

Analisis Pengaplikasian Mata Kuliah IF2123 Aljabar Linier dan Geometri dalam Algoritma "Spotify's Recommendation"

Felix Chandra 13523012^{#1}

[#]Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

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

¹13523012@std.stei.itb.ac.id

¹mainaccfelixchandra@gmail.com

Abstrak— Perkembangan teknologi yang pesat telah membawa transformasi signifikan dalam berbagai aspek kehidupan, termasuk industri musik. Salah satu aplikasi teknologi canggih dalam bidang ini adalah sistem rekomendasi lagu, seperti yang digunakan oleh Spotify melalui algoritma Spotify's Recommendation. Sistem ini dirancang untuk memberikan pengalaman personalisasi yang optimal kepada pengguna dengan menganalisis data perilaku dan preferensi musik mereka. Makalah ini bertujuan untuk meninjau metode yang digunakan dalam algoritma rekomendasi Spotify serta kaitannya dengan konsep yang dipelajari dalam mata kuliah IF2123 Aljabar Linier dan Geometri di Institut Teknologi Bandung. Pembahasan meliputi penerapan teknik Singular Value Decomposition (SVD) dalam pemrosesan data matriks yang besar dan ekstraksi fitur musik (cosine similarity) yang dipelajari oleh penulis saat menyelesaikan tugas besar ke-2 dalam mata kuliah tersebut. Melalui analisis ini, diharapkan pembaca dapat memahami bagaimana teori aljabar linier dan geometri menjadi dasar dalam pengembangan algoritma modern.

Kata Kunci— algoritma rekomendasi, spotify, SVD, cosine similarity, aljabar linier dan geometri

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah membawa perubahan yang besar ke dalam kehidupan manusia. Handphone sudah menjadi bagian hidup yang digunakan oleh manusia sehari-hari baik untuk hiburan, transaksi ataupun kerja. Salah satu implementasi teknologi yang semakin relevan dalam kehidupan sehari-hari adalah sistem rekomendasi yang sering kita jumpai di media sosial seperti instagram, facebook, dan twitter yang berguna untuk menampilkan konten yang relevan dan kemungkinan besar disukai oleh pengguna. Selain media sosial, Spotify, sebuah platform streaming musik digital juga memiliki sistem rekomendasi yang sangat baik dan disukai banyak orang karena mampu memberikan saran lagu yang sangat sesuai dengan preferensi pengguna.

Algoritma rekomendasi Spotify tidak hanya sekadar mengandalkan data historis pengguna, tetapi juga menerapkan prinsip-prinsip matematika tingkat lanjut, salah satunya adalah Aljabar Linier dan Geometri. Konsep-konsep seperti SVD (Singular Value Decomposition) dalam vektor, matriks, serta ruang vektor digunakan dalam analisis data pengguna untuk membangun model yang akurat dan efisien.

Makalah ini bertujuan untuk menganalisis bagaimana konsep-konsep yang diajarkan dalam mata kuliah IF2123 Aljabar Linier dan Geometri Institut Teknologi Bandung diaplikasikan dalam algoritma rekomendasi Spotify. Dengan memahami hubungan ini, diharapkan pembaca dapat melihat relevansi teori matematika dalam penyelesaian masalah nyata serta menggali potensi pengembangan lebih lanjut dalam bidang teknik informatika.

II. DASAR TEORI

A. Aljabar Linear dan Geometri

Aljabar Linier dan Geometri merupakan cabang dari ilmu matematika yang mempelajari struktur ruang vektor, transformasi linear, dan representasi data dalam bentuk matriks dan vektor. Dalam konteks algoritma modern, aljabar linier menjadi dasar utama dalam pemrosesan data skala besar, terutama untuk aplikasi yang melibatkan analisis data multidimensi.

Beberapa konsep penting dalam aljabar linier yang relevan dengan sistem rekomendasi meliputi:

- 1) Vektor dan Matriks: Representasi data dalam dimensi tinggi, seperti fitur lagu atau preferensi pengguna.
- 2) Transformasi Linear: Mengubah data menjadi bentuk yang lebih mudah dianalisis.
- 3) Singular Value Decomposition (SVD): Teknik dekomposisi matriks untuk mereduksi dimensi data dan mengidentifikasi pola-pola utama.

