

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Sistem Rekomendasi Produk

Sistem rekomendasi produk adalah suatu mekanisme yang digunakan dalam platform e-commerce untuk memberikan rekomendasi produk yang relevan dengan kebutuhan pengguna. Menurut (Aldhi Maulana Ramadhan et al., 2017), sistem ini bertujuan untuk memberikan rekomendasi produk kepada pembeli berdasarkan kesamaan pola pembelian dengan pengguna lain yang memiliki preferensi serupa.

Penelitian lain yang dilakukan (Akhriza & Safiroh Utsalina, 2023) menyatakan bahwa sistem rekomendasi merupakan fitur penting dalam e-commerce yang memungkinkan pengguna menemukan produk yang sesuai berdasarkan pola interaksi mereka. Sistem ini juga membantu meningkatkan pengalaman belanja dengan menampilkan rekomendasi yang lebih dinamis dan relevan.

Selain itu, penelitian (Muarif & Winarno, 2022) menunjukkan bahwa sistem rekomendasi tidak hanya meningkatkan efisiensi pencarian produk, tetapi juga memberikan nilai tambah dengan menyederhanakan pengambilan keputusan bagi pengguna. Dengan memanfaatkan informasi yang tersedia, sistem rekomendasi dirancang untuk menyajikan produk yang sesuai dengan kebutuhan, preferensi, dan minat pengguna, sehingga menciptakan pengalaman belanja yang lebih terpersonalisasi dan efektif.

2.2 *User-Based Collaborative Filtering*

User-Based Collaborative Filtering (UBCF) adalah metode dalam sistem rekomendasi yang memanfaatkan informasi perilaku pengguna untuk mengenali kemiripan preferensi antar pengguna guna memberikan saran produk atau konten. Menurut (Marzuki et al., 2024), metode ini merekomendasikan produk kepada pengguna berdasarkan kemiripan preferensi antar pengguna yang diukur dari interaksi seperti pemberian rating terhadap suatu produk. Dengan pendekatan ini,

sistem dapat mengelompokkan pengguna yang memiliki preferensi serupa dan memberikan rekomendasi yang bersifat personal.

(Lisa et al., 2024) menjelaskan bahwa metode *User-Based Collaborative Filtering* (UBCF) digunakan di berbagai aplikasi e-commerce untuk meningkatkan akurasi rekomendasi produk. Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk memperkirakan produk yang berpotensi diminati oleh pengguna berdasarkan tingkat kesamaan dengan pengguna lain yang memiliki pola pembelian yang serupa.

Proses kerja *User-Based Collaborative Filtering* meliputi beberapa langkah utama, yaitu:

1. Pengumpulan Data

Sistem mengumpulkan data interaksi pengguna terhadap produk yaitu rating. Data ini digunakan sebagai dasar untuk mengukur kesamaan antar pengguna.

2. Perhitungan Kesamaan Antar Pengguna (*Cosine Similarity*)

Sistem menghitung tingkat kesamaan antar pengguna dengan menggunakan pendekatan matematis, seperti *Cosine Similarity*. Kesamaan ini dihitung berdasarkan pola rating yang diberikan pengguna terhadap produk yang sama. Pengguna dengan tingkat kesamaan melebihi ambang batas tertentu (*threshold*, misalnya 0,3) akan dianggap relevan dan digunakan sebagai referensi dalam langkah selanjutnya.

3. Prediksi Rating untuk Produk (*Weighted Sum Prediction*)

Jika sebuah produk belum dinilai oleh pengguna tertentu, sistem akan memprediksi rating tersebut dengan mempertimbangkan rating yang diberikan oleh pengguna lain dalam kelompok yang sama. Prediksi ini menggunakan *Weighted Sum Prediction*.

4. Penyajian Hasil Rekomendasi

Setelah memprediksi rating, sistem menyusun daftar rekomendasi produk yang relevan dan menyajikannya kepada pengguna. Rekomendasi ini disusun berdasarkan nilai prediksi rating tertinggi.

Dalam penerapannya, metode ini menghadapi tantangan yang dikenal sebagai *cold start*, yaitu ketika sistem tidak memiliki cukup data tentang pengguna baru atau produk baru. *Cold start* terjadi dalam dua bentuk utama:

1. *Cold start* pengguna : Ketika pengguna baru belum memberikan cukup rating, sehingga sistem kesulitan menemukan kesamaan dengan pengguna lain.
2. *Cold start* produk : Ketika produk baru belum memiliki cukup interaksi atau rating dari pengguna, sehingga sulit direkomendasikan.

