keseimbangan antara kualitas citra dan rasio kompresi. Pendekatan ini dikenal sebagai *energy thresholding*, dan banyak digunakan dalam penelitian kompresi berbasis SVD [3], [4].

F. Hubungan Singular Value Kecil dengan Noise

Singular values kecil sering diasosiasikan dengan komponen *noise* dan detail frekuensi tinggi pada citra. Berdasarkan teori *low-rank matrix approximation*, *noise* cenderung terdistribusi pada subruang dengan *singular values* kecil, sedangkan struktur utama citra berada pada subruang dominan [6], [9].

Dengan menghilangkan atau menekan *singular values* kecil, proses *denoising* dapat dilakukan secara implisit bersamaan dengan kompresi. Pendekatan ini telah terbukti efektif pada berbagai aplikasi, termasuk citra medis dan citra natural, karena sifat ortogonal *singular vectors* menjaga struktur geometris citra [6], [9].

G. Konsep Dasar JPEG Baseline Compression

JPEG Baseline merupakan standar kompresi citra *lossy* yang paling banyak digunakan dalam praktik industri [5]. JPEG bekerja dengan mengubah citra dari domain spasial ke domain frekuensi menggunakan *Discrete Cosine Transform* (DCT) pada blok berukuran 8×8 piksel.

Tahapan utama kompresi JPEG meliputi:

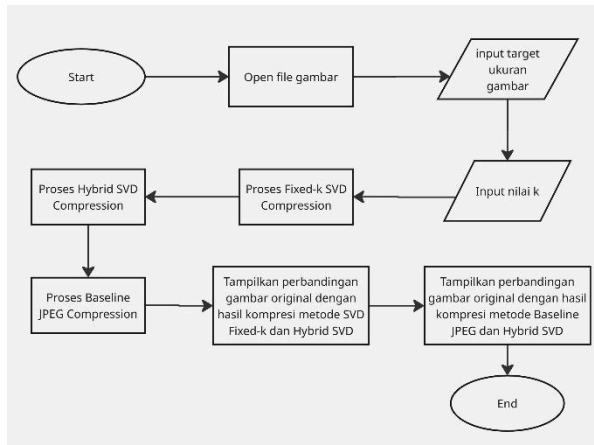
1. Transformasi DCT,
2. Kuantisasi koefisien frekuensi,
3. Pengkodean entropi (Huffman coding).

Melalui kuantisasi, koefisien frekuensi tinggi yang kurang sensitif terhadap persepsi visual manusia dibuang atau diperkecil, sehingga ukuran file dapat dikurangi secara signifikan [5], [8]. Berbeda dengan SVD yang berbasis aljabar linier global, JPEG merupakan pendekatan rekayasa berbasis blok dan persepsi visual.

IV. METODOLOGI

Pada penelitian ini dilakukan perbandingan kinerja beberapa metode kompresi citra, yaitu Fixed-*k* Singular Value Decomposition (SVD), Hybrid SVD (yang menjadi fokus utama dalam makalah ini), serta Baseline JPEG yang umum digunakan pada industri saat ini. Perbandingan dilakukan untuk mengevaluasi kualitas citra hasil kompresi, tingkat distorsi, energi informasi yang dipertahankan, serta kemampuan metode dalam memenuhi target ukuran file.

Gambar 4.1 menunjukkan *flowchart* dari pipeline pengembangan program yang digunakan dalam penelitian ini, mulai dari proses pemuatan citra, kompresi untuk setiap metode, hingga menampilkan hasil analisis kompresi.



Gambar 4.1 Flowchart Program

A. Fixed-k SVD Compression

Metode Fixed-k SVD merupakan pendekatan kompresi citra berbasis dekomposisi matriks menggunakan Singular Value Decomposition secara langsung. Pada metode ini, citra direpresentasikan sebagai matriks dan didekomposisi menjadi tiga matriks, yaitu matriks ortogona U , matriks diagonal singular value Σ , dan matriks ortogonal transpose V^T .