B. Algoritma Rekomendasi

Algoritma rekomendasi adalah suatu algoritma yang melibatkan AI (Artificial Intelligence) yang menggunakan data untuk memprediksi dan merekomendasikan hal-hal seperti barang, film, dan musik yang sesuai dengan selera pengguna diantara opsi yang begitu banyak. Algoritma ini mempertimbangkan banyak hal seperti riwayat pendengaran, pembelian, tontonan, dan pencarian. Algoritma ini sangat berguna karena mampu membantu pengguna menemukan produk atau layanan yang mungkin tidak mereka temukan sendiri. Algoritma rekomendasi dilatih untuk memahami preferensi, keputusan sebelumnya, dan karakteristik pengguna serta produk berdasarkan data interaksi mereka, seperti jumlah tampilan, klik, suka, atau pembelian. Kemampuannya dalam memprediksi minat dan keinginan konsumen secara personal menjadikan sistem ini favorit di kalangan penyedia jasa seperti aplikasi streaming termasuk Spotify, media sosial, ataupun barang seperti toko.

Algoritma rekomendasi digunakan dalam berbagai bidang antara lain:

a. Hiburan dan Media Sosial

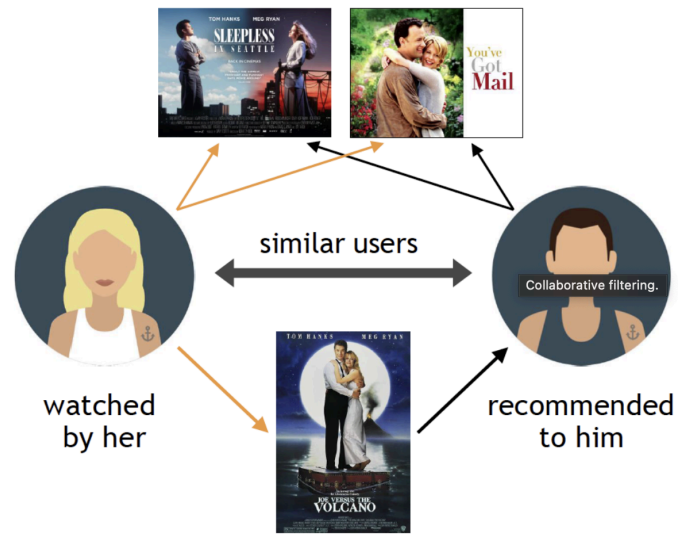
Semua aplikasi hiburan dan media sosial menggunakan algoritma rekomendasi agar menayangkan / merekomendasikan hal/tontonan yang sesuai dengan preferensi pengguna yang bersifat unik agar pengguna terus-menerus menggunakan aplikasi / layanan tersebut.

b. Online shopping

Aplikasi online shopping seringkali menggunakan algoritma rekomendasi untuk menawarkan produk kepada pengguna sesuai dengan riwayat belanjanya dan juga jenis kelamin. Dengan menggunakan algoritma pencarian, penjual dapat meningkatkan pendapatan dengan pembelian yang lebih banyak dari pembeli.

Umumnya algoritma rekomendasi terbagi 3 yaitu:

a. Collaborative filtering

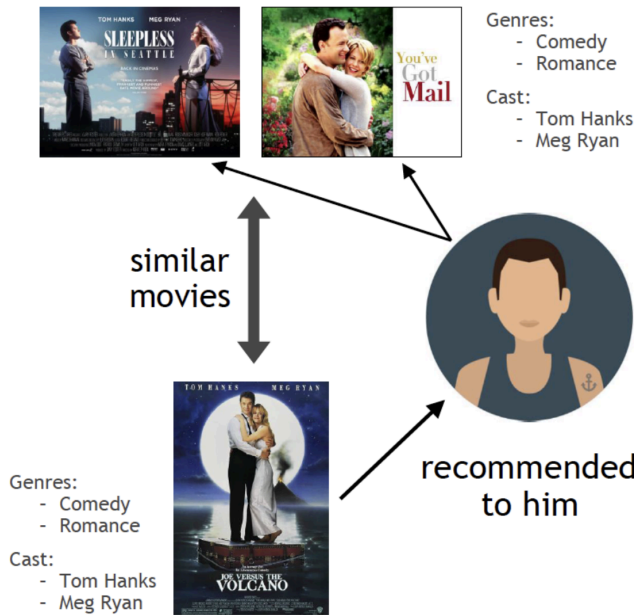


Gambar 1. Collaborative filtering

(<https://www.nvidia.com/en-us/glossary/recommendation-system/>)

