

Sistem Rekomendasi Buku Dengan Collaborative Filtering Menggunakan Metode Singular Value Decomposition (SVD)

1st Ridho Akbar
Teknik Informatika
Universitas Telkom

Bandung, Indonesia
ridhoakbar@student.telkomuniversit
y.ac.id

2nd Donni Richasdy
Teknik Informatika
Universitas Telkom

Bandung, Indonesia
donnir@telkomuniversity.ac.id

3rd Ramanti Dharayani
Teknik Informatika
Universitas Telkom

Bandung, Indonesia
ddharayani@telkomuniversity.ac.id

Abstrak— Buku/novel adalah salah satu media hiburan yang tidak pernah luput oleh zaman. Bagi penikmatnya, buku adalah suatu hal yang sangat penting karena buku merupakan suatu hiburan yang akan dibaca sesuai dengan suasana hati mereka. membaca juga merupakan jendela dunia. Dikarenakan banyaknya judul – judul buku yang telah rilis, hal tersebut membuat banyak orang sulit dalam memilih buku yang ingin mereka baca. Dalam permasalahan ini dibutuhkan suatu sistem yang dapat memudahkan pengguna dalam mencari buku atau novel yang sesuai dengan minat mereka, sebuah sistem rekomendasi dirasa mampu untuk memecahkan permasalahan ini. Maka dari itu penelitian ini membangun sebuah sistem rekomendasi buku dengan User-based Collaborative Filtering menggunakan metode singular value decomposition (SVD). Dan dilakukan pengukuran akurasi menggunakan metode MAE dan MSE dan didapatkan hasil akurasi MAE sebesar 0,7063 dan MSE sebesar 0,913.

Kata kunci — Sistem Rekomendasi, User Based Collaborative Filtering, SVD.

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Buku atau novel merupakan suatu hal yang sering kita temui dimanapun, Aksesibilitas buku mudah didapat dan dapat dibaca oleh siapa saja dengan adanya buku dapat memberikan banyak manfaat bagi pembacanya. Salah satu manfaat terbesar dari membaca buku dapat meningkatkan keterampilan berbahasa dan meningkatkan kemampuan berkomunikasi[1]. Tetapi terdapat beberapa kekurangan dalam buku salah satunya yaitu kesulitan si pembaca dalam memilih buku yang diinginkan. Dimasa sekarang ini banyak sekali orang yang salah dalam memilih buku, hal tersebut dikarenakan semakin bertambahnya jumlah buku yang diciptakan dan semakin banyak juga jenis-jenis buku yang baru.

Melihat permasalahan ini, dibutuhkan sebuah sistem yang dapat membantu pengguna dalam mencari buku yang diinginkan. Sistem rekomendasi dirasa mampu membantu

penelitian ini dalam memberikan rekomendasi buku yang tepat kepada pengguna. Dalam sistem rekomendasi, ada beberapa metode yang dapat digunakan diantaranya Collaborative filtering, Content-based filtering, dan gabungan keduanya yaitu hybrid, penggunaan sistem rekomendasi juga sudah banyak sekali ditemui dalam merekomendasikan suatu objek/barang. Dalam kasus ini terdapat beberapa penelitian yang sudah berhasil membuat sistem rekomendasi buku, seperti yang dilakukan Fatima Ijaz dalam penelitian yang berjudul ‘book recommendation using machine learning’ menggunakan metode KNN dengan akurasi RMSE didapatkan hasil 0,3872 [2]. Selain itu yang dilakukan Zaki Mudzakir pada penelitiannya yang berjudul ‘Implementasi Convolutional Neural Network dan Probabilistic Matrix Factorization pada Sistem Rekomendasi Buku’ dengan akurasi MAE yang didapat yaitu 3,0115[3]. Pada penelitian ini penulis membangun sistem rekomendasi buku dengan Collaborative filtering menggunakan metode Singular Value Decomposition (SVD) dan model akurasi MAE dan MSE.

SVD digunakan dalam penelitian ini karena terdapat beberapa kelebihan dalam model ini. Yaitu, sistem tetap dapat memberikan rekomendasi item kepada pengguna baru yang belum memberikan rating item sama sekali, model yang dihasilkan mampu memberikan rekomendasi item secara personalized, dapat mengurangi beban komputasi karena proses training hanya dilakukan sekali sehingga model dapat dengan cepat memberikan rekomendasi item yang tepat kepada pengguna serta dapat mengurangi error prediksi lebih kecil dibandingkan dengan metode Collaborative filtering berbasis memori [4]. Kemudian kenapa penulis memilih MAE dan MSE, karena Nilai MAE lebih mudah diterjemahkan karena memiliki unit yang sama dengan nilai target sehingga lebih mudah dipahami [5]. Untuk MSE sendiri memiliki kelebihan yaitu nilai interpretasi yang ditampilkan lebih jelas dalam satuan target, sehingga lebih mudah untuk memahami dan membandingkan dengan nilai sebenarnya.

