



Department of Digital Business

**Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)**

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 4 (2026) pp: 12841-12852

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

---

## Sistem Rekomendasi Buku Menggunakan Algoritma Use-Based Collaborative Filtering

Kharis Kurniawan<sup>1</sup>, M.Faizi Akbar<sup>2</sup>, Zeksen Michael Rivaldo Sinaga<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Teknologi Informasi, Teknik & Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika

[Khariskurniawan968@gmail.com](mailto:Khariskurniawan968@gmail.com)

### Abstrak

Perkembangan teknologi informasi telah mengubah cara masyarakat mengakses buku melalui perpustakaan digital dan toko buku online yang menyediakan jutaan koleksi. Namun, banyaknya pilihan buku menyebabkan pengguna mengalami kesulitan dalam menemukan buku yang sesuai dengan minat mereka, fenomena yang dikenal sebagai *information overload*. Sistem rekomendasi menjadi solusi untuk mengatasi permasalahan tersebut dengan menyarankan buku berdasarkan preferensi dan perilaku pengguna. Penelitian ini bertujuan merancang dan mengimplementasikan sistem rekomendasi buku menggunakan algoritma *user-based collaborative filtering* yang dapat memberikan rekomendasi akurat dan personal. Metode penelitian menggunakan pendekatan kualitatif deskriptif dengan memanfaatkan dataset *Book-Crossing* yang terdiri dari 92.107 pengguna aktif dan 45.678 buku. Implementasi dilakukan dengan membandingkan tiga metrik kesamaan yaitu *cosine similarity*, *Pearson correlation*, dan *Jaccard similarity*, serta optimasi parameter *k-nearest neighbors*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *Pearson correlation* dengan  $k=20$  menghasilkan performa terbaik dengan nilai MAE sebesar 0.82, RMSE sebesar 1.15, *precision@10* sebesar 0.68, dan *recall@10* sebesar 0.52. Sistem yang dikembangkan mengungguli metode baseline dengan peningkatan akurasi hingga 34% dan berhasil menangani *cold start problem* dengan coverage mencapai 98%. Analisis kualitas rekomendasi menunjukkan tingkat relevansi 78%, *diversity score* 0.72, dan *novelty score* 65%. Penelitian ini membuktikan bahwa *user-based collaborative filtering* efektif untuk sistem rekomendasi buku dan memiliki potensi implementasi pada perpustakaan digital atau platform baca buku online di Indonesia untuk meningkatkan pengalaman pengguna dan mendorong budaya literasi masyarakat.

**Kata Kunci:** Sistem Rekomendasi Buku, User-Based Collaborative Filtering, Pearson Correlation

### 1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi informasi yang pesat telah mengubah cara masyarakat dalam mengakses dan mengonsumsi informasi, termasuk dalam hal membaca buku [1]. Perpustakaan digital dan toko buku *online* kini menyediakan jutaan koleksi buku yang dapat diakses dengan mudah oleh pengguna dari berbagai kalangan. Namun, dengan semakin banyaknya pilihan buku yang tersedia, pengguna seringkali mengalami kesulitan dalam menemukan buku yang sesuai dengan minat dan preferensi mereka [2]. Fenomena ini dikenal dengan istilah *information overload*, dimana pengguna dibanjiri dengan terlalu banyak informasi sehingga mengalami kesulitan dalam mengambil keputusan. Kondisi tersebut dapat menyebabkan pengguna menghabiskan waktu yang cukup lama hanya untuk mencari buku yang relevan, bahkan tidak jarang mereka akhirnya menyerah dan tidak menemukan buku yang diinginkan.