Metode ini akan memfilter dan memberikan rekomendasi kepada user berdasarkan informasi preferensi dari user yang banyak (kolaboratif) dan tersimpan di dalam database. Metode ini akan melihat kesamaan preferensi pengguna dan berdasarkan riwayat interaksi pengguna, seperti produk yang pernah ditonton/dibeli, serta keputusan yang serupa dengan pengguna lain. Teori dibaliknya adalah apabila jika beberapa pengguna membuat keputusan yang sama di masa lalu, maka ada kemungkinan besar mereka juga akan sepakat pada pilihan di masa depan. Misal jika pengguna A dan B sama-sama suka menonton film x dan y maka jika A menonton film z besar kemungkinan B juga menyukai film z. Jadi metode ini akan merekomendasi produk yang disukai oleh pengguna lain kepada pengguna apabila selera pengguna terdeteksi mirip oleh AI.

b. Content filtering

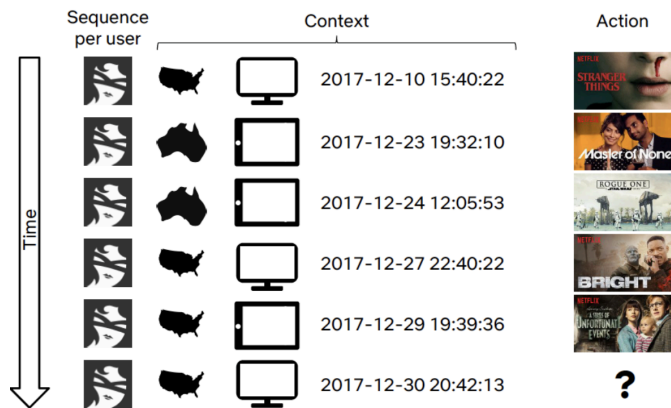


Gambar 2. Content filtering

(<https://www.nvidia.com/en-us/glossary/recommendation-system/>)

Metode ini memperhatikan fitur dari hal yang disukai oleh pengguna seperti dari kategorinya atau genre, pemeran filmnya dan aspek-aspek lain. Contoh kamu menyukai film A yang diperankan oleh aktor x dan bergenre komedi. Maka apabila terdapat film lain yang memiliki aspek yang mirip atau bahkan sama maka film tersebut akan direkomendasi metode kepada kamu.

c. Context filtering



Gambar 3. Context filtering

(<https://www.nvidia.com/en-us/glossary/recommendation-system/>)

Metode ini akan merekomendasikan sesuatu hal berdasarkan informasi kontekstual pengguna. Sebagai contoh metode ini akan memprediksi hal berikutnya berdasarkan urutan tindakan pengguna seperti perangkat, negara, tanggal dan waktu saat menonton film.

C. Singular Value Decomposition

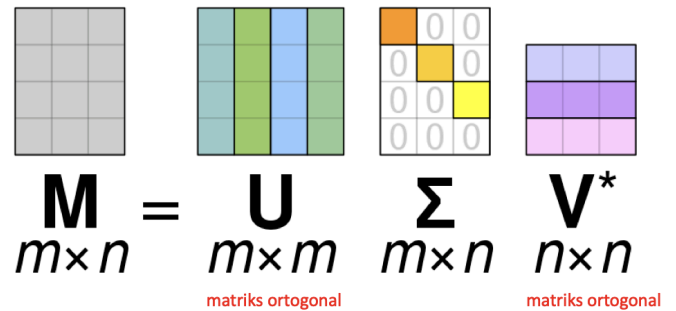
SVD (Singular Value Decomposition) adalah metode untuk memfaktorkan sebuah matriks (anggap A) menjadi 3 buah matriks yaitu matriks U, Σ , dan V dengan persamaan :

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

dengan : U = matriks ortogonal dengan ukuran m x m

Σ = matriks yang diagonal utamanya adalah nilai-nilai singular dari matriks A sedangkan elemen lainnya 0 dengan ukuran m x n

V = matriks ortogonal n x n



Gambar 4. Bentuk umum SVD

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

D. Ekstraksi Fitur Musik

Ekstraksi fitur adalah proses untuk mengidentifikasi atribut musik dari lagu, seperti pitch, tempo, atau spektrum suara. Fitur ini direpresentasikan dalam bentuk vektor dan dianalisis menggunakan konsep ruang vektor dalam aljabar linier

