

Sistem Rekomendasi Produk *Clothing* Menggunakan Metode *Collaborative Filtering*

Ryan Sebastian¹, Wina Witanti², Gunawan Abdillah³

Fakultas Sains dan Informatika / Informatika

Universitas Jenderal Achmad Yani

Kota Cimahi, Indonesia

e-mail: ryansebastian20@if.unjani.ac.id, witanti@gmail.com, gunawanabdillah03@gmail.com

Correspondence : e-mail: ryansebastian20@if.unjani.ac.id

Diajukan: 15 Agustus 2024; Direvisi: 23 Agustus 2024; Diterima: 24 Agustus 2024

Abstrak

Perkembangan *e-commerce* telah menghadirkan tantangan bagi konsumen dalam menemukan produk *clothing* yang sesuai dengan preferensi mereka. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem rekomendasi produk *clothing* menggunakan metode *Collaborative Filtering*, dengan fokus pada produk jaket dari brand *Screamous*. Sistem ini diimplementasikan menggunakan model *Cosine Similarity*, *Singular Value Decomposition (SVD)*, dan *Weighted Sum* untuk menganalisis pola preferensi pengguna berdasarkan dataset rating produk yang tersedia. Evaluasi kinerja sistem dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Error (MAE)* dan *Root Mean Square Error (RMSE)* untuk mengukur akurasi rekomendasi yang dihasilkan. Hasil pengukuran menggunakan *MAE* dan *RMSE* menunjukkan bahwa sistem rekomendasi yang dikembangkan menghasilkan nilai *MAE* pada dua puluh user sebesar 0.316 dan nilai *RMSE* sebesar 0.336.

Kata kunci: sistem rekomendasi, *collaborative filtering*, *clothing*, *cosine similarity*, *singular value decomposition*.

Abstract

The development of *e-commerce* has presented challenges for consumers in finding clothing products that match their preferences. This research aims to develop a clothing product recommendation system using the *Collaborative Filtering* method, focusing on jacket products from the *Screamous* brand. The system is implemented using *Cosine Similarity*, *Singular Value Decomposition (SVD)*, and *Weighted Sum* models to analyze user preference patterns based on available product rating datasets. System performance evaluation is conducted using *Mean Absolute Error (MAE)* and *Root Mean Square Error (RMSE)* metrics to measure the accuracy of the recommendations generated. The measurement results using *MAE* and *RMSE* show that the developed recommendation system produces an *MAE* value on twenty users of 0.316 and an *RMSE* value of 0.336.

Keywords: recommendation system, *collaborative filtering*, *clothing*, *cosine similarity*, *singular value decomposition*.

1. Pendahuluan

Pada saat ini perkembangan *e-commerce* di Indonesia sudah sangat berkembang dan diterima dengan baik oleh masyarakat[1]. Perubahan perilaku konsumen dalam memilih produk pakaian secara *online* telah menciptakan tantangan baru dalam memberikan pengalaman berbelanja yang personal dan efisien[2]. Konsumen kini memiliki akses ke berbagai pilihan produk *clothing* yang luas, namun seringkali menghadapi kesulitan dalam menemukan item yang sesuai dengan preferensi mereka

Salah satu solusi untuk mengatasi masalah ini adalah dengan mengimplementasikan sistem rekomendasi produk. Sistem rekomendasi dapat menggunakan berbagai metode untuk memprediksi dan menyesuaikan rekomendasi produk sesuai dengan preferensi pengguna[3][4]. Pilihan untuk berfokus pada produk pakaian dipicu oleh pergeseran konsumen ke *platform online* untuk berbelanja pakaian[5]. Dalam konteks industri *clothing*, terutama untuk brand seperti *Screamous* yang menawarkan berbagai jenis jaket, sistem rekomendasi dapat memainkan peran penting dalam membantu pelanggan menemukan produk yang sesuai dengan selera mereka. Metode *Collaborative Filtering* merupakan salah satu pendekatan yang populer dalam pengembangan sistem rekomendasi. Metode ini memanfaatkan data historis interaksi pengguna dengan produk, seperti rating, untuk menghasilkan rekomendasi yang personal[6]. Dengan