1. Topik dan Batasannya

Agar mendapatkan hasil sesuai yang diinginkan, tugas akhir ini memiliki beberapa Batasan masalah, antara lain adalah Sistem rekomendasi ini menggunakan metode User-Based Collaborative filtering, Pengaplikasian sistem rekomendasi ini dilakukan melalui google colab, Pengukuran tingkat akurasi menggunakan akurasi MAE dan MSE dengan metode SVD, Jumlah data yang digunakan sebanyak 1462 data, dengan 34 data pengguna dan 43 data buku.

2. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang, maka dapat disimpulkan masalah – masalah yang akan dikaji adalah sebagai berikut Apakah penggunaan Collaborative filtering mampu merekomendasikan item yang tepat untuk user, Apakah dengan menggunakan Singular value decomposition (SVD) memiliki tingkat akurasi yang baik dalam merekomendasikan suatu objek.

3. Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini yaitu Membangun sistem rekomendasi dengan metode Collaborative filtering sebagai alat bantu untuk memilih buku/novel, Membangun model prediksi menggunakan metode SVD, Mengetahui performa singular value decomposition (SVD) dalam melakukan prediksi rekomendasi buku.

II. KAJIAN TEORI

A. Kajian Pustaka

1. Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi secara khusus merupakan suatu sistem pemberian saran kepada penggunanya dan bersifat personal, berbeda untuk semua pengguna sistem Bertujuan untuk memberikan informasi yang sekiranya menarik bagi pengguna dan membantu pengguna memutuskan apa yang akan disukai olehnya. Perkiraan informasi ini bersifat personal yang didasarkan atas profil dari pengguna sistem. Profil pengguna umumnya didasarkan atas penilaian menarik-tidaknnya suatu informasi yang pernah dibaca oleh pengguna.

Sistem rekomendasi memiliki beberapa metode yang umum digunakan yaitu content-based filtering, collaborative filtering (User-based filtering dan Item-based filtering) dan hybrid yang merupakan penggabungan dari kedua metode tersebut. Pada collaborative filtering, metode dibagi lagi menjadi dua yaitu user-based yang mana pengguna memainkan peran penting dan item-based yang mana item yang lebih memainkan peran penting [5].

2. Collaborative Filtering

Collaborative filtering merupakan salah satu algoritma yang digunakan untuk menyusun recommender system dan telah terbukti memberikan hasil yang sangat baik, rating produk merupakan elemen terpenting dari algoritma ini, rating diperoleh dari sebagian besar customer di mana customer secara eksplisit memberikan penilaiannya terhadap produk [6]. Content-Based filtering tidak mampu menemukan kualitas dari suatu item, untuk mengatasi permasalahan ini Collaborative Filtering juga digunakan

untuk memberikan hasil rekomendasi item pada web(internet). Terdapat 2 metode, yaitu Item Based collaborative dan User based Collaborative Filtering. Item Based Collaborative Filtering memberikan rating terhadap suatu item, kemudian sistem rekomendasi mencari similarity antar item untuk memberikan hasil rekomendasi terhadap user. Sedangkan UserBased Collaborative menjadikan rating dari user terhadap suatu item sebagai acuan untuk membangun user profile yang menjadi dasar rekomendasi terhadap user yang lain, dimana user profile yang mirip cenderung mendapatkan rekomendasi item yang sama [7].

Pendekatan collaborative mempunyai kemampuan untuk menyediakan rekomendasi yang tidak terduga atau tidak disengaja, misalnya dapat merekomendasikan item yang relevan kepada pengguna sekaligus tidak mengandung content dari profil pengguna tersebut. Walaupun dalam beberapa penelitian rekomendasi berbasis kolaboratif (collaborative-based) dapat menutupi kelemahan dari rekomendasi berbasis konten (content-based), rekomendasi berbasis kolaboratif (collaborative-based) memiliki kekurangan, antara lain [8] :

a. Cold-start problem atau new item problem

disebabkan karena collaborative filtering menggunakan rating atau preferensi pengguna untuk merekomendasikan sesuatu kepada pengguna lain, ketika rating yang 11 dibutuhkan tidak tersedia bagi sejumlah besar pengguna, maka sistem rekomendasi tidak akan dapat merekomendasikannya.

b. Sparsity problem,

Pada data yang berukuran besar jika banyak item baru yang sedikit di-rating oleh pengguna, maka item tersebut memiliki prediksi yang buruk dan menghasilkan rekomendasi yang buruk. Terdapat dua metode atau pendekatan yang digunakan dalam collaborative filtering yaitu user-based collaborative filtering dan item-based collaborative filtering.