Nilai rank k ditentukan secara manual sebelum proses kompresi dimulai. Hanya k singular value terbesar yang dipertahankan, sementara singular value lainnya dibuang. Rekonstruksi citra dilakukan menggunakan aproksimasi rank- k tersebut. Pemilihan nilai k secara langsung memengaruhi kualitas citra hasil kompresi, di mana nilai k yang lebih besar menghasilkan citra yang semakin mendekati citra asli, dan sebaliknya.

Metode ini tidak secara eksplisit mempertimbangkan distribusi energi citra maupun karakteristik noise, melainkan sepenuhnya bergantung pada nilai k yang ditentukan. Implementasi metode Fixed-k SVD pada penelitian ini ditunjukkan pada **Gambar 4.2**.

```

# -----
# Fixed K SVD Compression
# -----
def svd_fixed_k_compress(path_in, k, target_kb):
    original = load_image(path_in)
    svd_channels = compute_svd(original)

    C = get_channel_count(original)
    ks = [k] * C

    energy = compute_energy_retained_svd(svd_channels, ks)

    reconstructed = reconstruct_from_svd(svd_channels, ks)

    compressed, final_kb = jpeg_compress_to_target(reconstructed, target_kb)

    return {
        "compressed": compressed,
        "final_kb": final_kb,
        "ks": ks,
        "energy_retained": energy
    }
  
```

Gambar 4.2 Implementasi Metode Fixed-k SVD

B. JPEG Baseline Compression

Metode Baseline JPEG digunakan sebagai pembanding karena merupakan standar kompresi citra lossy yang

paling umum digunakan di industri. JPEG melakukan kompresi melalui transformasi Discrete Cosine Transform (DCT), kuantisasi, serta *entropy coding* untuk mengurangi redundansi spasial dan psikovisual pada citra.

Pada penelitian ini, kompresi JPEG dilakukan dengan pendekatan penyesuaian *quality factor* secara adaptif untuk mencapai target ukuran file tertentu. Hasil dari metode ini digunakan sebagai acuan performa praktis terhadap metode berbasis SVD.

```

# -----
# Baseline JPEG Compression
# -----
def baseline_jpeg_compress(path_in, target_kb):
    original = load_image(path_in).astype(np.uint8)
    compressed, final_kb = jpeg_compress_to_target(original, target_kb)

    return {
        "compressed": compressed,
        "final_kb": final_kb
    }
  
```

Gambar 4.3 Implementasi Metode Baseline JPEG

C. Hybrid SVD Compression

Metode Hybrid SVD merupakan pengembangan dari metode SVD konvensional dengan pendekatan adaptif dalam pemilihan nilai k . Pada metode ini, nilai k tidak ditentukan secara manual, melainkan dipilih berdasarkan dua kriteria utama, yaitu *energy thresholding* dan *denoising*.

Secara default, metode ini mempertahankan sebesar 98% energi citra berdasarkan akumulasi kuadrat *singular value*, serta menerapkan ambang batas *noise* sebesar 1% dari *singular value* terbesar. Dengan pendekatan ini, nilai k yang digunakan bersifat adaptif terhadap distribusi *singular value* pada setiap citra, sehingga diharapkan mampu menjaga kualitas visual citra sekaligus mereduksi *noise*.

Setelah proses rekonstruksi berbasis SVD, citra hasil aproksimasi selanjutnya dikompresi menggunakan JPEG untuk memenuhi target ukuran file. Pendekatan *hybrid* ini bertujuan menggabungkan keunggulan SVD dalam pemodelan struktural citra dan efisiensi JPEG dalam pengendalian ukuran file. Gambar 4.4 menampilkan bagaimana implementasi pemilihan nilai *rank k* berdasarkan *energy threshold* dan juga *denoising* serta gambar 4.5 menampilkan implementasi metode Hybrid SVD pada data citra.

```

# -----
# Reconstruct with k
# -----
def reconstruct_from_svd(svd_channels, ks):
    H = svd_channels[0][0].shape[0]
    W = svd_channels[0][2].shape[1]
    C = len(svd_channels)

    if C == 1:
        U, S, VT = svd_channels[0]
        k = ks[0]
        img_rec = U[:, :k] @ np.diag(S[:k]) @ VT[:, :k]
    else:
        img_rec = np.zeros((H, W, C))
        for c in range(C):
            U, S, VT = svd_channels[c]
            k = ks[c]
            img_rec[:, :, c] = U[:, :k] @ np.diag(S[:k]) @ VT[:, :k]

    img_rec = np.clip(img_rec, 0, 255)
    return img_rec.astype(np.uint8)