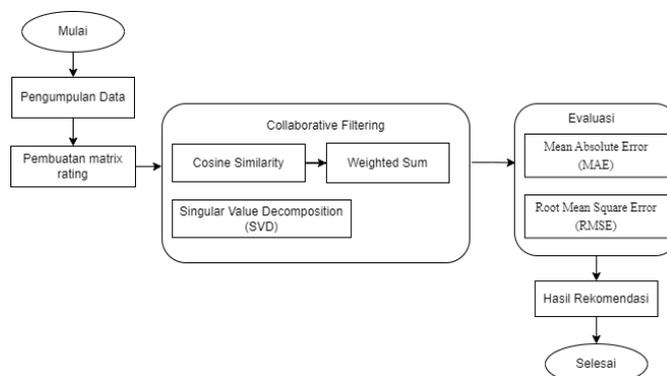
menggunakan teknik-teknik seperti *Cosine Similarity*, *Singular Value Decomposition (SVD)*, dan *Weighted Sum*, sistem dapat menganalisis pola preferensi pengguna dan menghasilkan rekomendasi yang akurat. Penelitian ini memilih metode *Weighted Sum* karena dapat menggabungkan hasil dari berbagai pendekatan. Hasil *Cosine Similarity*, yang menghitung kesamaan antara dua vektor, digunakan dalam penelitian ini untuk mengevaluasi kesamaan preferensi antar pengguna. Sebaliknya, SVD dapat mengatasi masalah sparsitas data dengan mengumpulkan pola laten dalam penilaian data dan mengurangi dimensi matriks.

Memastikan efektivitas sistem rekomendasi memerlukan evaluasi kinerja menggunakan metrik seperti *Mean Absolute Error (MAE)* dan *Root Mean Square Error (RMSE)*. Metrik-metrik ini berperan penting dalam mengukur kesesuaian rekomendasi yang dihasilkan dengan preferensi pengguna yang sebenarnya[7].

Pada penelitian ini, fokus diberikan pada Pengembangan sistem rekomendasi produk *clothing* menggunakan metode *Collaborative Filtering*, dengan fokus pada brand *Screamous*. Pemilihan *dataset* jaket dari brand *Screamous* sebagai fokus penelitian didasarkan pada spesialisasi dan relevansi produk dalam konteks industri *fashion* di Indonesia. *Screamous* adalah brand lokal yang memiliki pangsa pasar yang signifikan, terutama di kalangan anak muda. Dengan berfokus pada produk jaket, penelitian ini menargetkan kategori produk yang memiliki variasi dan permintaan yang cukup tinggi, sehingga memungkinkan penelitian untuk memberikan kontribusi yang relevan dan aplikatif dalam peningkatan pengalaman berbelanja *online*. Kebaruan dari penelitian ini terletak pada penggabungan metode *Cosine Similarity* dan *Singular Value Decomposition (SVD)*. Pendekatan *hybrid* ini memanfaatkan kekuatan kedua metode tersebut, di mana *Cosine Similarity* dapat menangkap kesamaan antar item dengan baik, sementara SVD dapat mengurangi dimensi dan mengatasi masalah sparsitas data. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas rekomendasi produk *clothing*, yang pada gilirannya dapat berdampak pada pengalaman berbelanja *online* dan strategi penyajian produk oleh brand *clothing*. Implementasi sistem rekomendasi ini juga berpotensi memberikan wawasan baru dalam pengembangan sistem rekomendasi yang lebih canggih di industri *fashion*.

2. Metode Penelitian

Pada proses penelitian terdapat tahapan-tahapan untuk menyelesaikan sebuah proyek penelitian tersebut. Tahapan tersebut dijelaskan pada gambar 1.