3. User-based Collaborative Filtering

User-based collaborative filtering merupakan Teknik yang digunakan untuk memprediksi item yang mungkin disukai user berdasarkan penilaian yang diberikan pada item tersebut oleh user lain yang memiliki selera yang sama pada user target [9].

Metode User-based Collaborative Filtering muncul karena adanya pemikiran bahwa kebanyakan orang yang memiliki ciri-ciri yang mirip memiliki kesenangan yang sama juga, sebagai contoh teman bermain kecil anda dulu bisa akrab dengan anda karena memiliki kesenangan yang sama dengan anda, mungkin itu dari film ataupun musik jaman dulu [8].

Tidak menutup kemungkinan bahwa anda dan teman anda bisa terus menyukai film atau musik yang sama dimasa yang akan datang. User-based Collaborative Filtering dapat merekomendasikan item dengan menemukan pengguna yang mirip dengan pengguna lain (sesama pengguna produk).

4. Singular Value Decomposition (SVD)

Singular Value Decomposition (SVD) adalah sebuah teknik faktorisasi matriks yang digunakan untuk

mengekstrak informasi yang terkandung dalam sebuah matriks. Rumus dasar dari SVD adalah sebagai berikut[10]:

$$SVD(A) = U \times S \times V^T \quad (1)$$

Keterangan:

$SVD(A)$ = matriks yang ingin difaktorisasi

U = matriks yang disebut sebagai matriks left singular vectors

S = matriks diagonal yang disebut sebagai matriks singular value

V^T = matriks yang disebut sebagai matriks right singular vectors

U dan V adalah dua matriks orthogonal dengan dimensi $(m \times m)$ dan $(n \times n)$. (S) adalah matriks singular, $(m \times n)$ adalah matriks diagonal yang diagonalnya adalah bilangan real yang tidak negatif. Diagonal entri r dari (S) ($s_1, s_2, \dots, s_r$) memiliki ciri $s_1 > 0$ dan $s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_r$. Berdasarkan dari r columns pertama dari (U) adalah vektor eigen dari ATT dan mewakili singular kiri dari vektor (A) , mengisi ruang columns yang kosong. (R) pertama dari columns (V) adalah vektor eigen dari $A^T A$ yang menggambarkan singular vektor kanan dari (A) , mengisi ruang yang kosong. Jika kita fokus hanya kepada nilai singular r yang bukan nill, dimensi yang efektif dari matriks SVD (U) , (S) dan (V) akan menjadi $m \times r$, $r \times r$, dan $r \times n$.

Atribut penting dari SVD sangat berguna dalam kasus sistem rekomendasi, SVD bisa memberikan perkiraan tingkat rendah terbaik dari matriks asli yaitu matrix (A) . Dengan mempertahankan nilai singular pertama $k \ll r$ dari (S) dan membuang sisa nya yang dapat diartikan dengan menjaga nilai singular k terbesar, berdasarkan fakta bahwa entri (S) telah diurutkan mengurangi dimensi representasi data dan berharap mendapatkan hubungan “latent” yang penting tetapi tidak terbukti dalam representasi asli dari matriks A .

Matriks diagonal disebut sk . Matriks (U) dan (V) harus juga dikurangi, U_k adalah hasil dari menghilangkan baris $(r - k)$ dari matriks (U) . V_k adalah nilai yang didapat dari menghilangkan $(r - k)$ dari matriks (V) . Matriks A_k didefinisikan sebagai berikut:

$$A_k = U_k \times S_k \times V_k^T \quad (2)$$

Dengan pendekatan terdekat dari matriks asal (A) dengan pangkat k yang dikurangi. Setelah tranformasi ini selesai, users dan items dapat direpresentasikan sebagai titik dalam ruang dimensi k .

