

Aplikasi Dekomposisi Matriks untuk Pemisahan Noise pada Sinyal Digital

Nayla Zahira and 13523079¹

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

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

¹13523079@std.stei.itb.ac.id, ²naylaazahira9@gmail.com

Abstract— Pemrosesan sinyal digital merupakan bidang yang krusial dalam era teknologi modern, di mana kualitas sinyal sangat mempengaruhi performa sistem komunikasi dan pengolahan data. Penelitian ini mengkaji tentang penggunaan metode dekomposisi matriks sebagai solusi untuk memisahkan noise dari sinyal digital. Studi ini berfokus pada tiga teknik dekomposisi matriks yakni Singular Value Decomposition (SVD), LU Decomposition, dan QR Decomposition. Melalui kombinasi studi literatur dan implementasi pengujian sederhana, penelitian ini menganalisis performa ketiga metode tersebut dalam pemisahan noise. Hasil pengujian menunjukkan bahwa SVD mencapai akurasi tertinggi namun dengan waktu komputasi yang lebih lama, dekomposisi LU menawarkan kecepatan pemrosesan tetapi kurang stabil pada noise tinggi, dan dekomposisi QR memberikan keseimbangan performa untuk dataset besar. Penelitian ini memberikan pemahaman komprehensif tentang karakteristik dan aplikasi praktis dari ketiga metode dekomposisi matriks dalam konteks pemisahan noise pada sinyal digital.

Keywords—Dekomposisi LU, Dekomposisi QR, Pemisahan Noise, Singular Value Decomposition, Sinyal Digital.

I. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang semakin berkembang, kebutuhan akan pemrosesan sinyal yang akurat dan bebas noise menjadi semakin krusial. Noise pada sinyal digital dapat muncul dari berbagai sumber, seperti interferensi elektromagnetik, keterbatasan hardware, atau gangguan transmisi, yang dapat secara signifikan mempengaruhi kualitas dan interpretasi data. Permasalahan ini telah menjadi fokus berbagai penelitian dalam bidang pemrosesan sinyal digital.

Dekomposisi matriks telah lama dikenal sebagai alat matematika yang powerful dalam analisis data multivariate. Berbagai penelitian telah menunjukkan potensi teknik ini dalam pemisahan noise dari sinyal digital. Konsep dasarnya adalah memandang sinyal digital sebagai matriks yang dapat didekomposisi menjadi beberapa komponen yang lebih sederhana, di mana komponen-komponen tersebut dapat dimanipulasi untuk memisahkan sinyal murni dari noise.

Tiga metode dekomposisi matriks yang menjadi fokus kajian dalam studi literatur ini memiliki karakteristik berbeda berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya:

1. Singular Value Decomposition (SVD) telah secara ekstensif diteliti dalam konteks pemisahan noise karena kapabilitasnya yang superior dalam mengidentifikasi dan mengekstraksi pola-pola dominan dalam data. Berbagai literatur ilmiah mendemonstrasikan efektivitas SVD dalam merepresentasikan data dalam bentuk rank-reduced yang optimal, memungkinkan pemisahan komponen noise dengan presisi tinggi. Metode ini telah terbukti sangat efektif terutama dalam penanganan noise Gaussian dan pemrosesan sinyal kompleks.
2. LU Decomposition, berdasarkan studi-studi terdahulu, menunjukkan keunggulan dalam hal efisiensi komputasional. Penelitian-penelitian sebelumnya mengindikasikan bahwa metode ini efektif untuk implementasi *real-time* karena kompleksitas komputasinya yang relatif rendah.
3. QR Decomposition telah dipelajari secara ekstensif dalam konteks stabilitas numerik pemrosesan sinyal. Literatur menunjukkan bahwa karakteristik orthogonal dari matriks Q memberikan keuntungan signifikan dalam preservasi karakteristik sinyal.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sistematis dan komprehensif mengenai aplikasi ketiga metode dekomposisi matriks tersebut dalam konteks pemisahan noise pada sinyal digital. Fokus utama penelitian adalah melakukan analisis komparatif secara mendalam terhadap kelebihan, keterbatasan, dan karakteristik spesifik setiap metode dalam berbagai skenario implementasi.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman komprehensif tentang aplikasi dekomposisi matriks untuk pemisahan noise, serta mengidentifikasi kesenjangan penelitian yang dapat menjadi arah pengembangan di masa mendatang. Selain itu, kajian ini juga bertujuan untuk menyediakan referensi bagi peneliti dan praktisi dalam memilih metode dekomposisi matriks yang sesuai untuk digunakan pada pemrosesan sinyal digital.

