

Model Relasi dan Fungsi untuk Sistem Rekomendasi di *E-Commerce* seperti Shopee dan Tokopedia

Sebastian Enrico Nathanael - 13523134¹

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

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

sebastian230405@gmail.com, 13523134@std.stei.itb.ac.id

Abstract—This paper investigates the application of relations and functions in designing recommendation systems for e-commerce platforms, such as Shopee and Tokopedia. Key mathematical concepts, including relational mapping and functional dependencies, are employed to model user preferences and product recommendations. The study highlights how these mathematical frameworks enhance the accuracy and relevance of personalized recommendations, ultimately improving user experience and business outcomes.

Keywords—Relations, functions, e-commerce, personalized recommendations, Recommendation, System Recommendation

I. PENDAHULUAN

Dalam era digital saat ini, *e-commerce* telah menjadi salah satu sektor dengan pertumbuhan tercepat di dunia. Platform seperti Shopee dan Tokopedia menjadi pusat transaksi bagi jutaan pengguna setiap harinya. Dengan semakin meningkatnya jumlah produk yang tersedia, pengguna sering menghadapi kesulitan dalam menemukan produk yang relevan dengan kebutuhan mereka. Sistem rekomendasi telah menjadi elemen penting yang mendukung pengalaman pengguna sekaligus mendorong pertumbuhan bisnis dalam dunia *e-commerce* saat ini. Dengan meningkatnya volume produk dan pengguna, kebutuhan untuk memberikan rekomendasi yang relevan dan personal semakin mendesak. Sistem rekomendasi berfungsi untuk membantu pengguna menemukan produk yang sesuai dengan preferensi mereka, sekaligus mengoptimalkan efisiensi dan efektivitas proses pencarian (Ricci et al., 2015)

Pendekatan matematis, seperti konsep relasi dan fungsi, memiliki peran signifikan dalam mengembangkan sistem rekomendasi. Relasi dalam model data digunakan untuk memetakan hubungan antara pengguna, produk, dan kategori, sedangkan fungsi memungkinkan analisis pola yang lebih mendalam, termasuk preferensi dan perilaku pengguna. Dalam konteks ini, relasi membantu mendefinisikan hubungan eksplisit antar entitas, sementara fungsi memberikan wawasan tentang pola interaksi yang kompleks, seperti kecenderungan pembelian berdasarkan riwayat atau rekomendasi berbasis kesamaan (Aggarwal, 2016).

Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi penerapan model relasi dan fungsi dalam pengembangan sistem rekomendasi pada platform *e-commerce* seperti Shopee dan Tokopedia. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan relevansi rekomendasi, sehingga menciptakan pengalaman yang lebih personal bagi pengguna. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengkaji bagaimana konsep matematis ini dapat diterapkan untuk memproses data besar dan mengatasi tantangan dalam personalisasi rekomendasi. Serta kajian ini diharapkan dapat memberikan wawasan baru tentang pentingnya penerapan teori relasi dan fungsi dalam

pengembangan sistem rekomendasi yang efektif dan efisien, sekaligus menawarkan solusi inovatif untuk menjawab tantangan di industri *e-commerce* yang terus berkembang pesat.

II. LANDASAN TEORI

A. Matriks

Matriks adalah suatu susunan bilangan real atau bilangan kompleks (atau elemen-elemen) yang disusun dalam baris dan kolom sehingga membentuk jajaran persegi panjang. Anggota dari suatu matriks dapat pula dinyatakan dengan huruf kecil yang berindeks ganda (a_{ij}), dengan indeks pertama menyatakan di baris mana anggota itu terletak dan indeks kedua menyatakan di kolom mana anggota itu terletak. Sebagai contoh a_{12} artinya anggota tersebut terletak pada baris kesatu dan kolom kedua. Begitu juga a_{24} artinya anggota tersebut terletak pada baris kedua dan kolom keempat.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} \end{bmatrix}$$

↓ ↓ ↓
kolom 1 kolom 2 kolom j

→ baris 1
→ baris 2
→ baris i

Gambar 1.