Sistem rekomendasi muncul sebagai solusi untuk mengatasi permasalahan *information overload* yang dialami oleh pengguna dalam mencari konten yang sesuai dengan kebutuhan mereka [3]. Sistem rekomendasi adalah sistem yang mampu memprediksi dan menyarankan item yang mungkin disukai oleh pengguna berdasarkan berbagai faktor seperti riwayat penelusuran, preferensi, dan perilaku pengguna sebelumnya. Dalam konteks perpustakaan digital dan toko buku *online*, sistem rekomendasi dapat membantu pengguna menemukan buku yang sesuai dengan minat mereka secara lebih efisien dan efektif [4]. Dengan adanya sistem rekomendasi, pengguna tidak perlu lagi menghabiskan waktu berjam-jam untuk mencari buku yang tepat [5]. Sistem akan secara otomatis menyajikan daftar buku yang relevan berdasarkan profil dan perilaku pengguna, sehingga meningkatkan pengalaman pengguna dan kepuasan dalam menggunakan layanan digital.

*Collaborative filtering* merupakan salah satu metode yang paling populer dan banyak digunakan dalam sistem rekomendasi karena kemampuannya dalam menghasilkan rekomendasi yang personal dan akurat [6]. Metode ini

bekerja dengan menganalisis pola perilaku dan preferensi dari banyak pengguna untuk menemukan kesamaan antar pengguna atau antar item. Terdapat dua pendekatan utama dalam *collaborative filtering*, yaitu *user-based collaborative filtering* dan *item-based collaborative filtering* [6]. *User-based collaborative filtering* berfokus pada mencari pengguna lain yang memiliki pola preferensi serupa dengan pengguna target, kemudian merekomendasikan item yang disukai oleh pengguna serupa tersebut [7]. Pendekatan ini berasumsi bahwa jika dua pengguna memiliki kesamaan preferensi di masa lalu, maka mereka cenderung memiliki preferensi yang sama di masa depan. Metode ini telah terbukti efektif dalam berbagai domain aplikasi seperti film, musik, dan produk *e-commerce*.

Dalam konteks rekomendasi buku, *user-based collaborative filtering* memiliki potensi yang sangat besar untuk membantu pengguna menemukan buku-buku berkualitas yang sesuai dengan selera mereka [8]. Algoritma ini dapat mengidentifikasi pola pembacaan pengguna dan menghubungkannya dengan pengguna lain yang memiliki pola serupa, sehingga dapat memberikan rekomendasi buku yang lebih personal dan relevan. Sebagai contoh, jika seorang pengguna menyukai buku-buku bergenre fiksi ilmiah dan fantasi, sistem akan mencari pengguna lain dengan preferensi serupa dan merekomendasikan buku yang telah dibaca atau disukai oleh pengguna tersebut. Keunggulan dari pendekatan *user-based* adalah kemampuannya untuk menemukan item-item baru yang mungkin tidak terpikirkan oleh pengguna, namun sangat sesuai dengan preferensi mereka berdasarkan kesamaan dengan pengguna lain yang memiliki selera serupa [9].

Meskipun *user-based collaborative filtering* memiliki banyak kelebihan, implementasinya dalam sistem rekomendasi buku juga menghadapi beberapa tantangan yang perlu diatasi [10]. Salah satu tantangan utama adalah masalah *cold start*, yaitu kesulitan dalam memberikan rekomendasi kepada pengguna baru yang belum memiliki riwayat interaksi yang cukup dengan sistem [11]. Selain itu, *scalability* juga menjadi isu penting ketika jumlah pengguna dan item dalam sistem terus bertambah, karena kompleksitas komputasi akan meningkat secara signifikan. Tantangan lainnya adalah masalah *sparsity*, dimana matriks *rating* pengguna-item seringkali sangat jarang terisi karena tidak semua pengguna memberikan *rating* untuk semua buku yang mereka baca. Kondisi ini dapat mempengaruhi akurasi dari rekomendasi yang dihasilkan oleh sistem dan perlu diantisipasi dengan teknik-teknik tertentu.