II. DASAR TEORI

Dekomposisi matriks sebagai pokok teori di makalah ini menggunakan konsep nilai eigen dan vektor eigen dari suatu matriks. Untuk itu, pemahaman terhadap dekomposisi matriks perlu dilengkapi dengan pemahaman terhadap nilai eigen dan vektor eigen.

A. Nilai Eigen dan Vektor Eigen

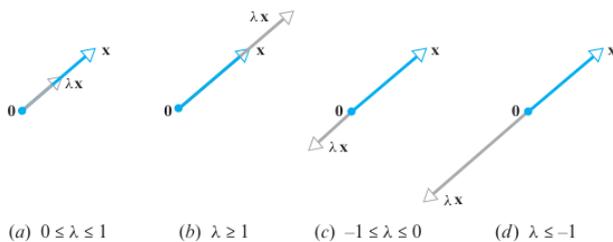
Dalam aljabar linear, nilai eigen (*eigenvalue*) dan vektor eigen (*eigenvector*) berkaitan dengan transformasi linear dari suatu matriks $n \times n$. Kata “eigen” berasal dari Bahasa Jerman yang artinya “asli” atau “karakteristik”. Sehingga, dalam pengertiannya, nilai eigen menyatakan nilai representasi atau nilai karakteristik dari sebuah matriks.

Nilai eigen (λ) dari suatu matriks A berukuran $n \times n$ adalah suatu skalar yang memenuhi persamaan:

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

dengan x adalah vektor tidak nol di R^n yang kemudian disebut sebagai vektor eigen.

Vektor eigen x menyatakan matriks kolom yang apabila dikalikan dengan sebuah matriks $n \times n$ menghasilkan vektor lain yang merupakan kelipatan dari vektor itu sendiri. Dalam geometri, vektor eigen x akan mengalami pembesaran atau pengecilan sesuai dengan faktor λ . Jika λ bernilai negatif, arah vektor eigen akan berlawanan dengan arah semula [1].



Gambar 1. Ilustrasi Vektor Eigen

Sumber: Howard Anton & Chris Rores, Elementary Linear Algebra, 10th Edition

Nilai eigen dan vektor eigen dari sebuah matriks A berukuran $n \times n$ dapat dihitung dengan cara berikut:

$$\begin{aligned} Ax &= \lambda x \\ IAx &= \lambda Ix \\ Ax &= \lambda Ix \\ (\lambda I - A)x &= 0 \end{aligned} \quad (2)$$

Persamaan (2) ini merupakan bentuk manipulasi dari persamaan (1). Pada persamaan ini, $x = 0$ merupakan Solusi trivial. Untuk menemukan solusi tidak nol, haruslah terpenuhi persamaan berikut:

$$\det(\lambda I - A) = 0 \quad (3)$$

Persamaan (3) disebut sebagai persamaan karakteristik dari matriks A , dan akar-akar persamaan tersebut, yaitu λ , merupakan nilai-nilai eigen dari matriks A .

B. Dekomposisi Matriks

Dekomposisi matriks adalah proses memfaktorkan suatu matriks menjadi hasil kali dari sejumlah matriks lainnya.

$$A = P_1 \times P_2 \times \dots \times P_k \quad (4)$$

Dalam dekomposisi matriks, terdapat beberapa metode yang umum digunakan, yaitu:

1. Singular Value Decomposition(SVD)
2. Dekomposisi LU
3. Dekomposisi QR

C. Singular Value Decomposition(SVD)

Singular Value Decomposition merupakan metode dekomposisi matriks yang memfaktorkan suatu matriks berukuran $m \times n$ menjadi matriks U , Σ , dan V . Berikut persamaan umum yang menyatakan hubungan antar matriks tersebut.