Masing-masing lagu diproses dengan dengan metode windowing yang membagi melodi menjadi segmen sepanjang 20-40 ketukan dengan sliding window sepanjang 4-8 ketukan. Proses windowing diikuti dengan normalisasi tempo dan pitch. Setiap note event dikonversi menjadi representasi numerik yang mempertimbangkan durasi dan urutan nada sehingga memungkinkan sistem untuk membandingkan potongan melodi dengan database. Normalisasi tempo menggunakan formula $NP(note) = \frac{(note-\mu)}{\sigma}$. dimana μ adalah rata rata dari pitch dan σ adalah standar deviasi dari pitch.

a. Ekstraksi Fitur - Distribusi tone

Distribusi tone terbagi atas tiga viewpoints yaitu:

- Fitur Absolute Tone Based (ATB)

Setiap kemunculan nada yang berfrekuensi 0-127 dalam skala MIDI akan dicatat menjadi sebuah histogram yang menunjukkan gambaran distribusi absolut nada dalam data. Di mana histogram awalnya diset menjadi 128 bin dan setiap kemunculan frekuensi nada MIDI (1-127) akan dicatat.

Terakhir histogram akan dinormalisasikan untuk mendapatkan distribusi yang terstandarisasi.

- Fitur Relative Tone Based (RTB)

Perubahan antara nada-nada berturut-turut dianalisis dan dicatat dalam bentuk histogram dengan nilai berkisar dari -127 hingga +127, menggambarkan pola interval melodi secara relatif. Histogram ini, yang terdiri dari 255 bin, dibangun dengan mencatat selisih antar nada dalam data. Setelah histogram terbentuk, langkah terakhir adalah menormalisasikannya untuk menghasilkan distribusi interval yang terstandarisasi.

- Fitur First Tone Based (FTB)

Setiap nada dibandingkan dengan nada pertama untuk menciptakan histogram yang merepresentasikan hubungan relatif terhadap titik referensi awal. Metode ini bertujuan untuk menangkap struktur nada yang lebih stabil terhadap perbedaan pitch. Histogram dibangun dengan 255 bin, mencakup nilai dari -127 hingga +127. Selisih antara nada-nada dengan nada pertama dihitung, dan histogram yang dihasilkan dinormalisasi untuk mendapatkan distribusi yang seimbang dan terstandarisasi.

b. Ekstraksi Fitur - Normalisasi

Normalisasi bertujuan untuk memastikan bahwa semua nilai dalam histogram berada dalam skala probabilitas, sehingga total nilai pada histogram sama dengan 1. Rumus yang digunakan untuk normalisasi adalah $H_{norm} = \frac{H[d]}{\sum_d H[d]}$.

Dengan H adalah Histogram dan d adalah bin dari histogram.

E. Cosine Similarity

Perhitungan Similaritas dilakukan dengan cara mengubah setiap histogram diubah menjadi sebuah vektor dan penghitungan kemiripan, dilakukan dengan menggunakan metode Cosine Similarity, yaitu sebuah ukuran yang menentukan tingkat kesamaan antara dua vektor dengan cara menghitung sudut cosinus di antara keduanya dalam ruang berdimensi tinggi sehingga semakin kecil sudut cosinus antara kedua vektor maka tingkat kemiripan keduanya pun semakin tinggi. Persamaan yang digunakan untuk menghitung cosine similarity adalah

$$\cos(\theta) = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}$$

III. ANALISIS

Sistem Spotify's recommendation menggunakan algoritma pencarian yang melibatkan ketiga metode yang telah dijelaskan pada BAB III. Dimana Spotify menggunakan collaborative filtering untuk menganalisis lagu yang sering diputarkan oleh jutaan pengguna untuk merekomendasikan lagu

kepada pengguna yang memiliki selera lagu yang sama yang dilihat banyaknya lagu yang sama-sama sering didengar oleh 2 pengguna atau lebih.

2 aspek penting dalam collaborative filtering spotify adalah:

- Musical Maps

Musical maps merupakan representasi visual yang menunjukkan hubungan antar lagu berdasarkan pada pola pendengaran pengguna. Peta ini dibuat dengan cara analisis AI Spotify terhadap lagu-lagu yang sering diputarkan oleh pengguna yang kemudian lagu-lagu tersebut akan disatukan ke kelompok yang sama. Dengan demikian Spotify dapat dengan mudah merekomendasikan lagu dalam kelompok lagu tertentu berdasarkan lagu-lagu lain dalam kelompok tersebut yang sering diputarkan oleh pengguna.