Notasi singkat untuk penulisan matriks di atas adalah sebagai berikut $[a_{ij}]_{m \times n}$ atau $[a_{ij}]$

Dalam teori matriks, terdapat berbagai jenis matriks, seperti matriks baris, matriks kolom, matriks persegi, dan matriks identitas, yang masing-masing memiliki ciri khas tertentu. Selain itu, terdapat beberapa operasi dasar yang dapat dilakukan pada matriks, seperti penjumlahan, perkalian, dan pencarian determinan. Perkalian matriks, misalnya, hanya dapat dilakukan jika jumlah kolom matriks pertama sama dengan jumlah baris matriks kedua. Salah satu konsep penting dalam teori matriks adalah invers matriks, yang hanya ada pada matriks yang memiliki determinan tidak sama dengan nol. Sifat-sifat matriks, seperti komutatif, asosiatif, dan distributif, mempermudah manipulasi dan analisis matriks dalam berbagai aplikasi. Teori matriks merupakan alat yang sangat berharga dalam memecahkan berbagai masalah dalam ilmu terapan dan teori matematika.

B. Pengertian Aplikasi

Aplikasi adalah *software* atau perangkat lunak yang dibuat oleh suatu perusahaan komputer untuk mengerjakan tugas-tugas tertentu, misalnya Microsoft

C. Pengertian *E-commerce*

Electronic Commerce atau yang biasa disingkat *e-commerce* adalah bagian dari *Electronic Business*, yaitu bisnis yang dilakukan melalui transmisi elektronik. Para ahli dan praktisi bisnis telah mencoba merumuskan definisinya. Secara umum, *e-commerce* dapat didefinisikan sebagai segala bentuk transaksi jual beli barang atau jasa yang dilakukan dengan menggunakan media elektronik.

E-commerce melibatkan penggunaan jaringan komputer untuk komunikasi bisnis dan transaksi komersial. Menurut situs *web e-Commerce Net*, *e-commerce* adalah aktivitas menjual barang atau jasa melalui internet. Semua elemen yang mendukung bisnis praktis diterapkan di dalamnya, seperti penyediaan produk, metode pembayaran, jaminan atas barang yang dijual, promosi, dan layanan pelanggan.

Definisi-definisi ini pada dasarnya memiliki kesamaan, yaitu melibatkan komponen utama transaksi, seperti pembeli, penjual, barang atau jasa, dan informasi, serta menggunakan media internet sebagai perantaranya (Yun Gao, 2005: p.35).

D. Pengertian Sistem

Pengertian sistem menurut beberapa pakar antara lain adalah sebagai berikut: “Sistem adalah elemen-elemen yang saling berhubungan membentuk suatu kesatuan atau organisasi”. (Amsyah 2000 : p4). Sistem adalah sekumpulan elemen yang saling berhubungan dan berinteraksi untuk mencapai tujuan tertentu

E. Model Relasi

Model relasi merupakan pendekatan formal yang digunakan untuk merepresentasikan hubungan antara entitas dalam suatu sistem. Dalam teori basis data, relasi biasanya direpresentasikan dalam bentuk tabel atau matriks, di mana baris (tupel) mewakili data individual, dan kolom (atribut) menggambarkan karakteristik atau properti dari data tersebut (Elmasri & Navathe, 2016).

Relasi merupakan hubungan atau keterkaitan antara elemen-elemen dari dua himpunan atau himpunan yang sama. Misalkan terdapat dua himpunan berupa A dan B, dua elemen berupa a dan b, dan R adalah sebuah relasi antara himpunan A dan B. R merupakan himpunan bagian dari $A \times B$. Misalkan juga $a \in A$ dan $b \in B$. Keterhubungan a dan b dapat digambarkan oleh pasangan terurut (a, b). Notasi a R b memiliki arti (a, b) $\in R$. Dalam kata lain, relasi R menghubungkan relasi a dengan b. Relasi dapat direpresentasikan dengan berbagai macam cara, seperti dengan diagram panah, tabel, matriks, graf berarah, dan diagram kartesian. Misalkan terdapat himpunan $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ dan himpunan $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ dan kedua himpunan tersebut dihubungkan dengan relasi R. Relasi R dapat direpresentasikan sebagai matriks M. Misalkan m_{ij} merupakan elemen dari matriks M (i dan j masing-masing menyatakan baris dan kolom elemen pada matriks). Elemen m_{ij} dapat bernilai 1 atau 0. Nilai 1 memiliki arti bahwa a_i dan b_j dihubungkan oleh R, sedangkan nilai 0 memiliki arti bahwa a_i dan b_j tidak