$$A = U\Sigma V^T \quad (5)$$

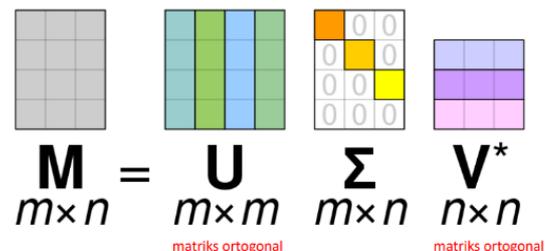
Pada persamaan (3), U menyatakan matriks ortogonal berukuran $m \times m$, Σ menyatakan matriks diagonal berukuran $m \times n$ yang berisi nilai singular, dan V^T menyatakan matriks transpos dari matriks ortogonal V yang berukuran $n \times n$.

Umumnya dekomposisi matriks dengan SVD dapat dilakukan dengan cara berikut.

1. Tentukan vektor-vektor singular kanan, v_1, v_2, \dots, v_k yang berkoresponden dengan nilai-nilai eigen dari $A^T A$, kemudian lakukan normalisasi dengan membagi setiap komponen vektor dengan panjang vektornya
2. Tentukan vektor-vektor singular kiri, u_1, u_2, \dots, u_k dengan persamaan berikut:

$$u_i = \frac{Av_i}{\|Av_i\|} = \frac{1}{\sigma_i} Av_i, i = 1, 2, \dots, k \quad (6)$$
3. Normalisasi u_1, u_2, \dots, u_k dengan cara membagi setiap komponen vektor dengan panjang vektornya
4. Bentuklah matriks Σ berukuran $m \times n$ dengan elemen-elemen diagonalnya adalah nilai-nilai singular tidak nol dari matriks A dengan susunan dari besar ke kecil. Nilai singular di dalam Σ adalah akar pangkat dua dari nilai-nilai eigen yang tidak nol dari $A^T A$.

[2]



Gambar 2. Ilustrasi Singular Value Decomposition
Sumber:

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

D. Dekomposisi LU

Dekomposisi LU adalah metode yang memfaktorkan matriks persegi A menjadi dua matriks, yaitu matriks segitiga bawah L (*lower triangular*) dan matriks segitiga atas U (*upper triangular*), sehingga memenuhi persamaan berikut:

$$A = LU \tag{7}$$

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & \dots & a_{2n} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & \dots & a_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{n3} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ l_{21} & 1 & 0 & \dots & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{n1} & l_{n2} & l_{n3} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} & \dots & u_{1n} \\ 0 & u_{22} & u_{23} & \dots & u_{2n} \\ 0 & 0 & u_{33} & \dots & u_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & u_{nn} \end{bmatrix}$$

Gambar 3. Ilustrasi Dekomposisi LU

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2023-2024/Algeo-23-Dekomposisi-LU-2023.pdf>

Dalam dekomposisi LU, terdapat 2 metode untuk memfaktorkan matriks A menjadi matriks L dan matriks U , yaitu:

1. Metode LU-Gauss
2. Metode reduksi Crout

E. Dekomposisi QR

Dekomposisi QR adalah metode yang memfaktorkan matriks persegi A menjadi dua matriks ortogonal Q (*orthogonal/unitary matrix*) dan matriks segitiga atas R , sehingga memenuhi persamaan berikut:

$$A = QR \tag{8}$$

Matriks Q terdiri dari vektor-vektor ortogonal yang diperoleh menggunakan proses Gram-Schmidt. Sementara itu, matriks R adalah matriks segitiga atas yang dihasilkan dari proyeksi matriks A ke matriks Q .

$$\begin{matrix} A & Q & R \\ \begin{pmatrix} 2.5 & 1.1 & 0.3 \\ 2.2 & 1.9 & 0.4 \\ 1.8 & 0.1 & 0.3 \end{pmatrix} & = & \begin{pmatrix} -0.7 & 0.1 & -0.7 \\ -0.6 & -0.7 & 0.4 \\ -0.5 & 0.7 & 0.5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -3.8 & -1.9 & -0.6 \\ 0. & -1.1 & 0. \\ 0. & 0. & 0.1 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

Gambar 4. Ilustrasi Dekomposisi QR

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2024-2025/Algeo-23b-Dekomposisi-QR-2024.pdf>

F. Noise

Noise atau derau secara umum merujuk pada gangguan yang tidak diinginkan dalam suatu lingkungan. Dalam sistem komunikasi, noise merupakan sinyal tidak diinginkan yang dapat mengganggu kualitas sinyal informasi utama. Sinyal-sinyal gangguan ini dapat memengaruhi kualitas proses transmisi sinyal, mulai dari reproduksi sinyal yang dikirimkan hingga penerimaan sinyal. Noise juga dapat memengaruhi sensitivitas sinyal yang diterima dan mengakibatkan pengurangan bandwidth pada suatu sistem [3].