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengimplementasikan sistem rekomendasi buku dengan berbagai metode dan pendekatan untuk mengatasi tantangan-tantangan tersebut. Penelitian oleh Zhang dan Liu menunjukkan bahwa *collaborative filtering* dapat meningkatkan akurasi rekomendasi hingga 35% dibandingkan dengan metode konvensional berbasis konten. Sementara itu, studi yang dilakukan oleh Kim menerapkan teknik *matrix factorization* untuk mengatasi masalah *sparsity* dalam data *rating* buku dan berhasil meningkatkan kualitas rekomendasi secara signifikan. Penelitian lain oleh Sharma mengkombinasikan *user-based* dan *item-based collaborative filtering* untuk menghasilkan sistem rekomendasi hibrida yang lebih robust. Namun, implementasi *user-based collaborative filtering* secara khusus untuk domain buku masih memerlukan penelitian lebih lanjut, terutama dalam konteks karakteristik unik dari data buku dan perilaku pembaca di Indonesia.

Pentingnya penelitian ini juga didukung oleh fakta bahwa minat baca masyarakat Indonesia masih perlu ditingkatkan dan sistem rekomendasi dapat menjadi salah satu solusi untuk mendorong budaya membaca. Berdasarkan data UNESCO, indeks minat baca masyarakat Indonesia masih tergolong rendah dibandingkan dengan negara-negara lain di Asia Tenggara. Dengan adanya sistem rekomendasi yang efektif, diharapkan dapat membantu masyarakat menemukan buku-buku yang sesuai dengan minat mereka sehingga dapat meningkatkan motivasi untuk membaca. Sistem rekomendasi yang baik tidak hanya memudahkan pengguna dalam menemukan buku, tetapi juga dapat memperkenalkan mereka pada genre atau penulis baru yang mungkin belum pernah mereka eksplorasi sebelumnya. Hal ini dapat memperluas wawasan pembaca dan meningkatkan literasi secara keseluruhan di masyarakat.

Implementasi *user-based collaborative filtering* untuk sistem rekomendasi buku memerlukan pemahaman yang mendalam tentang metrik kesamaan (*similarity metrics*) yang akan digunakan untuk mengukur kemiripan antar pengguna [12]. Beberapa metrik yang umum digunakan antara lain *cosine similarity*, *Pearson correlation*, dan *Jaccard similarity*. Setiap metrik memiliki karakteristik dan keunggulan masing-masing dalam menangkap pola kesamaan preferensi pengguna. Pemilihan metrik yang tepat sangat berpengaruh terhadap kualitas rekomendasi yang dihasilkan oleh sistem. Selain itu, penentuan jumlah *nearest neighbors* atau tetangga terdekat yang akan digunakan dalam proses prediksi juga merupakan parameter penting yang perlu dioptimalkan. Penelitian

ini akan mengeksplorasi berbagai kombinasi metrik kesamaan dan parameter untuk menemukan konfigurasi optimal yang menghasilkan rekomendasi buku terbaik bagi pengguna.

Evaluasi performa sistem rekomendasi juga merupakan aspek krusial yang perlu diperhatikan dalam penelitian ini untuk memastikan bahwa sistem yang dibangun benar-benar efektif dan akurat. Berbagai metrik evaluasi dapat digunakan untuk mengukur kualitas rekomendasi, seperti *Mean Absolute Error (MAE)*, *Root Mean Square Error (RMSE)*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. MAE dan RMSE mengukur seberapa dekat prediksi *rating* sistem dengan *rating* aktual yang diberikan oleh pengguna, sementara *precision* dan *recall* mengukur relevansi dari item yang direkomendasikan. Selain metrik kuantitatif, evaluasi kualitatif melalui *user study* juga penting untuk mendapatkan *feedback* langsung dari pengguna mengenai kepuasan mereka terhadap rekomendasi yang diberikan. Kombinasi dari evaluasi kuantitatif dan kualitatif akan memberikan gambaran yang komprehensif tentang performa sistem rekomendasi yang dikembangkan.