Cara mengatasi *cold start*:

1. Untuk pengguna baru, sistem dapat menggunakan *Popular Item Recommendation*, yaitu merekomendasikan produk yang paling populer berdasarkan rating tertinggi dari pengguna lain.
2. Untuk produk baru, sistem dapat merekomendasikan produk berdasarkan kategori dan brand yang paling sering dipilih oleh pengguna.

Dalam penelitian ini, metode *User-Based Collaborative Filtering* (UBCF) digunakan untuk memberikan rekomendasi produk berdasarkan penilaian yang diberikan oleh para pengguna. Pendekatan ini digunakan untuk meningkatkan efisiensi pencarian produk di BestCell dengan menyajikan rekomendasi yang sesuai dengan preferensi pengguna.

2.3 Cosine Similarity

Untuk menentukan kesamaan antar pengguna dalam metode *User-Based Collaborative Filtering*, digunakan pendekatan matematis seperti *Cosine Similarity*, yang mengukur kedekatan antara dua pengguna berdasarkan rating yang diberikan terhadap suatu produk. Maka, kesamaan antar pengguna dapat dihitung

menggunakan persamaan 2.1, yang mengacu pada rumus yang digunakan dalam penelitian sebelumnya oleh (Yasni et al., 2018):

$$\text{similarity}(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}} \quad 2.1$$

Di mana:

- A_i dan B_i adalah rating yang diberikan oleh pengguna A dan B terhadap *item* ke- i .
- n adalah jumlah *item* yang dinilai oleh kedua pengguna.

Dalam penelitian ini, nilai *threshold* kesamaan pengguna ditetapkan sebesar 0,3. *Threshold* ini digunakan untuk menentukan apakah seorang pengguna dianggap memiliki kemiripan yang cukup signifikan dengan pengguna lainnya. Pengguna dengan nilai *Cosine Similarity* $\geq 0,3$ akan dimasukkan ke dalam kelompok pengguna yang relevan ($N_{(a)}$). $N_{(a)}$ adalah himpunan pengguna yang dianggap mirip dengan pengguna a dan dapat digunakan untuk memberikan rekomendasi yang lebih akurat.

2.4 Weighted Sum Prediction

Selain *Cosine Similarity*, metode ini juga menggunakan teknik prediksi rating dengan rata-rata tertimbang, yang dikenal sebagai *Weighted Sum Prediction*. Teknik ini digunakan untuk memprediksi rating suatu produk (*item*) berdasarkan rating pengguna lain yang memiliki kemiripan, dengan menyesuaikan bobot berdasarkan nilai kesamaan antar pengguna, yang dirumuskan dalam persamaan 2.2 sebagai berikut:

$$P_{a,i} = \frac{\sum_{j \in N_{(a)}} \text{Similarity}(a,j) \times R_{j,i}}{\sum_{j \in N_{(a)}} |\text{Similarity}(a,j)|} \quad 2.2$$

Di mana:

- $P_{a,i}$ adalah prediksi rating *user* a terhadap *item* i .
- $N_{(a)}$ adalah kumpulan pengguna yang relevan (dengan nilai *Cosine Similarity* $\geq 0,3$).

- $Similarity(a, j)$ adalah nilai *Cosine Similarity* atau kesamaan antara *user a* dan *j*.
- $R_{j,i}$ adalah rating yang diberikan oleh *user j* terhadap *item i*.

Pendekatan ini serupa dengan penelitian (Hariri & Rochim, 2022). namun dalam penelitian ini dilakukan penyesuaian terhadap rata-rata rating pengguna lain untuk meningkatkan akurasi prediksi.

Dengan menerapkan *Cosine Similarity* dan *Weighted Sum Prediction*, sistem dapat menghasilkan rekomendasi yang relevan dengan preferensi pengguna. Semakin tinggi nilai kesamaan antara pengguna, semakin besar kemungkinan rekomendasi tersebut sesuai dengan kebutuhan mereka di BestCell.