Noise dapat dibagi menjadi beberapa jenis, diantaranya adalah:

1. *Thermal Noise (Johnson noise)*, yaitu noise yang

disebabkan oleh gerakan acak electron dalam konduktor akibat suhu/termal.

2. *Shot Noise*, yaitu noise yang disebabkan oleh fluktuasi arus listrik yang disebabkan oleh aliran diskrit pembawa muatan.
3. *Quantization Noise*, yaitu noise yang disebabkan oleh pembulatan pada proses konversi sinyal analog ke digital (ADC) [4].

G. Sinyal Digital

Sinyal digital merupakan sinyal yang memiliki nilai diskrit dan terbatas, yang ditunjukkan dalam bentuk urutan angka. Berbeda dengan sinyal analog yang kontinu, sinyal digital hanya memiliki dua keadaan yaitu "0" dan "1" atau yang dikenal dengan sistem biner.

Sinyal digital memiliki beberapa karakteristik utama yang membedakannya dari sinyal analog. Salah satu karakteristik penting adalah amplitudo yang memiliki nilai tetap dan terbatas. Dalam konteks sistem biner, amplitudo ini direpresentasikan dalam dua level tegangan, di mana level tegangan tinggi merepresentasikan logika "1" dan level tegangan rendah merepresentasikan logika "0".

Karakteristik berikutnya berkaitan dengan proses *sampling* atau pencuplikan sinyal. *Sampling rate* atau laju pencuplikan menentukan seberapa sering sinyal diambil sampelnya dalam satuan waktu, biasanya dinyatakan dalam jumlah sampel per detik. Dalam hal ini, teorema Nyquist menetapkan bahwa untuk mendapatkan representasi digital yang akurat dari sinyal analog, frekuensi sampling yang digunakan harus minimal dua kali lebih besar dari frekuensi sinyal yang akan disampling.

Resolusi atau kuantisasi merupakan karakteristik penting lainnya dari sinyal digital. Ini mengacu pada jumlah tingkat diskrit yang digunakan untuk merepresentasikan amplitudo sinyal. Semakin tinggi resolusi (bit), semakin akurat representasi digital terhadap sinyal aslinya. Misalnya, resolusi 8-bit memiliki 256 tingkat kuantisasi (2^8), sedangkan 16-bit memiliki 65.536 tingkat.

Dalam transmisi data digital terdapat istilah *bit rate*, yaitu jumlah bit yang ditransmisikan per detik. *Bit rate* berkaitan dengan bandwidth kanal komunikasi yang digunakan. Semakin tinggi bit rate, semakin besar bandwidth yang dibutuhkan.

III. PEMBAHASAN

A. Pendekatan Implementasi Pemisahan Noise

Dalam proses pemisahan noise dari data sinyal utama, metode dekomposisi matriks seperti Singular Value Decomposition (SVD), LU, dan QR digunakan untuk mengekstraksi komponen dominan dari data. Proses ini melibatkan representasi data sinyal sebagai matriks yang menggabungkan komponen utama (sinyal) dan komponen gangguan (noise). Teknik dekomposisi memungkinkan pemisahan dua komponen tersebut berdasarkan karakteristik matematisnya.

Pendekatan umum dalam implementasi metode ini adalah sebagai berikut:

1. Data sinyal direpresentasikan dalam bentuk matriks persegi atau persegi panjang, bergantung pada dimensi data input.
2. Aplikasi metode dekomposisi matriks (SVD, dekomposisi LU, dan dekomposisi QR) untuk menganalisis mengekstraksi komponen utama sinyal.
3. Eliminasi komponen matriks yang berisi noise.
4. Matriks lainnya direkonstruksi kembali menjadi data sinyal.