```

Gambar 4.4 Implementasi Pemilihan Rank k dengan Metode Hybrid

```

# -----
# Hybrid Compression
# -----
def hybrid_svd_compress(path_in, target_kb):
    original = load_image(path_in)
    svd_channels = compute_svd(original)

    ks = []
    for c in range(3):
        _, S, _ = svd_channels[c]
        ks.append(select_k_adaptive(S))

    energy = compute_energy_retained_svd(svd_channels, ks)
    reconstructed = reconstruct_from_svd(svd_channels, ks)
    compressed, final_kb = jpeg_compress_to_target(reconstructed, target_kb)

    return {
        "original": original,
        "compressed": compressed,
        "final_kb": final_kb,
        "ks": ks,
        "energy_retained": energy
    }

```

Gambar 4.5 Implementasi Metode Hybrid SVD

D. Parameter Eksperimen

Untuk mengevaluasi performa masing-masing metode kompresi, digunakan beberapa parameter pengukuran sebagai berikut:

1. Structural Similarity Index (SSIM)
SSIM digunakan metrik yang mengukur tingkat kemiripan citra hasil kompresi dengan citra asli. Metrik ini didasarkan atas faktor luminasi, kontras, dan struktur, dengan rentang dari 0 hingga 1. Nilai SSIM yang mendekati 1 menunjukkan tingkat kemiripan yang tinggi terhadap citra asli.
2. (Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)
PSNR digunakan untuk tingkat distorsi citra hasil kompresi yang dihitung berdasarkan Mean Squared Error (MSE). Semakin tinggi nilai PSNR, maka semakin sedikit distorsi gambar. Nilai PSNR yang baik umumnya berada pada rentang 30–40 dB.
3. Energy Retained
Energy retained digunakan untuk mengukur proporsi energi citra yang masih dipertahankan setelah proses truncation singular value. Energi dihitung berdasarkan rasio energi relatif antara singular value yang dipertahankan dan total energi

citra. Nilai energi yang tinggi menunjukkan bahwa informasi penting citra tetap terjaga.

4. File Size

Ukuran file digunakan untuk mengevaluasi kemampuan metode kompresi dalam memenuhi target ukuran file yang telah ditentukan sebelumnya. Satuan ukuran file dinyatakan dalam KiloByte (KB).

Implementasi lengkap dari metode yang digunakan pada penelitian ini disajikan pada Appendix A.

E. Dataset Citra untuk Eksperimen

Dataset citra yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa jenis citra dengan karakteristik berbeda, yaitu:

1. Citra RGB pemandangan dengan objek utama, digunakan untuk mengamati performa kompresi pada citra *landscape* yang memiliki fokus objek.
2. Citra RGB pemandangan alam tanpa objek dominan, digunakan untuk mengevaluasi kompresi pada citra dengan tekstur alami yang kompleks.
3. Citra RGB karakter dengan pola garis, digunakan untuk menganalisis dampak kompresi terhadap citra dengan tepi dan struktur geometris yang jelas.
4. Citra grayscale, digunakan untuk membandingkan performa kompresi pada citra satu kanal dan mengamati perbedaan perilaku metode terhadap citra non-RGB.

V. EKSPERIMEN DAN ANALISIS HASIL

Eksperimen dilakukan menggunakan empat data citra dengan karakteristik yang berbeda untuk mengevaluasi performa metode Fixed- k SVD, Hybrid SVD, dan Baseline JPEG. Setiap data citra dikompresi dengan target ukuran file tertentu untuk memastikan perbandingan yang adil antar metode.

Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Structural Similarity Index* (SSIM), *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR), *energy retained*, serta ukuran file hasil kompresi. Analisis difokuskan tidak hanya pada kualitas visual, tetapi juga pada stabilitas pemilihan parameter kompresi dan adaptivitas metode terhadap karakteristik citra yang berbeda.

A. Data Sample 1

Data sample 1 menggunakan data citra RGB pemandangan dengan adanya objek utama dengan ukuran file 1015,1 KB. Citra ini akan dikompresi dengan target ukuran file sebesar 500 KB. Agar perbandingan lebih adil, digunakan nilai k untuk metode Fixed- k SVD yang paling dekat dengan nilai k yang dihasilkan pada metode Hybrid SVD, yakni sebesar 30.



Gambar 5.1 perbandingan hasil kompresi citra sample 1 metode Fixed-k SVD dengan metode Hybrid SVD



Gambar 5.2 perbandingan hasil kompresi citra sample 1 metode Baseline JPEG dengan metode Hybrid SVD

Gambar 5.1 menyajikan bahwa hasil kompresi dengan metode Fixed-k SVD dengan Hybrid SVD sekilas terlihat serupa. Metode Hybrid SVD mengurai gambar menggunakan nilai k pada masing-masing komponen *channel* RGB, sedangkan metode Fixed-k SVD hanya menggunakan nilai k yang diberikan di awal, yakni didasarkan atas rata-rata nilai k yang dihasilkan dari metode Hybrid SVD agar perbandingan lebih adil.

Gambar 5.2 menampilkan hasil kompresi Baseline JPEG yang terlihat mempertahankan kualitas citra dengan lebih baik dibandingkan metode Hybrid SVD.

Tabel 5.1 Hasil Metrik Analisis Hasil Kompresi

Metode	SSIM	PSNR	Energy Retained	Size (KB)
Baseline JPEG	0.929500	34.428760	1.000000	499.707031
Fixed-k SVD	0.658540	30.249543	0.980243	497.095703
Hybrid SVD	0.658309	30.233003	0.980153	492.754883

Berdasarkan Tabel 5.1, metode Fixed-k SVD dan Hybrid SVD menghasilkan nilai SSIM dan PSNR yang sangat berdekatan, dengan selisih SSIM hanya sekitar 0.0002, yang merupakan perbedaan paling kecil di antara seluruh data uji. Kondisi ini menunjukkan bahwa pada citra dengan kompleksitas tinggi dan distribusi singular value yang relatif seragam antar *channel* warna, pemilihan nilai k secara manual yang mendekati nilai adaptif dapat menghasilkan kualitas rekonstruksi yang hampir identik.

Meskipun demikian, keunggulan metode Hybrid SVD tetap terletak pada mekanisme pemilihan nilai k yang dilakukan secara otomatis berdasarkan distribusi *singular value* masing-masing *channel* warna, sehingga metode ini tidak memerlukan penyesuaian manual dan lebih *robust* terhadap variasi karakteristik citra.

B. Data Sample 2

Data sample 2 menggunakan data citra RGB pemandangan tanpa adanya objek utama dengan ukuran file 4656,64 KB. Citra ini akan dikompresi dengan target ukuran file sebesar 2000 KB. Agar perbandingan lebih adil, digunakan nilai k untuk metode Fixed-k SVD yang paling dekat dengan nilai k yang dihasilkan pada metode Hybrid SVD, dengan mengambil rata-rata sekitar 250.



Gambar 5.3 perbandingan hasil kompresi citra sample 2 metode Fixed-k SVD dengan metode Hybrid SVD



Gambar 5.4 perbandingan hasil kompresi citra sample 2 metode Baseline JPEG dengan metode Hybrid SVD

Gambar 5.1 menyajikan bahwa hasil kompresi dengan metode Fixed-k SVD dengan Hybrid SVD sekilas terlihat serupa. Metode Hybrid SVD mengurai gambar menggunakan nilai k pada masing-masing komponen RGB dengan jumlah yang berbeda, sedangkan metode Fixed-k SVD hanya menggunakan nilai k yang diberikan di awal dengan mengambil rata-rata nilai k dari setiap *channel* pada metode Hybrid SVD.