- Proximity yang merepresentasikan kemiripan lagu

peta proximity/kedekatan antar lagu diperoleh oleh Spotify dengan melihat lagu yang sering diputarkan secara berurutan sehingga lagu tersebut akan diletakkan berdekatan pada peta. Hal ini memudahkan Spotify untuk merekomendasikan lagu dengan cara memutar lagu baru yang sering diputarkan pengguna lain setelah lagu yang kita putar selesai.

Selain menggunakan collaborative filtering Spotify juga menggunakan content filtering dalam algoritma rekomendasi lagunya. Hal ini dilihat dari aspek penyanyi, album, genre, bahasa dan aspek lainnya. Apabila seorang pengguna memiliki kesukaan terhadap aspek-aspek tertentu maka Spotify akan merekomendasikan lagu dengan aspek yang sama.

Terakhir, Spotify juga menggunakan context filtering dalam algoritma rekomendasinya. Hal ini terlihat dari rekomendasi lagu berdasarkan tempat tinggal kita. Apabila kita tinggal di negara A maka spotify akan merekomendasikan lagu-lagu dari negara A kepada kita. Selain negara spotify juga memperhatikan tanggal pemutaran lagu. Seperti contoh di musim natal banyak pengguna lain akan memutar lagu-natal natal maka disaat tersebut Spotify mungkin akan merekomendasikan lagu natal juga.

Cosine similarity dan ekstraksi fitur musik digunakan oleh Spotify untuk merekomendasikan lagu yang memiliki kemiripan dengan cara memperhatikan tempo dari lagu dan pitch dari lagu. Umumnya genre lagu juga dapat ditetapkan dengan metode ini. Seperti lagu jazz memiliki tempo yang lebih santai jika dibandingkan dengan lagu rock. Dengan ini Spotify dapat merekomendasikan lagu yang memiliki tingkat kemiripan tinggi dengan lagu yang sering kita putar.

Spotify memanfaatkan SVD untuk menganalisis hubungan antara pengguna dan lagu yang mereka dengarkan. Dengan menggunakan SVD, Spotify dapat memfaktorkan *user-item matrix* (matriks pengguna-lagu) menjadi representasi laten

yang lebih sederhana, namun tetap mencakup informasi penting untuk rekomendasi.

Langkah-langkah SVD dalam Algoritma Rekomendasi Spotify:

a. Matriks Pengguna-Lagu (User-Item Matrix)

Spotify membangun matriks yang merepresentasikan interaksi pengguna dengan lagu. Baris pada matriks adalah pengguna, kolom pada matriks adalah lagu, nilai pada matriks merepresentasikan tingkat interaksi, misalnya jumlah lagu yang diputar, suka, atau rating.

b. Dekomposisi Matriks dengan SVD

Matriks difaktorkan menjadi tiga matriks yaitu U , Σ , dan V .

- U adalah matriks pengguna-laten, di mana setiap baris merepresentasikan pengguna dalam ruang fitur laten.

- Σ adalah matriks diagonal yang menyimpan singular values, yaitu bobot utama yang menentukan kontribusi setiap fitur laten.

- V adalah matriks lagu-laten, di mana setiap kolom merepresentasikan lagu dalam ruang fitur laten.

c. Reduksi Dimensi

Untuk mengurangi kompleksitas komputasi, Spotify hanya mempertahankan k singular values terbesar di matriks Σ serta vektor kolom yang sesuai di U dan T . untuk menghilangkan fitur-fitur yang kurang signifikan dan meminimalkan *noise* data yang tidak relevan.

d. Rekonstruksi Matriks

Matriks yang direduksi direkonstruksi kembali menggunakan matriks-matriks U_k , Σ_k , dan V_k yang hanya mengandung k singular values. yang dinamakan M'

$$M' = U_k \Sigma_k V_k$$

Matriks aproksimasi M' digunakan untuk memprediksi interaksi pengguna dengan lagu yang belum pernah didengarkan.