5. Nilai Akurasi

Akurasi adalah seberapa baik suatu model memprediksi nilai yang sebenarnya. Dalam kasus ini nilai akurasi digunakan untuk mengukur seberapa akurat metode SVD ini dalam merekomendasikan suatu novel/buku terhadap pengguna. Pada proses ini penulis menggunakan 2 jenis model akurasi, yaitu:

Mean Square Error (MSE), atau rata-rata kuadrat galat adalah matriks populer yang digunakan untuk mengukur kinerja dari sebuah model prediksi, terutama masalah

regresi, MSE mengukur seberapa jauh hasil prediksi dari model dari nilai actual. Semakin kecil MSE semakin baik model tersebut berkinerja. Berikut adalah rumus MSE [11]:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (\text{Predicted}_i - \text{Actual}_i)^2}{N} \quad (3)$$

Keterangan :

Predicted = Nilai yang diprediksi

Actual = Nilai asli

N = jumlah nilai

Mean Absolute Error (MAE) adalah matriks yang digunakan untuk mengukur kualitas model prediksi dengan mengukur seberapa besar rata-rata perbedaan absolute antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi. Semakin kecil MAE, semakin baik juga model tersebut berkinerja. Bedanya dengan MSE, MAE menghitung dalam ukuran absolut, sedangkan MSE menghitung galat dalam ukuran kuadrat. Rumus untuk MAE adalah[12]:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |p_i - q_i|}{N} \quad (4)$$

Keterangan:

p_i = Nilai prediksi

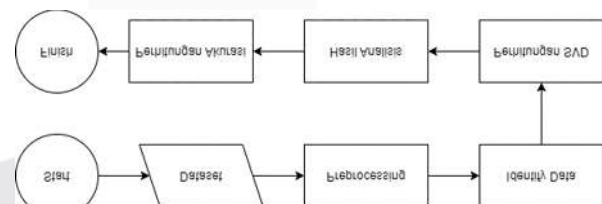
q_i = Nilai aktual

N = Banyak data yang digunakan

III. METODE

A. Perancangan Umum

1. Sistem yang dibangun



GAMBAR 1
Perancangan Umum Sistem

Pada penelitian ini akan dilakukan sebuah rekomendasi novel dengan menggunakan metode *User Based Collaborative Filtering*. Tujuan rekomendasi ini adalah mendapatkan rekomendasi novel yang mendekati apa yang disukai pengguna.

Dijelaskan proses berjalannya sistem secara keseluruhan menggunakan metode *Singular Value Decomposition* (SVD).

Pada penelitian ini proses alur program yaitu :

- Pengimputan dataset kedalam program.
- Kemudia dataset dilakukan preprocessing, hal ini dilakukan untuk menghindari data null dan data null tersebut digantikan dengan rating rata-rata.
- Setelah melakukan preprosesing data ,maka lanjut ke identifikasi data, proses ini melakukan identifikasi

terhadap buku – buku yang telah dirating, kemudian buku-buku yang telah dirating akan dihitung jumlah ratingnya.

- d. Perhitungan SVD ,dimana proses ini dilakukan melalui metode SVD ,fungsi SVD disini yaitu untuk mengkompresi dan menganalisis data rating buku, dan untuk menemukan hubungan antara item yang direkomendasikan.
- e. Hasil Analisis, pada tahap ini data yang sebelumnya diolah kemudian akan ditampilkan hasil rekomendasi buku terhadap pengguna.

Perhitungan akurasi, proses ini digunakan untuk menghitung tingkat akurasi dari metode SVD yang dipakai.

2. Data Set

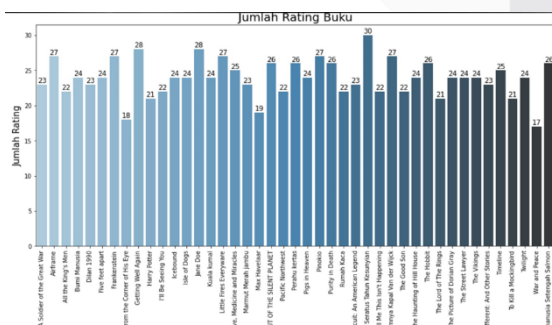
Pada penelitian ini data set yang digunakan yaitu merupakan dataset rating buku yang dibuat dari hasil kuisoner penulis. Data-data Buku yang didapat berasal dari internet yang berjumlah 43.dan pada pengisian kuisoner,didapatkan 34 orang yang data nya sudah terinput kedalam dataset, File data berbentuk csv.

Contoh dataset seperti table dibawah :

TABEL 1
Sample Dataset rating buku

Date	Rating	Rating_max	User	Judul_Buku	Genre
4/12/2022	4	5	Shania gracia	Bumi Manusia	History
5/11/2022	3	5	Andre	Bumi Manusia	History
...	...	...	...	...	
22/01/2022	3	5	Devi	Pinokio	Fiction
26/08/2022	5	5	Supriadi	Pinokio	Fiction

Dapat dilihat pada table 1 bahwa terdapat 6 kolom data dimana Date merupakan tanggal rating, rating merupakan penilaian pengguna terhadap buku, Rating_Max merupakan penilaian maksimal terhadap buku, User merupakan pengguna, Judul Buku merupakan buku yang dirating dan genre merupakan genre dari buku.