dihubungkan oleh R

$$M = \begin{matrix} & b_1 & b_2 & \dots & b_n \\ \begin{matrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{matrix} & \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \dots & m_{1n} \\ m_{21} & m_{22} & \dots & m_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{m1} & m_{m2} & \dots & m_{mn} \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Gambar 2.

Sebagai contoh, jika U adalah himpunan pengguna dan P adalah himpunan produk, maka relasi $R \subseteq U \times P$ menunjukkan pasangan pengguna u dan produk p, di mana u memiliki interaksi dengan p. Relasi ini dapat direpresentasikan dalam bentuk matriks interaksi, yang menjadi dasar untuk analisis lebih lanjut dalam sistem rekomendasi.

F. Pengertian Fungsi

Fungsi adalah hubungan matematis antara dua himpunan yang memetakan setiap elemen dari satu himpunan (domain) ke elemen tertentu di himpunan lain (kodomain). Fungsi memastikan bahwa setiap elemen di domain memiliki pasangan yang unik di kodomain. Fungsi dinyatakan dalam bentuk $f: A \rightarrow B$ dengan aturan $f(a) = b$, di mana $a \in A$ dan $b \in B$. Sebagai contoh, jika $f = \{(1,a), (2,b), (3,c)\}$, maka fungsi ini memenuhi sifat keunikan pasangan. Namun, jika terdapat elemen a di A yang dipetakan ke lebih dari satu elemen di B, maka relasi tersebut tidak dapat disebut fungsi.

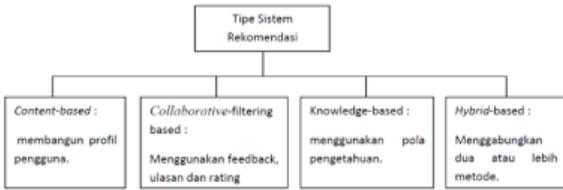
G. Model Fungsi dalam Sistem Rekomendasi

Dalam konteks sistem rekomendasi, model fungsi sering digunakan untuk memetakan hubungan antara pengguna dan item yang mereka konsumsi. Fungsi kegunaan memodelkan tingkat preferensi pengguna terhadap item tertentu. Fungsi ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola interaksi berdasarkan data historis dan memprediksi preferensi pengguna untuk item yang belum mereka coba. Fungsi-fungsi ini dapat dirancang menggunakan berbagai pendekatan, seperti fungsi linier sederhana, model probabilistik, hingga metode berbasis pembelajaran mesin untuk menangani data kompleks.

Ada beberapa metode atau teknik yang digunakan dalam sistem rekomendasi. Setiap metode disesuaikan dengan permasalahan dalam menghasilkan sebuah informasi yang sesuai. *Belka dan Plöbfnig* (2004) menyatakan metode atau pendekatan yang dipilih pada sistem rekomendasi bergantung pada permasalahan yang akan diselesaikan, teknik rekomendasi yang berbeda-beda digunakan untuk aplikasi yang berbeda, dasar dari suatu tujuan dan objektif dari sebuah aplikasi. Dari penelitian terbaru metode atau teknik rekomendasi memiliki beberapa sejumlah kemungkinan klasifikasi (Adomavicius & Tuzilin., 2005).

Berdasarkan metode rekomendasi yang sering digunakan, sistem rekomendasi dibagi dalam beberapa klasifikasi yaitu: *content based recommendation*, *collaborative-based recommendation* dan *hybrid-based recommendation* dan metode *knowledge based*

recommendation



Gambar 3.