Implementasi program pemisahan *noise* ini dilakukan menggunakan bahasa Python dengan memanfaatkan library berikut:

1. Numpy untuk operasi matriks
2. Scipy untuk pemrosesan sinyal digital

B. Inisialisai Program

Pada tahap inisialisasi, program membaca data sinyal digital dalam bentuk file audio. Kemudian format file yang semula stereo diubah ke mono. Hal ini dilakukan untuk memfokuskan data tanpa pengaruh perbedaan saluran. Selanjutnya, lakukan normalisasi pada data dan bentuk matriks utama. Berikut implementasi inisialisasi program:

```
import numpy as np
import scipy.io.wavfile as wav

# read file
rate, data = wav.read(file)
# ubah format stereo ke mono
if data.ndim > 1:
    data = data.mean(axis=1)
# normalisasi data
data = (data.astype(np.float64))/(np.max(np.abs(data)))

# ubah ke bentuk matrix
chunk_size = 1024
num_chunks = len(data)//chunk_size
data_matrix = np.reshape(data[:num_chunks*chunk_size], (num_chunks, chunk_size))
```

Gambar 5. Implementasi Inisialisasi Program

B. Implementasi Pemisahan Noise dengan SVD

Proses pemisahan *noise* dengan metode SVD dilakukan dengan memfaktorkan matriks yang berisi data sinyal digital menjadi 3 bagian yaitu matriks U yang memuat vektor singular kiri, matriks diagonal Σ yang memuat nilai singular, dan matriks V yang memuat vektor singular kanan. Berikut implementasinya dalam Python:

```
import numpy as np
import scipy.io.wavfile as wav
from scipy.linalg import svd

def noise_separation_svd(data_matrix, output_file, threshold):
    u, s, vt = svd(data_matrix, full_matrices=False)

    # filter noise
    s_filtered = np.where(s < threshold, 0, s)

    # rekonstruksi matriks tanpa noise
    filtered_matrix = np.dot(u, np.dot(np.diag(s_filtered), vt))
    filtered_audio = filtered_matrix.flatten()

    # denormalisasi dan save kembali dalam bentuk audio file
    filtered_audio = (filtered_audio * 32767).astype(np.int16)
    wav.write(output_file, rate, filtered_audio)
```

Gambar 6. Implementasi SVD

Threshold dalam konteks Singular Value Decomposition (SVD) adalah nilai batas yang digunakan untuk memfilter komponen nilai singular dalam vektor Σ . Dalam proses dekomposisi matriks, threshold ini bertujuan untuk menentukan singular value mana yang akan dipertahankan dan mana yang akan diabaikan (diatur menjadi nol). Idealnya, nilai singular yang mewakili sinyal utama dipertahankan, sedangkan nilai singular yang kecil (biasanya berupa *noise*) dihilangkan. Sehingga, penerapan threshold ini sangat berperan penting dalam meningkatkan kualitas proses pemisahan noise.

C. Implementasi Pemisahan Noise dengan Dekomposisi LU

Metode dekomposisi LU dimulai dengan memfaktorkan matriks sinyal digital menjadi matriks segitiga bawah L dan matriks segitiga atas U. Kemudian, pemisahan noise dilakukan dengan cara memanipulasi elemen pada L dan U untuk mengekstraksi komponen utama. Berikut implementasinya:

```
import numpy as np
import scipy.io.wavfile as wav
from scipy.linalg import lu

def noise_separation_lu(data_matrix, output_file):
    p, l, u = lu(data_matrix)

    # pemisahan noise dengan modifikasi nilai pada L dan U
    l[np.abs(l) < 0.1] = 0
    u[np.abs(u) < 0.1] = 0

    # rekonstruksi matrix
    filtered_matrix = np.dot(l, u)
    filtered_audio = filtered_matrix.flatten()

    # denormalisasi dan save kembali dalam bentuk audio
    filtered_audio = (filtered_audio * 32767).astype(np.int16)
    wav.write(output_file, rate, filtered_audio)
```

Gambar 7. Implementasi Dekomposisi LU

Pada implementasi pemisahan noise dengan dekomposisi LU (Gambar 7), fungsi `lu()` dari `scipy.linalg` digunakan untuk menghasilkan matriks permutasi P beserta L dan U. Kemudian, proses *filtering noise* dilakukan dengan threshold 0.1 pada kedua matriks L dan U, mengasumsikan komponen noise memiliki magnitud rendah. Thresholding simultan ini membantu mempertahankan karakteristik frekuensi sinyal asli.