GAMBAR 3
Jumlah rating setiap Buku

Pada gambar 3 dapat dilihat visualisasi data yang menampilkan jumlah rating pada setiap buku yang terdapat pada dataset. Jumlah rating yang didapat berasal dari

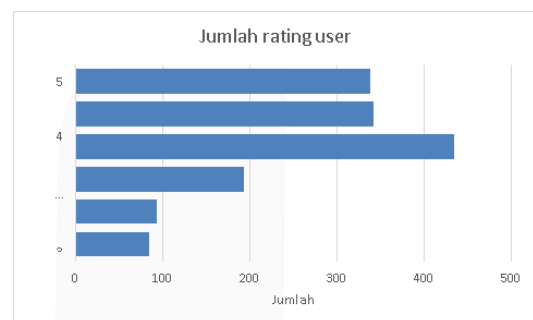
kuisoner yang diisi oleh *user*. Dapat dilihat pada gambar diatas, Buku dengan judul “Seratus Tahun Kesunyian” mendapatkan penilaian paling banyak yang diberikan terhadap *user*, dan “War and Peace” mendapatkan penilaian paling dikit yang diberikan terhadap *user*.

3. Preprocessing Data

Dalam proses ini dilakukan preprocessing pada dataset apabila ada data yang kosong sg, data kosong dalam *rows score* dan *score_max* akan diisi nilai *mean*, dilakukan juga drop columns yang tidak diperlukan, dataset juga telah diacak menggunakan *random_state* hingga akhirnya menampilkan dataset yang siap diproses, dataset setelah dilakukan preprocessing berjumlah 1462 baris dan 4 kolom.

TABEL 4
sampel setelah preprocessing data

Rating	User	Judul_Buku	Genre
3.5	Nadhif	Jane Doe	Fiction
4.0	Jody	Perahu Kertas	Drama
3.0	Kemas	A Soldier of the Great War	History
4.25	Devi	From the Corner of His Eye	Drama



GAMBAR 4
Jumlah Rating seluruh buku.

Dilhat dari gambar 4, merupakan data rating untuk seluruh buku, terlihat rata-rata rating terbanyak terdapat di rating 3.5.

4. Prediksi Singular Value Decomposition (SVD)

SVD merupakan Teknik faktorisasi matriks yang memecah matriks rating menjadi 3 matriks yang berbeda : matriks user, matriks item dan matriks singular value. Proses kerja SVD adalah sebagai berikut :

Mempersiapkan data interaksi pengguna dengan item, seperti rating buku.

Kemudian melakukan matriks faktorisasi, memecahkan matriks interaksi menjadi 3 matriks, yaitu matriks user, matriks buku, dan matriks latent factor.

Gunakan matriks latent factor untuk memprediksi rating yang mungkin diberikan oleh pengguna untuk item tertentu.

Gunakan prediksi rating tersebut untuk menentukan rekomendasi buku untuk pengguna.

5. Tingkat akurasi

Setelah proses perhitungan telah dilakukan dan processing data sudah dilakukan, maka model SVD akan

diuji tingkat akurasi nya. dengan 2 jenis model akurasi yaitu MAE dan MSE.

Pada proses ini skenario yang dibuat yaitu menguji tingkat akurasi dengan mengubah nilai parameternya. Parameter yang diuji ada 3, yaitu learning rate all, n factor dan epochs. Kemudian akan dicari pada nilai berapa akurasi yang paling akurat.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil analisis

Analisis dari penelitian ini yaitu menganalisis tingkat akurasi dari penggunaan SVD, dengan menggunakan beberapa input parameter yaitu menentukan *epochs*, *n factor* dan *learning rate all* terbaik. Model tingkat akurasinya menggunakan MAE dan MSE, analisisnya yaitu mencari hasil tingkat akurasi paling optimal, dengan input *trainset* 75%, dan *testset* 25%.

TABEL 5

Perbandingan hasil akurasi MAE dan MSE pada epochs 5

Epochs 5	lr_all 0,001		lr_all 0,003		lr_all 0,005		lr_all 0,2	
	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE
n_factors 10	0.7063	0.9525	0.7157	0.9473	0.7276	0.9519	1.0389	1.7763
n_factors 20	0.709	0.9563	0.718	0.9513	0.7294	0.956	1.2971	2.7486
n_factors 34	0.709	0.95	0.718	0.9461	0.7293	0.9518	1.2971	2.7486
n_factors 43	0.713	0.9525	0.719	0.9474	0.7298	0.952	1.2971	2.7486
n_factors 50	0.714	0.9581	0.7211	0.953	0.7309	0.9577	1.2971	2.7486
n_factors 60	0.710	0.9474	0.7164	0.9423	0.7268	0.9466	1.2971	2.7486
n_factors 70	0.714	0.9552	0.7226	0.9516	0.7338	0.9574	1.2971	2.7486
n_factors 80	0.720	0.9669	0.7259	0.9627	0.7342	0.9682	1.2971	2.7486
n_factors 90	0.713	0.9632	0.7178	0.9564	0.7283	0.9596	1.2971	2.7486
n_factors 100	0.718	0.9587	0.7223	0.9543	0.7305	1.0569	1.2971	2.7486