H. Pengertian Collaborative Filtering

Collaborative Filtering (CF) adalah metode dalam sistem rekomendasi yang memanfaatkan data interaksi pengguna untuk memberikan rekomendasi. Ide utamanya adalah bahwa pengguna dengan preferensi serupa di masa lalu cenderung memiliki preferensi yang sama di masa depan. CF tidak memerlukan informasi eksplisit tentang produk (seperti deskripsi atau fitur), tetapi hanya memanfaatkan relasi antar pengguna, produk, dan interaksi mereka.

I. Hubungan Collaborative Filtering dengan Model Relasi

Collaborative Filtering sangat bergantung pada model relasi, karena metode ini menggunakan data interaksi antara pengguna dan produk sebagai dasar analisis. Relasi ini sering direpresentasikan dalam bentuk matriks interaksi, di mana:

- Baris merepresentasikan pengguna.
- Kolom merepresentasikan produk.
- Elemen dalam matriks merepresentasikan interaksi antara pengguna dan produk, seperti rating, klik, atau pembelian.

Sebagai contoh:

	P_1	P_2	P_3	P_4
U_1	5	0	3	0
U_2	0	4	0	2
U_3	2	0	4	5

Gambar 4.

Dalam gambar di atas:

1. Relasi $(U_1, P_1) = 5$ menunjukkan bahwa pengguna U_1 memberikan rating 5 untuk produk P_1
2. Relasi $(U_2, P_4) = 2$ menunjukkan pengguna U_2 memberikan rating 2 untuk produk P_4 .

CF bekerja dengan mengisi nilai-nilai kosong (0) dalam matriks interaksi berdasarkan pola relasi yang ditemukan di data.

J. Hubungan Collaborative Filtering dengan Fungsi

CF menggunakan fungsi-fungsi matematika untuk mengidentifikasi pola dalam data relasi dan menghasilkan prediksi rekomendasi. Berikut adalah beberapa fungsi utama yang digunakan dalam CF:

a. Fungsi Kesamaan (Similarity Function)

Fungsi ini digunakan untuk menghitung tingkat kesamaan antara dua entitas, baik pengguna maupun produk. Kesamaan dihitung berdasarkan pola interaksi dalam matriks.

- *Cosine Similarity*

Mengukur kesamaan berdasarkan sudut antara dua vektor (pengguna-produk atau produk-pengguna).

$$\text{Sim}(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \cdot B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}$$

A dan B adalah vektor interaksi pengguna-produk atau produk-pengguna

- *Pearson Correlation*

Mengukur kesamaan berdasarkan korelasi linier antara dua vektor.

$$\text{Sim}(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i - \bar{A})(B_i - \bar{B})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i - \bar{A})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i - \bar{B})^2}}$$

Dimana \bar{A} dan \bar{B} adalah nilai rata-rata dalam vektor A dan B

K. Fungsi Prediksi (Prediction Function)

Setelah kesamaan dihitung, CF menggunakan fungsi prediksi untuk memperkirakan skor interaksi (misalnya, rating) pengguna terhadap produk yang belum diberi rating.

a. *Weighted Sum*

Prediksi skor dihitung sebagai rata-rata berbobot dari rating pengguna

$$\hat{r}_{u,i} = \frac{\sum_{v \in N(u)} \text{Sim}(u, v) \cdot r_{v,i}}{\sum_{v \in N(u)} |\text{Sim}(u, v)|}$$

Di mana : Prediksi rating pengguna u terhadap produk i .

b. *Matrix Factorization*

Menggunakan teknik seperti *Singular Value Decomposition (SVD)* untuk memperkirakan nilai-nilai yang hilang dalam matriks. *Singular Value Decomposition (SVD)* adalah metode faktorisasi matriks yang banyak digunakan dalam sistem rekomendasi untuk menganalisis pola tersembunyi dalam data interaksi pengguna dan item. SVD memecah matriks interaksi menjadi tiga komponen utama: matriks yang merepresentasikan pola dalam baris (pengguna), matriks diagonal yang berisi nilai singular (indikator kekuatan pola), dan matriks V^T yang merepresentasikan pola dalam kolom (item).