Gambar 5.4 menampilkan hasil kompresi Baseline JPEG masih konsisten mempertahankan kualitas citra yang lebih baik dibandingkan metode Hybrid SVD.

Tabel 5.2 Hasil Metrik Analisis Hasil Kompresi

Metode	SSIM	PSNR	Energy Retained	Size (KB)
Baseline JPEG	0.975915	35.792700	1.000000	1961.636719
Fixed-k SVD	0.718831	29.539549	0.979343	1968.967773
Hybrid SVD	0.705913	29.491052	0.980064	1966.939453

Berdasarkan Tabel 5.2, metode Baseline JPEG kembali menunjukkan performa tertinggi pada seluruh metrik kualitas citra. Pada perbandingan antara Fixed-k SVD dan Hybrid SVD, metode Fixed-k SVD menghasilkan nilai SSIM sedikit lebih tinggi dengan selisih sebesar 0,1. Hal ini disebabkan oleh penggunaan nilai k rata-rata yang secara kebetulan memberikan distribusi energi yang lebih seimbang pada citra dengan tekstur homogen.

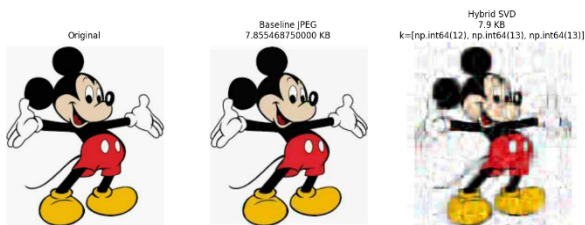
Namun demikian, Hybrid SVD mempertahankan *energy retained* yang sedikit lebih tinggi dibandingkan Fixed-k SVD, menunjukkan bahwa mekanisme seleksi nilai k berbasis energi mampu mempertahankan informasi global citra secara lebih konsisten, meskipun tidak selalu tercermin langsung pada metrik SSIM.

C. Data Sample 3

Data sample 3 menggunakan data citra RGB berupa karakter dengan pola garis dengan ukuran file 14,44 KB. Citra ini akan dikompresi dengan target ukuran file sebesar 8 KB. Agar perbandingan lebih adil, digunakan nilai k untuk metode Fixed-k SVD yang paling dekat dengan nilai k yang dihasilkan pada metode Hybrid SVD, dengan mengambil rata-rata sekitar 13.



Gambar 5.5 perbandingan hasil kompresi citra sample 3 metode Fixed-k SVD dengan metode Hybrid SVD



Gambar 5.6 perbandingan hasil kompresi citra sample 3 metode Baseline JPEG dengan metode Hybrid SVD

Gambar 5.5 menyajikan bahwa hasil kompresi dengan metode Fixed-k SVD dengan Hybrid SVD sekilas terlihat serupa. Metode Hybrid SVD mengurai gambar menggunakan nilai k pada masing-masing komponen RGB dengan jumlah yang berbeda, sedangkan metode Fixed-k SVD hanya menggunakan nilai k yang diberikan di awal dengan mengambil rata-rata nilai k dari setiap channel pada metode Hybrid SVD.

Gambar 5.6 menampilkan hasil kompresi Baseline JPEG masih konsisten mempertahankan kualitas citra yang lebih baik dibandingkan metode Hybrid SVD.

Tabel 5.3 Hasil Metrik Analisis Hasil Kompresi

Metode	SSIM	PSNR	Energy Retained	Size (KB)
Baseline JPEG	0.912575	34.469271	1.000000	7.855469
Fixed-k SVD	0.601298	30.150632	0.981808	7.908203
Hybrid SVD	0.599123	30.141481	0.981383	7.889648

Berdasarkan Tabel 5.3, nilai SSIM dan PSNR pada metode Fixed-k SVD dan Hybrid SVD menunjukkan perbedaan yang kecil, dengan selisih SSIM sekitar 0.01. Meskipun selisih ini lebih besar dibandingkan Data Sample 1, perbedaan tersebut masih tergolong tidak signifikan secara visual.