Dilihat pada table 5, merupakan hasil dari pengukuran akurasi matriks SVD dengan menggunakan epochs sebesar 5 didapatkan hasil akurasi MAE paling optimal yaitu pada n factors 10 dan *learning rate all* 0,001 dengan nilai MAE 0,7063 dan untuk akurasi MSE hasil akurasi paling optimal yaitu pada n factor 60 dan *learning rate all* 0,003 dengan nilai MSE 0,9423.

TABEL 6

Perbandingan hasil akurasi MAE dan MSE pada epochs 10

epochs 10	lr_all 0,001		lr_all 0,003		lr_all 0,005		lr_all 0,2	
	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE
n_factors 10	0.7088	1.0371	0.7273	1.0344	0.7431	1.0472	1.0919	1.9759
n_factors 20	0.708	1.0453	0.7259	1.0389	0.7413	1.0493	1.2971	2.7486
n_factors 34	0.7145	1.0367	0.7309	1.0336	0.7464	1.0455	1.2971	2.7486
n_factors 43	0.7148	1.0383	0.7312	1.0342	0.7456	1.0455	1.2971	2.7486
n_factors 50	0.7125	1.0325	0.7296	1.0304	0.7448	1.0427	1.2971	2.7486
n_factors 60	0.7097	0.7227	1.0226	0.7369	1.032	1.2971		

60	1.0289				2.7486
n_factors 70	0.7177	0.7331	0.749	1.2971	2.7486
n_factors 80	0.723	0.7276	0.7426	1.2971	2.7486
n_factors 90	0.7143	0.7354	0.7493	1.2971	2.7486
n_factors 100	0.719	0.9549	0.7251	0.7409	1.2971
			1.0419	1.0534	2.7486

Dilihat pada table 6, merupakan hasil dari pengukuran akurasi matriks SVD dengan menggunakan epochs sebesar 10 didapatkan hasil akurasi MAE paling optimal yaitu pada n factors 20 dan *learning rate all* 0,001 dengan nilai MAE 0,7087 dan untuk akurasi MSE hasil akurasi paling optimal yaitu pada n factor 100 dan *learning rate all* 0,001 dengan nilai MSE 0,9549.

TABEL 7

Perbandingan hasil akurasi MAE dan MSE pada epochs 15

epochs 15	lr_all 0,001		lr_all 0,003		lr_all 0,005		lr_all 0,2	
	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE
n_factors 10	0.7107	1.0363	0.7393	1.0466	0.7567	1.0657	1.0697	1.8535
n_factors 20	0.710	1.0351	0.7392	1.0473	0.7573	1.0688	1.2971	2.7486
n_factors 34	0.7133	1.0448	0.7415	1.0557	0.7584	1.075	1.2971	2.7486
n_factors 43	0.7193	1.0494	0.7433	1.0605	0.7594	1.08	1.2971	2.7486
n_factors 50	0.7129	1.0384	0.7377	1.0448	0.7542	1.061	1.2971	2.7486
n_factors 60	0.7173	1.0527	0.7454	1.0691	0.7644	1.095	1.2971	2.7486
n_factors 70	0.710	1.0547	0.7409	1.0655	0.7594	1.0853	1.2971	2.7486
n_factors 80	0.7175	1.0508	0.7417	1.0599	0.7583	1.0787	1.2971	2.7486
n_factors 90	0.7208	1.0558	0.7437	1.0674	0.7586	1.0873	1.2971	2.7486
n_factors 100	0.7229	1.0572	0.7468	1.0674	0.7636	1.0852	1.2971	2.7486

Dilihat pada table 7, merupakan hasil dari pengukuran akurasi matriks SVD dengan menggunakan epochs sebesar 15 didapatkan hasil akurasi MAE paling optimal yaitu pada n factors 70 dan *learning rate all* 0,001 dengan nilai MAE 0,7102 dan untuk akurasi MSE hasil akurasi paling optimal yaitu pada n factor 20 dan *learning rate all* 0,001 dengan nilai MSE 1,0351.