Dengan memanfaatkan sifat ortogonal dari U dan V^T , serta hanya mengambil nilai singular terbesar di Σ , SVD memungkinkan reduksi dimensi sehingga dapat meningkatkan efisiensi komputasi sekaligus mempertahankan informasi penting. Dalam sistem

rekomendasi berbasis Collaborative Filtering, SVD digunakan untuk mengisi nilai-nilai kosong pada matriks interaksi dengan memanfaatkan pola laten antara pengguna dan item, sehingga dapat menghasilkan rekomendasi yang relevan. Meskipun efektif dalam menangani data yang besar, SVD memiliki keterbatasan, seperti mahalnya komputasi untuk dataset yang sangat besar dan perlunya pengisian awal untuk nilai yang kosong, yang dapat memperkenalkan bias.

Secara matematis, SVD dinyatakan sebagai:

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

Proses kerja pada SVD

1. Dekonstruksi Matriks
Dekonstruksi Matriks A menjadi E , Σ , dan V^T .
2. Reduksi Dimensi
Karena tidak semua nilai singular dalam Σ signifikan, hanya nilai terbesar yang dipilih untuk merepresentasikan pola utama. Matriks U , Σ , dan V^T dipangkas menjadi:
 - o U_k : Matriks U dengan kolom pertama.
 - o Σ_k : Matriks diagonal dengan nilai singular terbesar.
 - o V_k^T : Matriks V^T dengan baris pertama.

Matriks hasil rekonstruksi parsial adalah:

$$A' = U_k \Sigma_k V_k^T$$

3. Prediksi Nilai Kosong
Nilai kosong dalam matriks interaksi asli dapat diestimasi menggunakan matriks rekonstruksi. Misalnya, jika pengguna belum memberikan rating pada suatu item, prediksi dapat dihitung berdasarkan pola laten yang ditemukan oleh SVD.

III. ANALISIS MODEL RELASI DAN FUNGSI PADA SISTEM REKOMENDASI

A. Penjelasan Metode dan Persiapan Data

Analisis model relasi dan fungsi pada sistem rekomendasi berbasis *Collaborative Filtering* dilakukan dengan pemetaan data antar interaksi pengguna dan produk, menghitung kesamaan menggunakan *cosine similarity*, dan *pearson correlation*. Pemilihan metode *Collaborative Filtering* sebagai pendekatan utama dalam penelitian ini karena efektivitas dalam pengolahan data. Metode CF bekerja berdasarkan pola interaksi pengguna, dan memanfaatkan data histori untuk melakukan rekomendasi yang relevan. Metode ini juga tidak membutuhkan banyak atribut spesifik untuk pengolahan data sehingga lebih akurat dan fleksibel dalam penerapannya.

Metode ini juga digunakan pada platform e-commerce seperti Shopee dan Tokopedia.

Metode :

1. Pemetaan Data Interaksi Pengguna-Produk
Data interaksi antara pengguna dan produk direpresentasikan dalam bentuk matriks pengguna-produk. Matriks ini menyimpan informasi seperti:
 - a. Pengguna (*User*): Representasi unik setiap pelanggan.
 - b. Produk (*Item*): Objek yang akan direkomendasikan.
 - c. Interaksi (*Interaction*): Aktivitas seperti pembelian, klik, atau rating.

Data ini menjadi dasar untuk mempelajari pola interaksi dan hubungan pengguna dengan produk. Matriks yang terbentuk akan memiliki banyak nilai kosong (*sparsity*), yang menunjukkan produk yang belum diinteraksikan oleh pengguna.