Keuntungan utama metode ini adalah kompleksitas komputasi yang lebih rendah, sekitar $O(n^3)$ untuk matriks $n \times n$. Namun, implementasi metode LU ini perlu memperhatikan stabilitas numerik, terutama jika data sinyal memiliki nilai yang sangat kecil atau besar.

D. Implementasi Pemisahan Noise dengan Dekomposisi QR

Proses pemisahan *noise* dengan dekomposisi QR dilakukan dengan memfaktorkan matriks yang berisi data sinyal digital menjadi 2, yaitu matriks ortonormal Q dan matriks segitiga atas R. Kemudian, proses filtrasi *noise* dilakukan dengan mengidentifikasi kolom-kolom pada Q yang memuat noise, lalu mengeliminasi kontribusinya pada R. Berikut implementasinya:

```

import numpy as np
import scipy.io.wavfile as wav
from scipy.linalg import qr

def noise_separation_qr(data_matrix, output_file):
    q, r = qr(data_matrix)

    # pemisahan noise dengan modifikasi nilai pada R
    r[np.abs(r) < 0.1] = 0

    # rekonstruksi matrix
    filtered_matrix = np.dot(q, r)
    filtered_audio = filtered_matrix.flatten()

    # denormalisasi dan save kembali dalam bentuk audio
    filtered_audio = (filtered_audio * 32767).astype(np.int16)
    wav.write(output_file, rate, filtered_audio)

```

Gambar 8. Implementasi QR

Proses thresholding pada matriks R dengan nilai 0.1 bertindak sebagai filter yang mengeliminasi komponen frekuensi tinggi yang umumnya berasosiasi dengan noise. Pendekatan ini efektif untuk *noise* Gaussian atau *white noise* yang memiliki distribusi amplitudo relatif merata pada spektrum frekuensi. Namun, pemilihan threshold yang tepat menjadi krusial karena nilai yang terlalu tinggi dapat menghilangkan detail sinyal asli, sementara nilai yang terlalu rendah mungkin tidak efektif menghilangkan noise.

Untuk peningkatan kualitas hasil, implementasi dapat ditambahkan teknik windowing sebelum dekomposisi QR, atau menggunakan threshold adaptif berdasarkan statistik lokal sinyal. Integrasi dengan teknik preprocessing seperti median filtering juga dapat meningkatkan efektivitas pemisahan *noise*, terutama untuk *impulsive noise*.

E. Hasil Pengujian

Hasil pengujian pemisahan noise pada sinyal digital menunjukkan karakteristik yang berbeda-beda dari ketiga metode dekomposisi matriks. Singular Value Decomposition (SVD) menunjukkan performa yang sangat memuaskan dalam hal akurasi. Metode ini terbukti sangat efektif dalam memisahkan berbagai jenis noise dari sinyal asli, tetapi metode ini membutuhkan waktu komputasi yang relatif lama dan penggunaan memori yang cukup besar. Meskipun demikian, tingkat akurasi yang tinggi ini menjadikan SVD sebagai pilihan utama untuk aplikasi yang mengutamakan kualitas hasil pemisahan noise, terutama dalam konteks pemrosesan offline di mana waktu komputasi bukan merupakan faktor kritis.

Di sisi lain, dekomposisi LU menunjukkan keunggulan dalam hal kecepatan pemrosesan dan penggunaan memori yang efisien. Kelemahan utama metode ini terletak pada stabilitasnya yang menurun secara signifikan ketika berhadapan dengan sinyal yang memiliki tingkat noise tinggi. Karakteristik ini membuat dekomposisi LU sangat cocok untuk implementasi pada sistem real-time dengan tingkat noise yang relatif rendah, atau pada sistem dengan keterbatasan sumber daya komputasi.