TABEL 8

Perbandingan hasil akurasi MAE dan MSE pada learning all 0,005

epochs 20	lr_all 0,001		lr_all 0,003		lr_all 0,005		lr_all 0,2	
	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE
n_factors 10	0.7126	0.9274	0.7368	0.9166	0.7575	0.9223	1.027	1.6569
n_factors 20	0.7122	0.926	0.7331	0.91	0.7528	0.915	1.2971	2.7486
n_factors 34	0.7324	0.9317	0.7381	0.9226	0.7586	0.932	1.2971	2.7486
n_factors 43	0.7136	0.9299	0.7439	0.917	0.7594	0.9204	1.2971	2.7486
n_factors 50	0.7149	0.9304	0.7405	0.9217	0.7652	0.9304	1.2971	2.7486
n_factors 60	0.7208	0.9403	0.7439	0.9284	0.7672	0.9345	1.2971	2.7486
n_factors 70	0.7147	0.923	0.7512	0.7649	1.2971	2.7486		

70	6	0.9202	0.9326		
n_factors	0.7209	0.7432	0.7615	1.2971	2.7486
80	0.9343	0.9211	0.9222		
n_factors	0.7151	0.7475	0.7655	1.2971	2.7486
90	0.9301	0.9157	0.9168		
n_factors	0.7239	0.7535	0.7731	1.2971	2.7486
100	0.9364	0.9271	0.937		

Dapat dilihat pada table 8, merupakan hasil dari pengukuran akurasi matriks SVD dengan menggunakan epochs sebesar 20 didapatkan hasil akurasi MAE paling optimal yaitu pada n factors 20 dan *learning rate all* 0,001 dengan nilai MAE 0,7122 dan untuk akurasi MSE hasil akurasi paling optimal yaitu pada n factor 20 dan *learning rate all* 0,003 dengan nilai MSE 0,913.

Dari hasil analisis diatas didapatkan bahwa nilai MAE terkecil atau yang paling optimal yaitu rata-rata terdapat pada learning rate all 0,001, dibandingkan dengan yang lainnya nilai learning rate all ini adalah yang paling optimal karena learning rate yang digunakan sesuai dengan kondisi data dan model yang digunakan, dan biasanya learning rate yang lebih kecil akan menghasilkan konvergensi yang lebih baik dalam proses pelatihan.

Pada epochs 5 dan n factor 10 didapatkan hasil MAE yang paling optimal dengan nilai MAE sebesar 0,7063. Hal tersebut memiliki alasan karena jika jumlah epochs yang terlalu besar, maka model mungkin overfitting, artinya model sangat terlatih pada data pelatihan tetapi tidak dapat digeneralisasi dengan baik pada data pengujian. Model dengan jumlah epochs yang lebih kecil memperoleh skor MAE yang lebih baik dibandingkan model dengan jumlah epochs yang lebih besar. Ini dapat terjadi karena jumlah epochs yang lebih kecil dapat mencegah terjadinya overfitting. Serta rata-rata n faktor terbaik terdapat pada nilai 10 – 43, hal tersebut karena jumlah data n yang digunakan cocok dengan jumlah dataset yang digunakan pada analisis ini. Sedangkan untuk MSE berbeda, semakin besar nilai epochs nya maka akan semakin baik nilai prediksinya namun disesuaikan dengan batas nilainya dimana epochs yang terlalu besar maka akan menyebabkan overfitting. Oleh karena itu, pemilihan nilai epochs yang tepat harus dilakukan melalui analisis.

Pada learning rate all 0,002 hasil setiap akurasi sama, hal ini dikarenakan nilai learning rate yang terlalu besar bisa menyebabkan parameter dalam algoritma SVD berubah terlalu drastic pada setiap iterasi dan membuat model sulit untuk konvergen ke nilai optimal. Sebagai hasilnya prediksi nilai yang dihasilkan bisa terlalu besar atau terlalu kecil pada setiap faktor latennya, atau bahkan menjadi sama.

2. Hasil prediksi rekomendasi SVD

Hasil prediksi rating didapatkan menggunakan parameter yang dianggap paling kuat yang sebelumnya sudah ditetapkan melalui proses analisis. Perhitungan prediksi algoritma SVD dengan menggunakan parameter jumlah faktor (*n_factors* 10), jumlah iterasi (epochs 5) dan besar tingkat pembelajaran (*lr_all* 0,001).