2. Perhitungan Kesamaan (*Similarity*)
Langkah ini bertujuan untuk menemukan hubungan atau kesamaan antara pengguna (*user-user similarity*) atau antara produk (*item-item similarity*). Metode seperti *Cosine Similarity* atau *Pearson Correlation* digunakan untuk menghitung tingkat kemiripan berdasarkan data interaksi.
Jika pengguna U1 dan U2 memiliki pola interaksi yang serupa terhadap produk tertentu, maka produk yang disukai oleh U1 dapat direkomendasikan kepada U2.
3. Prediksi Interaksi yang Hilang
Setelah kesamaan dihitung, nilai interaksi yang kosong (belum diketahui) diprediksi. Teknik prediksi seperti *weighted sum* digunakan untuk memperkirakan skor interaksi antara pengguna dan produk.
Jika pengguna U3 belum memberikan rating pada produk P2, nilai tersebut dapat diprediksi berdasarkan pola interaksi pengguna lain yang serupa dengan U3.
4. Visualisasi Pola Relasi
Untuk mendukung analisis, visualisasi seperti heatmap matriks pengguna-produk dan distribusi data digunakan. Heatmap menunjukkan kepadatan relasi antar pengguna dan produk dalam subset data.

B. Pengolahan data

Dataset yang dianalisis merupakan data contoh yang didapatkan dari internet, data tersebut mencerminkan pola interaksi pengguna terhadap produk dalam platform e-commerce. Mencakup elemen-elemen penting dalam sistem rekomendasi seperti user, product, dan jenis interaksi (view, click, purchase, rating).

Struktur dataset :

- User : Representasi pengguna
- Product : Representasi produk
- Interaction : Jenis interaksi pengguna dan produk
- View : Pengguna hanya melihat produk

- Click : Pengguna men-klik produk untuk melihat detail
- Purchase : Pengguna membeli produk
- Rating : Penilaian dari pengguna, dengan skala angka 1 sampai dengan 5

Data yang ada adalah data yang sudah diolah terlebih dahulu. Dilakukan pembersihan data untuk memastikan data kosong tidak ada dan data yang digunakan lebih relevan.

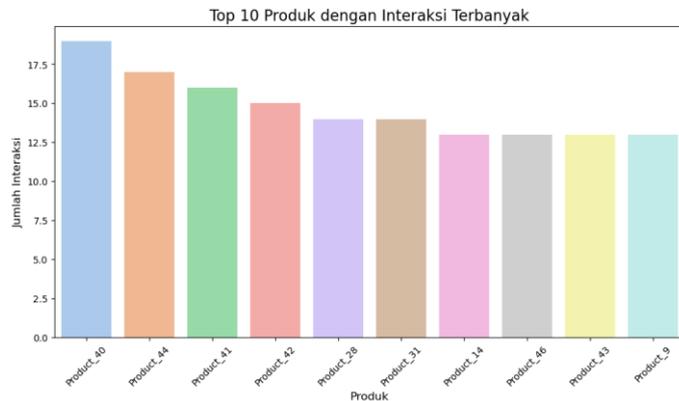
Visualisasi distribusi data

```

1 top_products = df["Product"].value_counts().head(10)
2
3 plt.figure(figsize=(12, 6))
4 sns.barplot(x=top_products.index, y=top_products.values, palette="pastel")
5 plt.title("Top 10 Produk dengan Interaksi Terbanyak", fontsize=16)
6 plt.xlabel("Produk", fontsize=12)
7 plt.ylabel("Jumlah Interaksi", fontsize=12)
8 plt.xticks(rotation=45)
9 plt.show()

```

Gambar 5.



Gambar 6.

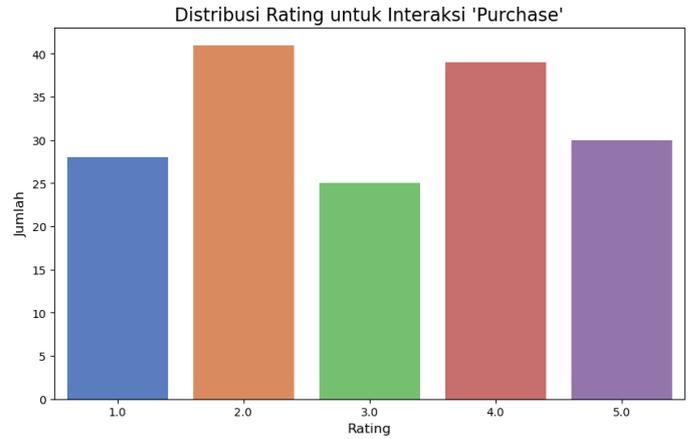
Grafik batang ini adalah hasil dari kode pada Gambar 5. Grafik menunjukkan 10 produk dengan jumlah interaksi tertinggi. Setiap batang mewakili satu produk, dengan tinggi batang menunjukkan jumlah interaksi.

```

1 purchase_ratings = df[df["Interaction"] == "Purchase"]["Rating"].value_counts()
2
3 plt.figure(figsize=(10, 6))
4 sns.barplot(x=purchase_ratings.index, y=purchase_ratings.values, palette="muted")
5 plt.title("Distribusi Rating untuk Interaksi 'Purchase'", fontsize=16)
6 plt.xlabel("Rating", fontsize=12)
7 plt.ylabel("Jumlah", fontsize=12)
8 plt.show()