Hasil ini menunjukkan bahwa pada citra dengan kompleksitas rendah dan dominasi singular value awal yang sangat kuat mengakibatkan keuntungan adaptivitas Hybrid SVD menjadi kurang signifikan. Struktur citra yang sederhana tidak memberikan variasi distribusi singular value yang cukup untuk mempengaruhi pemilihan nilai k secara berbeda.

D. Data Sample 4

Data sample 4 menggunakan data citra *grayscale* dengan ukuran file 269,46 KB. Citra ini akan dikompresi dengan target ukuran file sebesar 100 KB. Agar perbandingan lebih adil, digunakan nilai k untuk metode Fixed-k SVD yang paling dekat dengan nilai k yang dihasilkan pada metode Hybrid SVD, dengan mengambil rata-rata sekitar 34



Gambar 5.7 perbandingan hasil kompresi citra sample 4 metode Fixed-k SVD dengan metode Hybrid SVD



Gambar 5.8 perbandingan hasil kompresi citra sample 4 metode Baseline JPEG dengan metode Hybrid SVD

Gambar 5.7 menyajikan bahwa hasil kompresi dengan metode Fixed-k SVD dengan Hybrid SVD sekilas terlihat serupa. Metode Hybrid SVD mengurai gambar menggunakan nilai k pada masing-masing komponen RGB dengan jumlah yang berbeda, sedangkan metode Fixed-k SVD hanya menggunakan nilai k yang diberikan di awal dengan mengambil rata-rata nilai k dari setiap channel pada metode Hybrid SVD.

Gambar 5.8 menampilkan hasil kompresi Baseline JPEG masih konsisten mempertahankan kualitas citra yang lebih baik dibandingkan metode Hybrid SVD.

Tabel 5.4 Hasil Metrik Analisis Hasil Kompresi

Metode	SSIM	PSNR	Energy Retained	Size (KB)
Baseline JPEG	0.986006	38.661562	1.000000	99.568359
Fixed-k SVD	0.633566	29.716405	0.980469	95.442383
Hybrid SVD	0.633566	29.716405	0.980469	95.442383

Pada Data Sample 4 yang berupa citra *grayscale*, metode Fixed-k SVD dan Hybrid SVD menghasilkan nilai SSIM, PSNR, dan *energy retained* yang identik. Hal ini terjadi karena citra *grayscale* hanya memiliki satu channel intensitas, sehingga mekanisme seleksi nilai k

pada Hybrid SVD secara alami tereduksi menjadi pemilihan nilai k tunggal yang setara dengan Fixed-k SVD.

Dengan kata lain, pada citra satu *channel*, tidak terdapat variasi antar *channel* yang dapat dimanfaatkan oleh mekanisme adaptif Hybrid SVD. Temuan ini menunjukkan bahwa keunggulan Hybrid SVD terutama muncul pada citra *multichannel* (RGB), sedangkan pada citra *grayscale*, kedua metode bersifat ekuivalen.

VI. DISKUSI

Hasil eksperimen pada penelitian ini menunjukkan bahwa metode Baseline JPEG yang umum digunakan di industri saat ini secara konsisten menghasilkan nilai SSIM dan PSNR tertinggi pada seluruh data uji. Hal ini dapat terjadi karena metode Baseline JPEG merupakan standar kompresi citra yang telah dioptimalkan berdasarkan karakteristik persepsi visual manusia melalui konsep transformasi DCT dan kuantisasi adaptif. Oleh karena itu, kualitas visual dan efisiensi praktis metode Baseline JPEG masih menjadi metode yang sangat kompetitif.