Aplikasi SVD dalam Spotify :

a. Rekomendasi Lagu Baru

Dengan menggunakan matriks aproksimasi M' , Spotify dapat memprediksi tingkat kesukaan pengguna terhadap lagu yang belum pernah mereka dengarkan. Prediksi ini dihasilkan dari hasil dot product antara representasi laten pengguna U_k dan representasi laten lagu V_k .

b. Mencari Lagu yang Mirip

Spotify dapat menghitung kesamaan antar lagu dengan mengukur kemiripan kosinus (cosine similarity) dari vektor dalam V_k . Misalnya, jika seorang pengguna menyukai sebuah lagu, sistem dapat merekomendasikan lagu dengan vektor laten yang serupa.

c. Mengelompokkan Pengguna

Dengan menganalisis vektor laten di U_k , Spotify dapat mengidentifikasi pengguna dengan preferensi serupa. Hal ini memungkinkan pengelompokan pengguna untuk rekomendasi yang lebih personal.

d. Menangani Data yang Hilang

SVD membantu Spotify mengatasi data kosong (lagu yang tidak pernah didengar oleh pengguna) dengan mengisi nilai prediksi berdasarkan representasi laten.

IV. KESIMPULAN

Sistem rekomendasi Spotify berhasil menghadirkan pengalaman personal dengan menggabungkan berbagai pendekatan algoritmik yang canggih. Melalui collaborative filtering, Spotify menganalisis pola pendengaran jutaan pengguna untuk merekomendasikan lagu berdasarkan kesamaan selera. Pendekatan ini diperkuat dengan penggunaan musical maps yang mengelompokkan lagu berdasarkan pola pendengaran, serta proximity yang menunjukkan kemiripan antar lagu melalui hubungan kedekatan visual.

Spotify juga menggunakan content filtering untuk mempertimbangkan atribut seperti genre, penyanyi, dan bahasa, serta context filtering yang memanfaatkan informasi kontekstual seperti lokasi, waktu, dan tren global untuk menyempurnakan rekomendasi.

Teknik seperti cosine similarity dan ekstraksi fitur musik membantu mengidentifikasi lagu dengan elemen musikal serupa, sedangkan penggunaan Singular Value Decomposition (SVD) menyederhanakan analisis matriks pengguna-lagu. SVD memungkinkan prediksi preferensi terhadap lagu baru, pengelompokan pengguna dengan minat serupa, serta penanganan data kosong secara efisien.

Dengan pendekatan terintegrasi ini, Spotify menciptakan algoritma rekomendasi yang tidak hanya relevan, tetapi juga mampu menghadirkan pengalaman mendengarkan musik yang unik dan mendalam bagi setiap pengguna.

UCAPAN TERIMA KASIH

Pertama sekali, Penulis ingin memanjatkan puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa sehingga dengan rahmat dan kuasa-Nya penulis mampu menyelesaikan makalah ini. Penulis juga ingin mengucapkan terima kasih kepada dosen mata kuliah Aljabar Linier dan Geometri IF2123 Penulis, Bapak Rinaldi Munir atas bimbingannya dan pembelajaran yang diberikan sehingga penulis dapat menyelesaikan makalah ini. Penulis juga tidak lupa ingin mengucapkan terima kasih kepada kedua orangtua karena tanpa dukungan biaya dan juga mental, penulis tidak mungkin akan mampu menyelesaikan makalah ini. Terakhir penulis ingin mengucapkan banyak terima kasih kepada para pembaca yang

telah mau meluangkan waktunya untuk membaca makalah yang telah dibuat oleh Penulis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Anton, Howard (1987), *Elementary Linear Algebra* (5th ed.), New York: Wiley
- [2] <https://www.nvidia.com/en-us/glossary/recommendation-system/>, diakses 29 Desember 2024 pukul 15
- [3] <https://stratoflow.com/spotify-recommendation-algorithm/>, diakses 29 Desember 2024 pukul 15
- [4] <https://jaketae.github.io/study/svd/>, diakses 29 Desember 2024 pukul 15
- [5] <https://docs.google.com/document/d/1-2C-5tur977u8zt8CUVyOCshhKpu9MVxWWobWeTasy4/edit?tab=t.0>, diakses 30 Desember 2024 pukul 10
- [6] <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2023-2024/Algeo-21-Singular-value-decomposition-Bagian1-2023.pdf>, diakses 2 Januari 2025 pukul 17
- [7] <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/AljabarGeometri/2023-2024/Algeo-22-Singular-value-decomposition-Bagian2-2023.pdf>, diakses 2 Januari 2025 pukul 17
- [8] https://medium.com/@ritik_gupta/how-singular-value-decomposition-svd-is-used-in-recommendation-systems-early-explained-201b24e175db, diakses 2 Januari 2025 pukul 20

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis adalah hasil kerja saya sendiri, bukan hasil terjemahan karya orang lain maupun hasil plagiasi.

Bandung, 2 Januari 2025



Felix Chandra (13523012)