2.5 Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) adalah salah satu cara untuk menilai seberapa baik sistem rekomendasi bekerja. MAE menghitung rata-rata dari selisih antara nilai yang diprediksi oleh sistem dan nilai penilaian sebenarnya yang diberikan oleh pengguna. Semakin kecil nilai MAE yang diperoleh, maka semakin tinggi tingkat akurasi dari sistem rekomendasi tersebut. MAE dianggap sebagai metrik evaluasi yang sederhana namun cukup representatif dalam menggambarkan performa sistem dalam memprediksi preferensi pengguna (Karim Fathur Rahman, 2024)

Menurut penelitian oleh (Sebastian et al., 2024), menjelaskan bahwa MAE dapat digunakan untuk mengetahui sejauh mana prediksi sistem mendekati nilai aktual, dengan cara menghitung rata-rata kesalahan prediksi yang terjadi pada sejumlah data uji. Metode ini memberikan gambaran kuantitatif terhadap performa sistem dalam menghasilkan rekomendasi yang relevan. Hal serupa juga dijelaskan oleh (Anggoro & Izzatillah, 2022) menyatakan bahwa MAE mampu menunjukkan margin kesalahan antara nilai prediksi dan nilai aktual secara objektif, sehingga dapat dijadikan sebagai indikator kualitas dari hasil rekomendasi yang diberikan sistem berbasis *Collaborative Filtering*.

Rumus perhitungan MAE secara matematis dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |r_i - \hat{r}_i| \quad 2.3$$

Dimana:

- r_i adalah rating aktual terhadap item ke- i
- \hat{r}_i adalah rating prediksi terhadap item ke- i
- n adalah jumlah data yang digunakan dalam evaluasi

Dengan menggunakan rumus tersebut, peneliti dapat melakukan evaluasi terhadap akurasi sistem rekomendasi berdasarkan data yang telah diberikan oleh pengguna sebelumnya.

2.6 Review Artikel

Studi literatur digunakan sebagai landasan teori yang mendukung proses refleksi dan memberikan kerangka umum serta rujukan bagi penelitian ini. Untuk mencegah terjadinya plagiarisme, disajikan pula hasil-hasil penelitian sejenis yang telah dilakukan sebelumnya. Rangkuman penelitian terdahulu yang relevan dengan survei dalam penelitian ini ditampilkan pada Tabel 2.1 berikut:

Tabel 2. 1 *Review Artikel*

No	Landasan Literatur	Metode	Masalah	Hasil Penelitian
1	"Sistem Informasi Penjualan Berbasis Web pada Hari Ponsel" (Fitriana Sekar Kinasih et al., 2024)	<i>User-Based Collaborative Filtering</i>	Masalah utama yang dihadapi dalam penelitian ini adalah kesulitan dalam pencatatan data penjualan dan kurangnya perluasan jaringan pelanggan.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem berbasis web dengan metode <i>User-Based Collaborative Filtering</i> dapat membantu pencatatan data dan memperluas jaringan pelanggan sehingga meningkatkan penjualan.

2	"Rancang Bangun Sistem Rekomendasi Produk Sepatu pada Toko Online"(Sutjiningtyas et al., 2022)	<i>User-Based Collaborative Filtering</i>	Masalah utama yang dihadapi dalam penelitian ini adalah banyaknya produk di katalog menyebabkan pelanggan kesulitan memilih sepatu yang sesuai.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem rekomendasi menggunakan Euclidean Distance untuk mengidentifikasi kemiripan pengguna dan memberikan rekomendasi yang lebih akurat.
3	"Sistem Rekomendasi Barang pada Toko Bin Wahab" (Indrawati et al., 2020)	<i>User-Based Collaborative Filtering</i>	Kesulitan pelanggan dalam memilih barang karena banyaknya produk kosmetik yang tersedia.	Sistem UBCF dengan <i>adjusted cosine similarity</i> memberikan akurasi 98%, memudahkan pelanggan dalam memilih produk dan meningkatkan efisiensi layanan toko.
4	"Sistem Rekomendasi Peminjaman Buku pada Perpustakaan Sekolah Berbasis Website" (Nurul Putri et al., 2023)	<i>User-Based Collaborative Filtering</i>	Kesulitan siswa dalam menentukan buku yang akan dipinjam karena banyaknya pilihan dan kurangnya sistem pencarian yang efektif.	Sistem berbasis website dengan UBCF mampu memberikan rekomendasi buku yang sesuai dengan preferensi siswa, dengan tingkat kepuasan pengguna sebesar 84%.
5	"Sistem Rekomendasi Produk Menggunakan Metode <i>User-Based Collaborative Filtering</i> pada Digital	<i>User-Based Collaborative Filtering</i> dengan <i>Cosine Similarity</i>	Masalah utama yang dihadapi dalam penelitian ini adalah menentukan produk yang tepat untuk ditawarkan dalam	Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem rekomendasi berbasis <i>User-Based Collaborative Filtering</i> menghasilkan 10 rekomendasi produk dengan