Gambar 1 Metode Penelitian

Sistem rekomendasi ini akan menggunakan data rating yang diberikan oleh user di toko *screamous* pada *E-Commerce* shopee. Pembuatan matriks rating ini merepresentasikan hubungan antar pengguna dan produk berdasarkan rating yang diberikan. Tahap pengolahan data menggunakan metode *Collaborative Filtering* yang melibatkan tiga tahap penghitungan yaitu *Cosine Similarity*, *Singular Value Decomposition*, dan *Weighted Sum*[8]. *Cosine Similarity* digunakan untuk menghitung nilai kemiripan antar pengguna dengan mengukur kesamaan antar dua vektor (pengguna) berdasarkan sudut kosinus dari kedua vektor tersebut. Hasilnya adalah matriks kesamaan yang menunjukkan sejauh mana preferensi pengguna satu mirip dengan pengguna lainnya. *Singular Value Decomposition* atau biasa disingkat SVD ini digunakan untuk mereduksi dimensi matriks utilitas dengan mendekomposisi matriks tersebut menjadi tiga matriks yang lebih kecil[9]. Proses ini membantu dalam menangkap pola laten dalam data rating, kemudian digunakan untuk memperkirakan rating yang hilang atau belum diberikan oleh pengguna terhadap produk. Selanjutnya memprediksi rating dengan menggunakan *Weighted Sum* dimana prediksi rating ini dilakukan dengan menggabungkan hasil dari *Cosine Similarity* dan SVD. Metode ini mengkalkulasi rating prediksi berdasarkan bobot yang diberikan pada setiap metode, menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Lalu

evaluasi model ini dilakukan menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Squared Error* (RMSE)[10]. MAE mengukur rata-rata kesalahan absolut antara rating yang di prediksi dan rating yang sebenarnya, sedangkan RMSE mengukur akar kuadrat dari rata-rata kesalahan kuadrat. Kedua metrik ini memberikan indikasi seberapa baik model dalam memprediksi rating. Berdasarkan prediksi rating yang telah dihitung, sistem memberikan rekomendasi produk kepada pengguna. Rekomendasi ini disesuaikan dengan preferensi individu pengguna, membantu pengguna menemukan produk yang kemungkinan besar mereka sukai. Dengan alur yang terstruktur ini, penelitian ini memastikan bahwa setiap langkah dalam pengembangan sistem rekomendasi produk *clothing* dilaksanakan dengan metodologi yang tepat, menghasilkan rekomendasi yang akurat dan relevan bagi pengguna.

3. Hasil dan Pembahasan

sistem rekomendasi produk *clothing* menggunakan metode *collaborative filtering* dengan menggabungkan teknik *Cosine Similarity* dan *Singular Value Decomposition* (SVD). Sistem ini dirancang untuk mengidentifikasi dan mengevaluasi masalah yang mungkin terjadi akibat implementasi dari proses rekomendasi, serta untuk memahami seberapa akurat dan efisien sistem dalam memberikan rekomendasi produk kepada pengguna. Sistem ini menggunakan data rating produk oleh pengguna *E-Commerce shopee* di toko *Screamous*.

3.1. Pembuatan Matriks Rating

Pada tahap ini data yang dikumpulkan diolah untuk membuat matriks utilitas, di mana baris merepresentasikan pengguna dan kolom merepresentasikan produk. Setiap entri dalam matriks ini adalah rating yang diberikan oleh pengguna terhadap produk. Matriks utilitas ini penting untuk memahami preferensi pengguna terhadap produk yang ada. Hasil dari pembuatan matriks rating dapat di lihat pada tabel 1.

Table 1 Matrix Rating

username \ produk	produk						
	Produk 1	Produk 2	Produk 3	...	Produk 49	Produk 50	Produk 51
a.budiharto22	2	3	0	...	0	0	0
a.d.bahtiar0	0	0	0	...	0	0	0
a.gumelarr00	0	0	0	...	0	0	0
a_ilham_r	0	0	0	...	0	0	0
...
zyndini	0	0	0	...	0	0	0
zrastoreofficial	0	0	0	...	0	0	0
zyygamestore	0	0	0	...	0	0	0
zzaim29	0	0	0	...	0	0	0

3.2. Perhitungan Cosine Similarity

Mengukur nilai kemiripan antar pengguna, digunakan persamaan *Cosine Similarity*. *Cosine Similarity* menghitung tingkat kesamaan antara dua item berdasarkan sudut kosinus antara vektor-vektor yang mewakili item tersebut. Hasil perhitungan ini berkisar antara -1 dan 1, di mana nilai 1 menunjukkan bahwa kedua item identik, nilai 0 menunjukkan tidak ada kesamaan sama sekali, dan nilai -1 menunjukkan bahwa kedua item sepenuhnya berlawanan.

Perhitungan nilai *similarity* dilakukan kepada *user* satu dengan *user* lainnya, sehingga masing-masing *user* memiliki nilai *similarity* dengan semua *user*.