```

Gambar 7.



Gambar 8.

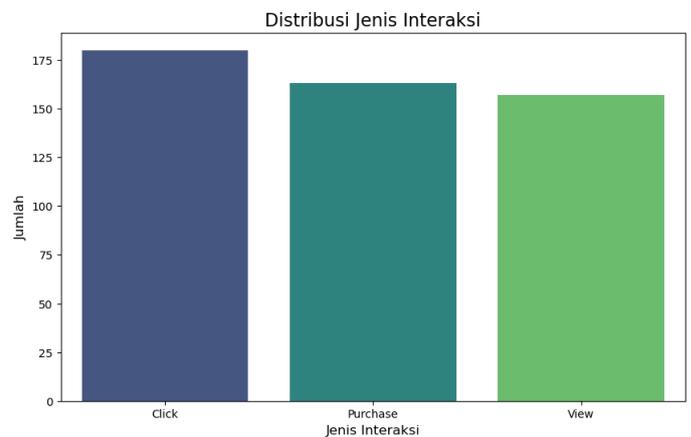
Gambar ini menunjukkan grafik batang hasil dari kode pada Gambar 7. Grafik ini memperlihatkan bagaimana rating distribusinya untuk interaksi pembelian (*Purchase*). Setiap batang menunjukkan jumlah transaksi dengan rating tertentu (misalnya 1, 2, 3, 4, dan 5), yang memberi gambaran tentang seberapa banyak produk yang mendapatkan rating positif atau negatif dari pengguna.

```

1 import pandas as pd
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 import seaborn as sns
4
5 file_path = "ecommerce_recommendation_data.csv"
6 df = pd.read_csv(file_path)
7 interaction_counts = df["Interaction"].value_counts()
8
9 plt.figure(figsize=(10, 6))
10 sns.barplot(x=interaction_counts.index, y=interaction_counts.values, palette="viridis")
11 plt.title("Distribusi Jenis Interaksi", fontsize=16)
12 plt.xlabel("Jenis Interaksi", fontsize=12)
13 plt.ylabel("Jumlah", fontsize=12)
14 plt.show()

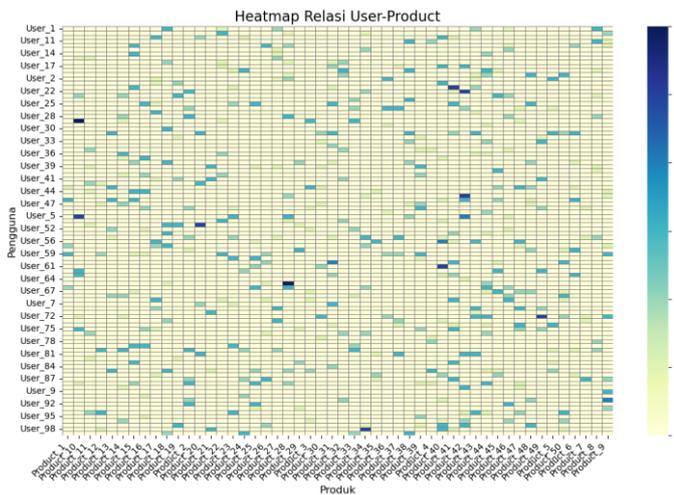
```

Gambar 9.