Pada metode berbasis konsep SVD sejalan dengan topik pada Aljabar Linear dan Geometri, perbandingan antara metode Fixed-k SVD dan Hybrid SVD menunjukkan perbedaan SSIM dan PSNR yang relatif sangat kecil untuk semua data uji. Pada Data Sample 1, selisih SSIM antara kedua metode hanya sekitar 0.0002, yang merupakan perbedaan paling kecil di antara seluruh eksperimen. Hal ini terjadi karena nilai k pada Fixed-k SVD dipilih mendekati nilai k hasil seleksi adaptif Hybrid SVD, sehingga energi citra yang dipertahankan pada kedua metode hampir identik.

Pada Data Sample 2 dan Data Sample 3, selisih nilai SSIM antara Fixed-k SVD dan Hybrid SVD sedikit lebih besar dibanding pada data Sample 1, namun tetap tidak signifikan secara visual. Citra dengan tekstur homogen atau struktur sederhana cenderung memiliki dominasi *singular value* awal yang kuat, sehingga baik pemilihan k secara manual maupun adaptif menghasilkan aproksimasi subruang yang serupa. Kondisi ini menyebabkan keuntungan adaptivitas Hybrid SVD tidak selalu tercermin secara langsung pada metrik kualitas visual.

Pada Data Sample 4 yang berupa citra *grayscale*, Fixed-k SVD dan Hybrid SVD menghasilkan nilai SSIM, PSNR, dan *energy retained* yang identik. Hal ini disebabkan oleh sifat citra *grayscale* yang hanya memiliki satu *channel* intensitas, sehingga mekanisme pemilihan nilai k adaptif pada Hybrid SVD secara alami tereduksi menjadi pemilihan satu nilai k yang setara dengan Fixed-k SVD. Temuan ini menunjukkan bahwa keunggulan utama Hybrid SVD lebih relevan pada citra *multichannel* (RGB), di mana terdapat variasi distribusi singular value antar-*channel*.

Secara keseluruhan, hasil eksperimen menunjukkan bahwa keunggulan utama Hybrid SVD tidak terletak pada peningkatan nilai SSIM atau PSNR secara signifikan pada setiap citra, melainkan pada kemampuannya dalam melakukan pemilihan parameter *rank k* secara otomatis

dan konsisten tanpa ketergantungan pada penyesuaian manual. Hal ini menjadikan Hybrid SVD lebih *robust* dan praktis digunakan pada skenario kompresi citra dengan karakteristik yang beragam.

VII. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah dilakukan kajian dan perbandingan metode kompresi citra berbasis Singular Value Decomposition (SVD), yaitu Fixed-k SVD dan Hybrid SVD, dengan metode Baseline JPEG sebagai pembanding. Hybrid SVD diusulkan sebagai pendekatan adaptif dalam pemilihan nilai *rank k* berdasarkan *energy threshold* dan penanganan *noise*, dengan tujuan menjaga kualitas citra sekaligus memenuhi target ukuran file.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode Baseline JPEG secara konsisten menghasilkan kualitas citra terbaik berdasarkan metrik SSIM dan PSNR, yang menegaskan efektivitas JPEG sebagai standar kompresi citra lossy dalam praktik industri. Pada metode berbasis SVD, Fixed-k SVD dan Hybrid SVD menghasilkan kualitas rekonstruksi yang relatif serupa, terutama ketika nilai k pada Fixed-k dipilih mendekati nilai adaptif yang dihasilkan oleh Hybrid SVD.

Meskipun Hybrid SVD tidak selalu menghasilkan nilai SSIM atau PSNR yang lebih tinggi dibandingkan Fixed-k SVD, metode ini memiliki keunggulan dalam aspek adaptivitas dan stabilitas parameter. Hybrid SVD mampu menentukan nilai *rank k* secara otomatis berdasarkan distribusi *singular value* citra, sehingga mengurangi ketergantungan pada penyesuaian manual dan meningkatkan konsistensi performa pada berbagai jenis citra. Keunggulan ini terlihat dengan lebih jelas pada citra *multichannel* (RGB), sedangkan pada citra *grayscale* kedua metode bersifat ekuivalen.