Table 2 Contoh hasil perhitungan Simillarity

User	User	Nilai Similarity
a.budiharto22	aanzinyo	0.463575069
aabusman	aandrafriatna	0.315995996
abipabian	aan vinanta	0.360094501

Nilai *similarity* 0.463575069 pada baris pertama pada tabel 3.6 diperoleh dengan penerapan persamaan 1

$$sim(a, b) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \tag{1}$$

Keterangan :

- $Sim(a, b)$ = nilai kemiripan antara user i dan j
- $A \cdot B$ = dot product antara dua vektor
- $\|A\|$ = norma (magnitudo) dari vektor A
- $\|B\|$ = norma (magnitudo) dari vektor B

Adapun rumus persamaa $A \cdot B$, $\|A\|$ dan $\|B\|$ adalah sebagai berikut.

$$A \cdot B = \sum_{i=1}^n AiBi \tag{2}$$

Keterangan :

A dan B = dua vektor.

Ai = elemen ke-i dari vektor A

Bi = elemen ke-i dari vektor B

$\sum_{i=1}^n$ = notasi sigma yang berarti menjumlahkan semua elemen dari $i=1$ hingga $i=n$

$$A \cdot B = (2 \times 5) + (3 \times 0) + (0 \times 0) + \dots + (0 \times 0) = 10 + 20 + 5 + 25 + 25 = 85$$

$$\|A\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \tag{3}$$

Keterangan :

$\|A\|$ = norma (magnitudo) dari vektor A

Ai = elemen ke-i dari vektor A

$\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2}$ = akar kuadrat dari jumlah kuadrat elemen A

$$\|A\| = \sqrt{2^2 + 3^2 + 0^2 + \dots + 0^2} = \sqrt{164}$$

$$\|B\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2} \tag{4}$$

Keterangan :

$\|B\|$ = norma (magnitudo) dari vektor B

Bi = elemen ke-i dari vektor B

$\sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}$ = akar kuadrat dari jumlah kuadrat elemen A

$$\|B\| = \sqrt{5^2 + 0^2 + 0^2 + \dots + 0^2} = \sqrt{205}$$

$$Sim(a, b) = \frac{85}{\sqrt{164} \times \sqrt{180}} = 0.463575069$$

3.3. Perhitungan *Weighted Sum*

Mengestimasi nilai rating dari item-item tersebut dengan memperbandingkan nilai rating yang telah diberikan oleh pengguna pada suatu item dengan tingkat kemiripan antara item tersebut dan item lainnya. Pendekatan yang diterapkan menggunakan metode *Weighted Sum*.

$$P(i, j) = \frac{\sum_{i \in I} (Ru, i \cdot Si, j)}{\sum_{i \in I} |Si, j|} \tag{5}$$

Keterangan :

$P(u, j)$ = prediksi untuk pengguna u pada produk j

$i \in I$ = himpunan produk yang mirip dengan produk j

Ru, I = rate pengguna u pada produk i

Si, j = nilai kemiripan antara produk i dan produk j

Contoh perhitungan nilai prediksi pada user i terhadap 4 user lain

$$P(i, j) = \frac{(5 \cdot 0.707107) + (3 \cdot 0.353553) + (5 \cdot 1) + (4 \cdot 0.845154)}{|0.707107| + |0.353553| + |1| + |0.845154|}$$

$$P(i,j) = \frac{12.97681}{2,905814}$$

$$P(i,j) = 4,4658088921038$$

3.4. Implementasi SVD

Singular Value Decomposition (SVD) adalah sebuah metode yang digunakan untuk memfaktorkan sebuah matriks menjadi tiga matriks khusus. SVD digunakan secara luas dalam banyak aplikasi seperti pengolahan sinyal, pengenalan pola, kompresi data, dan analisis data.

$$A = U\Sigma V^T \tag{6}$$

Keterangan :

- U = matriks ortogonal berukuran $m \times m$,
- Σ = matriks diagonal berukuran $m \times n$,
- V = matriks ortogonal berukuran $n \times n$,
- V^T = adalah transpos dari matriks V

Dari hasil mengimplementasikan metode *Singular Value Decomposition* maka menghasilkan matriks sebagai berikut

Table 3 Matrix U

	0	1	...	49	50
	5.672109428	-2.05191139	...	-0.467896477	-0.670901863
	6.01316765	-0.828939913	...	2.748072924	-1.395872003
	6.538624227	-0.662689535	...	0.250234455	-0.226888302