Terakhir, dekomposisi QR dapat dikatakan sebagai “solusi tengah”, menawarkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi. Metode ini menunjukkan performa yang konsisten terutama ketika berhadapan

dengan dataset besar. Menariknya, meskipun dekomposisi QR menunjukkan keterbatasan dalam mengeliminasi noise dengan intensitas rendah, metode ini memiliki keunggulan dalam hal skalabilitas dan konsistensi performa pada dataset skala besar. Karakteristik ini menjadikan dekomposisi QR sebagai pilihan yang ideal untuk sistem yang membutuhkan keseimbangan antara akurasi dan kecepatan pemrosesan, terutama ketika berhadapan dengan volume data yang besar.

Berdasarkan hasil analisis ini, dapat disimpulkan bahwa pemilihan metode dekomposisi matriks untuk pemisahan noise harus mempertimbangkan *trade-off* antara akurasi, kecepatan pemrosesan, dan kebutuhan sumber daya. SVD merupakan pilihan terbaik untuk aplikasi yang mengutamakan akurasi, dekomposisi LU untuk sistem real-time dengan noise rendah, dan dekomposisi QR untuk pemrosesan dataset besar yang membutuhkan keseimbangan performa.

V. CONCLUSION

Penelitian ini telah menunjukkan bahwa setiap metode dekomposisi matriks memiliki karakteristik unik dalam pemisahan noise pada sinyal digital. SVD unggul dalam akurasi pemisahan *noise* namun menuntut *resource* komputasi yang besar, menjadikannya ideal untuk aplikasi yang mengutamakan presisi hasil. Dekomposisi LU menawarkan kecepatan pemrosesan dan efisiensi memori yang superior, cocok untuk aplikasi *real-time* dengan noise rendah. Sementara itu, dekomposisi QR memberikan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi, khususnya untuk dataset berskala besar.

Untuk pengembangan ke depan, disarankan untuk mengeksplorasi pendekatan hybrid yang menggabungkan kelebihan dari ketiga metode ini. Misalnya, penggunaan SVD untuk tahap preprocessing yang membutuhkan akurasi tinggi, dilanjutkan dengan LU atau QR untuk pemrosesan real-time. Selain itu, optimasi algoritma untuk mengurangi beban komputasi SVD dan peningkatan stabilitas LU pada noise tinggi merupakan area penelitian yang menjanjikan.

Akhirnya, pemilihan metode yang tepat harus didasarkan pada kebutuhan spesifik aplikasi, dengan mempertimbangkan *trade-off* antara akurasi, kecepatan, dan *resource* komputasi yang tersedia. Hasil penelitian ini dapat menjadi panduan dalam pemilihan metode dekomposisi matriks yang sesuai untuk berbagai kasus pemisahan noise pada sinyal digital.

VII. ACKNOWLEDGMENT

Penulis mengucapkan puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa, atas rahmat dan karunia-Nya sehingga penulisan makalah ini dapat diselesaikan dengan baik dan tepat waktu. Penulis juga ingin menyampaikan terima kasih yang kepada Bapak Ir. Rila Mandala, M.Eng., Ph.D. sebagai dosen mata kuliah IF2123 Aljabar Linier dan

Geometri atas bimbingan dan ilmu pengetahuan yang telah diberikan selama proses perkuliahan sehingga dapat menyelesaikan makalah ini.

Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada keluarga dan teman-teman yang telah memberi dukungan moral, semangat, dan motivasi dalam penyelesaian makalah ini.

REFERENCES

- [1] H. Anton, C. Rorres, *Elementary Linear Algebra: Applications Version*. Canada: John Wiley & Sons Inc, 2014, page 291–292.
- [2] Informatika.stei.itb.ac.id. (2023). Singular Value Decomposition (Bagian1) Diakses pada 31 Desember 2024, dari <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2023-2024/Algeo-21-Singular-value-decomposition-Bagian1-2023.pdf>
- [3] *Noise Sistem Komunikasi: Jenis-Jenis, Dan Pengaruhnya*. Telkom University. Diakses pada 31 Desember 2024, dari <https://fit.labs.telkomuniversity.ac.id/noise-sistem-komunikasi-jenis-jenis-dan-pengaruhnya/>
- [4] G. Vijay, *Wireless communications and networking*. Amsterdam, 2007, page 85-122.

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 2024



Nayla Zahira
13523079