	Marketing" (Suhada et al., 2023)		strategi pemasaran digital.	nilai RMSE sebesar 0,9, meningkatkan efektivitas pemasaran.
6	"Sistem Rekomendasi Pemilihan Anime Menggunakan <i>User-Based Collaborative Filtering</i> " (Roziqin & Faisal, 2024)	<i>User-Based Collaborative Filtering</i> dengan <i>Pearson Correlation</i>	Masalah utama yang dihadapi dalam penelitian ini adalah pengguna mengalami kesulitan menemukan anime yang sesuai dengan preferensi mereka.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem rekomendasi mampu memberikan 5 rekomendasi anime berdasarkan kesamaan preferensi dengan pengguna lain, dengan evaluasi MAE sebesar 2,9449.
7	"Penerapan <i>User-Based Collaborative Filtering Algorithm</i> : Studi Kasus Sistem Rekomendasi untuk Menentukan Gadget Shield" (Khusna et al., 2021)	<i>User-Based Collaborative Filtering</i> dengan <i>Euclidean Distance</i> dan <i>Weighted Sum</i>	Masalah utama yang dihadapi dalam penelitian ini adalah pengguna mengalami kesulitan dalam memilih Gadget Shield terbaik karena banyaknya pilihan.	Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem rekomendasi berbasis <i>User-Based Collaborative Filtering</i> dengan <i>Euclidean Distance</i> dan <i>Weighted Sum</i> memiliki akurasi tinggi dengan RMSE sebesar 0,496 dan tingkat penerimaan pengguna sebesar 86,86%.
8	"Sistem Rekomendasi Keterampilan dengan Metode <i>User-Based Collaborative Filtering</i> dan <i>Tanimoto Coefficient Similarity</i> " (Pari & Kurniawan, 2021)	<i>User-Based Collaborative Filtering</i> dan <i>Tanimoto Coefficient Similarity</i>	Kurangnya sistem yang merekomendasikan keterampilan dan tempat belajar bagi pencari kerja.	Sistem berhasil memberikan rekomendasi keterampilan dan tempat pelatihan dengan tingkat penerimaan pengguna mencapai 82% dan hasil pengujian fungsional sebesar 88,36%.

9	"Sistem Rekomendasi Drama Korea Menggunakan Metode User-Based Collaborative Filtering" (Kristianto et al., 2021)	<i>User-Based Collaborative Filtering</i>	Banyaknya pilihan drama Korea membuat pengguna kesulitan memilih tontonan sesuai preferensi.	Sistem mampu memberikan rekomendasi drama berdasarkan rating pengguna dengan hasil yang relevan terhadap preferensi masing-masing individu.
10	"Website Katalog Promosi Makanan dan Minuman dengan Sistem Rekomendasi Menggunakan User-Based Collaborative Filtering" (Purwanto & Oscar, 2023)	<i>User-Based Collaborative Filtering</i>	Sulitnya menemukan promo makanan dan minuman yang valid dan sesuai kebutuhan pengguna.	Sistem berhasil membantu pengguna menemukan promo yang sedang tren dan relevan, dengan tingkat kepuasan 72,3% dari responden terhadap rekomendasi yang belum pernah dicari sebelumnya.
11	"Pengembangan Sistem Rekomendasi Buku Menggunakan Collaborative Filtering" (Pratama, 2024)	<i>User-Based Collaborative Filtering</i>	Kesulitan menemukan buku sesuai minat di lingkungan perpustakaan digital.	Sistem berhasil merekomendasikan buku dengan tingkat akurasi tinggi (MAE = 0,71), dan mendapat umpan balik positif dari pengguna.
12	"Sistem Rekomendasi Channel YouTube Resep Masakan Menggunakan Collaborative Filtering" (Kurniawan et al., 2024)	<i>User-Based Collaborative Filtering</i> dengan <i>Cosine Similarity</i> dan <i>Weighted Sum</i>	Banyaknya pilihan channel resep masakan membuat pengguna kesulitan memilih.	Sistem mampu memberikan rekomendasi channel dengan akurasi cukup baik (MAE = 2,10) dan sesuai selera pengguna.