	0.353714789	-0.007051716	...	0.478876725	-0.248223814
	0.355136721	-0.356367584	...	2.847561818	-0.27780618
	0.481565604	-0.257257931	...	-0.079077121	0.006698749

Table 4 Matrix Σ

	0	1	...	49	50
0	189.4612428	0	...	0	0
1	0	75.14879626	...	0	0
...
49	0	0	...	43.44136253	0
50	0	0	...	0	39.40131992

Table 5 Matrix V^T

	0	1	...	49	50
0	0.145738095	0.136384459	...	0.142696129	0.150751066
1	0.036399975	-0.003420615	...	-0.052546693	0.072873073
2	-0.012550769	-0.007958601	...	-0.020094929	-0.135096697
...
48	-0.026396055	0.115969834	...	-0.0092872	0.016512741
49	0.061531979	-0.00365761	...	-0.101145992	-0.049613493
50	0.046322066	-0.048231142	...	-0.020804213	-0.034144057

Table 6 Prediksi rating dari SVD

	Produk 1	Produk 2	...	Produk 50	Produk 51
a.budiharto22	2	3	...	-5.18534E-15	1.8104E-15
a.d.bahtiar0	3.48142E-15	2.54877E-15	...	2.80358E-15	-4.72597E-17
a.gumelarr00	2.87042E-15	2.6141E-15	...	3.64868E-16	5
a_ilham_r	-4.92755E-15	3.71996E-15	...	2.52239E-15	1.05565E-15
...

zaydan_02	7.16905E-17	1.62029E-15	...	7.62453E-16	-4.93064E-16
zayenazka	-5.34347E-16	-6.89492E-16	...	-2.55116E-16	-1.86031E-16
zayn1606	1.98726E-15	3.82308E-16	...	-4.18303E-16	-2.48757E-16

3.5. Hasil Rekomendasi

Semua data prediksi tentang nilai prediksi pengguna terhadap suatu produk, khususnya yang berkaitan dengan pengguna, akan diurutkan dari nilai prediksi tertinggi ke nilai prediksi terendah. Nilai prediksi rating tertinggi pasti akan berada di peringkat pertama.

3.6. Hasil Pengujian

Pengujian ini, model diuji untuk mengetahui nilai *error*, pengujian dilakukan pada 20 user secara acak. Pengujian model ini menggunakan metrik *Mean Absolute Error* dan *Root Mean Square Error*. Dari 20 user tadi diperoleh nilai MAE dan RMSE sebagai berikut yang akan ditampilkan pada tabel 7.

Table 7 Hasil Perhitungan MAE Dan RMSE Pada 20 User

User	MAE	RMSE
hansitara	0.32841896118328967	0.3285541687732033
nindyvodro	0.34306908334653774	0.34316854296840515
tikayustikaaaa	0.39118752442411964	0.39206826803114464
mayamariam_	0.34778297169290456	0.34801407799537226
miwinda	0.3300348962823462	0.33019324373735587
irwandiadi9	0.35089116135061954	0.3509315688482514
muhamadalrafli	0.3431842516352175	0.3433363821806307
kurniyawati77	0.20982221292837824	0.21053157948944498
kikisanton39	0.25487357849753883	0.25511544780379264
Herryjago	0.3587245276463387	0.35895931636634004
najmisbah28	0.3326549144023695	0.33287376883816006
fajrihardianto	0.32287619592398914	0.32301067333826544
permanashafi	0.3596855614146859	0.3598409313465888
liayuliani5588	0.34910615898711583	0.3495540559554112
indra_aldiandra	0.37091097019907976	0.37112235199617055
krissceleng	0.2548735784975389	0.25511544780379275
kholidcico	0.3424667635196264	0.342626056813324
masalik_	0.31862353262583804	0.31863938781153894
utamadarma	0.42690305960640135	0.43028152829468896
jazuliiiiii	0.3837077465602114.	0.3839037779677735

Setelah perhitungan nilai MAE dan RMSE didapatkan, selanjutnya akan dihitung nilai rata-ratanya. Adapun nilai perhitungan rata-rata nilai MAE dan RMSE adalah sebagai berikut.

$$MAE = \frac{6.336089904}{20} = 0.316804495$$

$$RMSE = \frac{6.727840576}{20} = 0.336392029$$

Perhitungan rata-rata MAE dan RMSE yang diuji dengan menggunakan data sebanyak 20 user mendapatkan nilai MAE sebesar 0.316804495 dan nilai RMSE sebesar 0.336392029.