Dengan demikian, penelitian ini menunjukkan bahwa meskipun metode kompresi berbasis SVD belum mampu menyaingi Baseline JPEG dari sisi kualitas visual, penerapan SVD sebagai metode kompresi citra telah berhasil mencapai tujuan utama penelitian, yaitu sebagai aplikasi konsep Aljabar Linier dan Geometri dalam permasalahan nyata. Pendekatan Hybrid SVD memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai hubungan antara *rank* matriks, energi citra, dan kualitas aproksimasi, serta menunjukkan bahwa pemilihan parameter adaptif berbasis energi merupakan pendekatan yang lebih efektif dan efisien dibandingkan menguji penggunaan nilai k yang tepat secara manual.

REFERENSI

- [1] L. H. Yusra, "Implementation of Matrix Decomposition in Image Compression Techniques," *Program Studi Teknik Informatika Sekolah Teknik Elektro dan Informatika, Institut Teknologi Bandung*, 2024.
- [2] V. Rehna dan D. Abhranil, "JPEG Image Compression using Singular Value Decomposition," *International Journal of Advances in Electronics Engineering*, vol. 1, Issue 1, ISSN 2278-215X.
- [3] B. Henri et al., "Image Compression with SVD : A New Quality Metric Based On Energy Ratio," *IJCSN International Journal of Computer Science and Network*, vol.5, Issue 6, 2016.

- [4] P. Gowri et al., "Image Compression Using Singular Value Decomposition," *International Journal of Mathematics Trends and Technology (IJMTT)*, vol. 65, Issue 8, 2019.
- [5] G. K. Wallace, "The JPEG Still Picture Compression Standard," *IEEE Transaction on Consumer Electronics, IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 38, no. 1, pp. xviii-xxxiv, 1992.
- [6] G. Matan dan L. David Danoho, "The Optimal Hard Threshold for Singular Values is $4\sqrt{3}$," *arXiv preprint arXiv:1305.5870v3*, 2014.
- [7] E. J. Candies dan R. Benjamin, "Exact Matrix Completion via Convex Optimization," *arXiv preprint arXiv:0805.4471v1*, 2008.
- [8] R. C. Gonzalez dan R. E. Woods, *Digital Image Preprocessing (3rd ed)*, Pearson Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 2008, pp. 333-383.
- [9] O. Huseyin, "Correlation Regularized Image Denoising via Low Rank Matrix Approximation," *Tesis Master, Dept. Elect. and Electron. Eng., Eastern Mediterranean Univ., Magusa*, 2025.
- [10] R. Munir, "Singular Value Decomposition (SVD)," *Bahan kuliah IF2123 Aljabar Linier dan Geometri*, Program Studi Teknik Informatika, STEI-ITB, 2025.

PEERNYATAAN

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, 24 Desember 2025



Keisha Rizka Syofyani
13524073

APPENDIX A

Lampiran ini memuat kode program yang digunakan dalam seluruh proses eksperimen pada penelitian ini, termasuk implementasi metode Fixed-k SVD, Hybrid SVD, serta Baseline JPEG, beserta perhitungan metrik evaluasi seperti SSIM, PSNR, *energy retained*, dan pencapaian target ukuran file hasil kompresi.

Kode program diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python dan dijalankan pada Google Collaboratory untuk memudahkan reproduktibilitas eksperimen. Seluruh kode dapat diakses melalui tautan berikut:

[Eksperimen Kompresi Gambar Metode Hybrid SVD](#)

(Catatan: Tautan bersifat publik dan dapat dijalankan ulang untuk memverifikasi hasil eksperimen.)

APPENDIX B

Lampiran ini menyertakan video demonstrasi yang menampilkan proses kompresi citra menggunakan metode Fixed-k SVD, Hybrid SVD, dan Baseline JPEG, serta perbandingan visual hasil rekonstruksi citra pada berbagai jenis dataset.

Video ini bertujuan untuk memberikan gambaran visual tambahan terhadap hasil eksperimen yang telah dibahas pada bagian hasil dan pembahasan. Video demonstrasi dapat diakses melalui tautan berikut:

[Video Demonstrasi Eksperimen Kompresi Gambar Metode Hybrid SVD](#)