Gambar 10.

Pada gambar diagram diatas ditampilkan hasil visualisasi data dengan Seaborn dan Matplotlib. Grafik ini adalah hasil dari kode pada Gambar 9, yang menunjukkan distribusi berbagai jenis interaksi yang dilakukan oleh pengguna.



Gambar 11.

Gambar ini menunjukkan *heatmap* yang menggambarkan hubungan antara pengguna dan produk, berdasarkan aktivitas interaksi mereka. Setiap sel dalam *heatmap* menunjukkan apakah pengguna telah berinteraksi dengan produk tertentu

IV. KESIMPULAN

Penerapan model relasi dan fungsi dalam sistem rekomendasi pada platform e-commerce seperti Shopee dan Tokopedia. Dengan menggunakan pendekatan Collaborative Filtering, penelitian ini berhasil memanfaatkan data interaksi pengguna dan produk untuk memberikan rekomendasi yang relevan. Konsep matematika, seperti relasi dan fungsi, memainkan peran penting dalam memetakan pola interaksi pengguna, menghitung kesamaan, dan memprediksi preferensi pengguna terhadap produk yang belum mereka coba. Hasil data interaksi antara pengguna dan produk direpresentasikan dalam bentuk matriks pengguna-produk, yang mencatat aktivitas seperti pembelian, klik, atau rating. Tantangan utama yang dihadapi adalah banyaknya nilai kosong (*sparsity*) dalam matriks, menunjukkan produk yang belum diinteraksikan oleh pengguna. Untuk mengatasi hal ini, kesamaan antara pengguna atau produk dihitung menggunakan metode seperti Cosine Similarity dan Pearson Correlation, yang membantu mengidentifikasi pola interaksi serupa. Selanjutnya, nilai-nilai kosong dalam matriks diprediksi menggunakan teknik seperti Weighted Sum, di mana produk yang populer di kalangan pengguna dengan preferensi serupa direkomendasikan. Pendekatan ini efektif dalam menghasilkan rekomendasi yang relevan, meningkatkan personalisasi, dan memberikan pengalaman pengguna yang lebih baik di platform e-commerce. Sistem ini efektif untuk platform dengan jumlah interaksi yang cukup dan pola pengguna yang konsisten. Namun, efektivitasnya dapat menurun jika menghadapi masalah *sparsity*.

V. PENUTUP

Ucapan terima kasih saya sampaikan kepada semua pihak yang telah mendukung penyelesaian penelitian ini. Saya menyadari bahwa makalah ini masih jauh dari sempurna, namun saya berharap karya ini dapat memberikan kontribusi positif. emoga

makalah ini bermanfaat bagi pembaca dan dapat menjadi inspirasi untuk penelitian lebih lanjut.

REFERENSI

- [1] Christanti, Meliana , Christian Hadiguna 2011 , Aplikasi ECommerce dengan Sistem Rekomendasi Berbasis Collaborative Filtering, Universita
- [2] DevZone, 2011, Building E-Commerce Application , England
- [3] Boldist, "How to spell e-commerce," <https://boldist-co.translate.google/culture/how-to-spell-ecommerce>.
- [4] R. Munir, *Relasi dan Fungsi Bagian 2* (Dokumen daring), [https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2024-2025/06-Relasi-dan-Fungsi-Bagian2-\(2024\).pdf](https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2024-2025/06-Relasi-dan-Fungsi-Bagian2-(2024).pdf).
- [5] R. Munir, *Relasi dan Fungsi Bagian 3* (Dokumen daring).: [https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2024-2025/07-Relasi-dan-Fungsi-Bagian3-\(2024\).pdf](https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2024-2025/07-Relasi-dan-Fungsi-Bagian3-(2024).pdf).
- [6] Bently,D & Whitten , 2007 , Metode Desain & Analisis Sistem Edisi 6 , Mc Graw Hill Education, Penerbit ANDI
- [7] Amsyah , 2000 , Manajemen Informasi , Jakarta:Gramedia

A.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

Sebastian Enrico Nathanael (13523134)