4. Kesimpulan

Penelitian ini mengembangkan sistem rekomendasi produk *clothing* menggunakan metode *collaborative filtering* yang memanfaatkan data historis pengguna. Sistem ini menggunakan *cosine similarity* untuk menghitung kesamaan antar pengguna, *weighted sum* untuk prediksi rating, dan *singular value decomposition* (SVD) untuk mereduksi matriks. Evaluasi menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) menunjukkan bahwa sistem ini memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode individual. Hasil pengujian terhadap 20 user menunjukkan nilai rata-rata MAE menghasilkan nilai 0.316804 dan untuk RMSE menghasilkan nilai 0.33639.

Penelitian ini dapat dikembangkan dengan menggunakan metode *deep learning* Untuk meningkatkan akurasi rekomendasi, penelitian masa depan dapat mengeksplorasi penggunaan metode *deep*

learning seperti *Neural Collaborative Filtering* (NCF) atau model *hybrid* yang menggabungkan *deep learning* dengan teknik *traditional filtering*.

Daftar Pustaka

- [1] S. Y. Asep Mulyana, "Aplikasi E-Commerce Dengan Sistem Rekomendasi Berbasis Collaborative Filtering Pada Toko Distro Nocturnal," pp. 7823–7830.
- [2] Nadila Dara Rahmawati and Agus Prasetyo Utomo, "Sistem Rekomendasi Pakaian Muslim Toko Al-Fath Semarang Dengan Collaborative Filtering," *Elkom J. Elektron. dan Komput.*, vol. 15, no. 1, pp. 45–51, 2022, doi: 10.51903/elkom.v15i1.645.
- [3] D. Siswanto, Z. Zamzami, L. Nijal, S. Rajab, and S. Ridar Wilis Rambe, "Aplikasi Rekomendasi Dalam Pemilihan Buku Siswa Di Perpustakaan Menggunakan Metode Collaborative Filtering Pada Smkn 2 Mandau Berbasis Web," *Zo. J. Sist. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 101–116, 2022, doi: 10.31849/zn.v4i1.9531.
- [4] T. Badriyah, R. Fernando, and I. Syarif, "Sistem Rekomendasi Content Based Filtering Menggunakan Algoritma Apriori," *Konf. Nas. Sist. Inf. 2018*, p. 554, 2018.
- [5] Aryani, B. Susilo, and Y. Setiawan, "Perancangan Sistem Rekomendasi Pemilihan Cinderamata Khas Bengkulu Berbasis E-MARKETPLACE," *J. Rekursif*, vol. 7, no. 1, pp. 70–76, 2019.
- [6] D. R. Pradana, S. Sa'adah, and D. Nurjanah, "Sistem Rekomendasi Sepatu Lokal Menggunakan Metode Collaborative Filtering Pada Toko Sepatu Tarsius Store," *e-Proceeding Eng.*, vol. 9, no. 3, pp. 2216–2176, 2022.
- [7] T. O. Hodson, "Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not," *Geosci. Model Dev.*, vol. 15, no. 14, pp. 5481–5487, 2022, doi: 10.5194/gmd-15-5481-2022.
- [8] Y. M. Arif, H. Nurhayati, F. Kurniawan, S. M. S. Nugroho, and M. Hariadi, "Blockchain-Based Data Sharing for Decentralized Tourism Destinations Recommendation System," *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, vol. 13, no. 6, pp. 472–486, 2020, doi: 10.22266/ijies2020.1231.42.
- [9] Z. Kuang, "Singular-Value Decomposition and its Applications Introduction to Singular-Value Decomposition," pp. 1–28.
- [10] B. Prasetyo, H. Haryanto, S. Astuti, E. Z. Astuti, and Y. Rahayu, "Implementasi Metode Item-Based Collaborative Filtering dalam Pemberian Rekomendasi Calon Pembeli Aksesoris Smartphone," *Eksplora Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 17–27, 2019, doi: 10.30864/eksplora.v9i1.244.