TABEL 5
hasil rekomendasi Buku

Rekomendasi	Buku	Est_rating
1	The Hobbit	4.809

2	Pinokio	4.6176
3	OUT OF THE SILENT PLANET	4.3676

Didapatkan hasil rekomendasi buku terhadap user 'Shania gracia' dengan 3 keluaran hasil rekomendasi, rekomendasi ini merupakan hasil prediksi yang dianggap paling baik. rekomendasi pertama yaitu 'The Hobbit' dengan perhitungan rating 4,609, rekomendasi kedua 'Pinokio' dengan perhitungan rating 4,3176 dan rekomendasi ketiga 'OUT OF THE SILENT PLANET' dengan perhitungan rating 4,0676.

V. KESIMPULAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan dalam penelitian ini, sistem rekomendasi Buku dilakukan dengan menggunakan matrix Factorization model SVD untuk datatrain 75% dan data tes 25%, dengan menentukan nilai epochs, learning rate all dan n faktor yang optimal didapatkan hasil MAE sebesar 0,7063 yaitu pada epochs 5, learning rate all 0,001 dan n faktor 10. Sedangkan untuk hasil MSE terbaik terdapat pada epochs 20, learning rate all 0,003 dan n faktor 20 dengan hasil MSE sebesar 0,913.

Penggunaan Collaborative filtering dalam merekomendasikan buku dapat menghasilkan rekomendasi buku yang cukup optimal untuk user. Metode Singular value decomposition (SVD) yang dipakai pada kasus ini juga mampu menghasilkan tingkat akurasi yang baik, hal tersebut karena pemilihan nilai parameter yang sesuai dengan dataset yang dijalankan pada program ini. Jadi, nilai parameter yang sesuai akan mampu untuk meningkatkan kualitas akurasi.

REFERENSI

- [1] Patiung, D. (2016). Membaca sebagai sumber pengembangan intelektual. Al Daulah: Jurnal Hukum Pidana Dan Ketatanegaraan, 5(2), 352-376.
- [2] Ijaz, F. (2020). Book Recommendation System using Machine learning. EasyChair..
- [3] Mudzakir, Z., & Nurjanah, D. (2019). Implementasi Convolutional Neural Network dan Probabilistic Matrix Factorization pada Sistem Rekomendasi Buku. e-proceeding of Engineering, 6(2).
- [4] Ghina, C. F., Purnamasari, R., & Zakiawati, D. (2019). Identifikasi Pola Sidik Bibir Pada Identitas Manusia Menggunakan Metode Singular Value Decomposition (svd) Dan Klasifikasi Learning Vector Quantization (lvq) Untuk Aplikasi Bidang Biometrik Forensik. eProceedings of Engineering, 6(2).
- [5] A. S. G. A. W. Edwin, "Recommendation System Using Collaborative" in International Conference on Digital Technology in Education, Yamanashi, Jepang, 2019
- [6] A. S. Tewari, A. Kumar, and A. G. Barman, "Book Recommendation system based on combine features of content based filtering, collaborative filtering and

- associationrule mining,” Souvenir 2014 IEEE Int. adv. Comput. Conf. LACC 2014, pp. 500-503, 2014
- [7] Thakkar, P., Varma, K., Ukani, V., Mankad, S., & Tanwar, S. (2019). Combining user-based and item-based collaborative filtering using machine learning. In *Information and Communication Technology for Intelligent Systems: Proceedings of ICTIS 2018, Volume 2* (pp. 173-180). Springer Singapore.
- [8] Wang, H. (2022, May). DotMat: Solving Cold-start Problem and Alleviating Sparsity Problem for Recommender Systems. In *2022 IEEE 5th International Conference on Electronics Technology (ICET)* (pp. 1323-1326). IEEE.
- [9] Shi, Y., Larson, M., & Hanjalic, A. (2009, October). Exploiting user similarity based on rated-item pools for improved user-based collaborative filtering. In *Proceedings of the third ACM conference on Recommender systems* (pp. 125-132).
- [10] S. Gong, H. Ye and Y. Dai, "Combining Singular Value Decomposition and Item-based Recommender in Collaborative Filtering," 2009 Second International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining, Moscow, Russia, 2009, pp. 769-772, doi: 10.1109/WKDD.2009.132.
- [11] Dharma, U.S. (2020). "Implementasi Principal Component Analysis pada sistem rekomendasi film dengan pendekatan User Based Collaborative Filtering." Skripsi.
- [12] Wang, W., & Lu, Y. (2018, March). Analysis of the mean absolute error (MAE) and the root mean square error (RMSE) in assessing rounding model. In *IOP conference series: materials science and engineering* (Vol. 324, No. 1, p. 012049). IOP Publishing.
- [14] H. H. Naufal, A. Romadhony and E. Rachmawaty, "Perancangan dan implementasi sistem rekomendasi pengambilan mata kuliah pilihan menggunakan metode hybrid," 2013.