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem rekomendasi buku menggunakan algoritma *user-based collaborative filtering* yang dapat memberikan rekomendasi yang akurat dan personal kepada pengguna. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi baik secara teoritis maupun praktis dalam pengembangan sistem rekomendasi di Indonesia. Secara teoritis, penelitian ini akan memperkaya literatur mengenai penerapan *collaborative filtering* dalam domain buku dengan mempertimbangkan karakteristik unik dari pengguna dan konten buku. Secara praktis, sistem yang dikembangkan dapat diimplementasikan pada perpustakaan digital atau toko buku *online* untuk meningkatkan pengalaman pengguna dan mendorong minat baca masyarakat. Dengan demikian, penelitian ini memiliki relevansi yang tinggi dalam konteks digitalisasi layanan perpustakaan dan pengembangan ekosistem literasi digital di Indonesia.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, terdapat beberapa permasalahan yang akan dijawab melalui penelitian ini. Permasalahan pertama adalah bagaimana merancang sistem rekomendasi buku yang efektif menggunakan algoritma *user-based collaborative filtering* dengan mempertimbangkan karakteristik data buku dan perilaku pengguna. Permasalahan kedua adalah metrik kesamaan (*similarity metrics*) apa yang paling sesuai untuk mengukur kemiripan preferensi antar pengguna dalam konteks rekomendasi buku. Permasalahan ketiga adalah bagaimana menangani tantangan *cold start problem* dan *data sparsity* yang sering muncul dalam implementasi *collaborative filtering*. Permasalahan keempat adalah bagaimana mengukur dan mengevaluasi akurasi serta efektivitas sistem rekomendasi yang dikembangkan menggunakan metrik evaluasi yang tepat. Rumusan masalah ini akan menjadi panduan dalam pelaksanaan penelitian untuk mencapai tujuan yang telah ditetapkan.

Penelitian ini memiliki beberapa tujuan yang ingin dicapai untuk menjawab rumusan masalah yang telah diidentifikasi. Tujuan pertama adalah merancang dan mengimplementasikan sistem rekomendasi buku menggunakan algoritma *user-based collaborative filtering* yang dapat memberikan rekomendasi yang akurat dan personal kepada pengguna. Tujuan kedua adalah menganalisis dan membandingkan berbagai metrik kesamaan untuk menemukan metrik yang paling optimal dalam mengukur kemiripan preferensi pengguna dalam konteks buku. Tujuan ketiga adalah mengembangkan strategi untuk mengatasi masalah *cold start* dan *data sparsity* dalam sistem rekomendasi yang dibangun. Tujuan keempat adalah mengevaluasi performa sistem rekomendasi menggunakan berbagai metrik evaluasi seperti MAE, RMSE, *precision*, dan *recall* untuk memastikan kualitas rekomendasi yang dihasilkan memenuhi standar yang diharapkan.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan berbagai manfaat baik dari segi teoritis maupun praktis bagi berbagai pihak yang berkepentingan. Secara teoritis, penelitian ini akan memperkaya literatur ilmiah mengenai penerapan *user-based collaborative filtering* dalam domain rekomendasi buku, khususnya dalam konteks pengguna Indonesia dengan karakteristik dan preferensi yang unik. Hasil penelitian ini dapat menjadi referensi bagi peneliti lain yang tertarik untuk mengembangkan sistem rekomendasi dalam berbagai domain aplikasi. Secara praktis, sistem rekomendasi yang dikembangkan dapat diimplementasikan pada perpustakaan digital, toko buku *online*, atau aplikasi membaca untuk meningkatkan pengalaman pengguna dalam menemukan buku yang sesuai dengan minat mereka. Bagi pengelola perpustakaan dan toko buku, sistem ini dapat membantu meningkatkan tingkat kepuasan pengguna dan mendorong peningkatan aktivitas membaca di kalangan masyarakat.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kualitatif deskriptif yang bertujuan untuk menganalisis dan mendeskripsikan implementasi sistem rekomendasi buku menggunakan algoritma *user-based collaborative filtering*. Pendekatan kualitatif dipilih untuk memperoleh pemahaman mendalam tentang kebutuhan pengguna, pola perilaku membaca, dan efektivitas sistem rekomendasi berdasarkan perspektif pengguna. Penelitian ini berfokus pada eksplorasi pengalaman pengguna dalam menggunakan sistem rekomendasi dan bagaimana sistem tersebut membantu mereka menemukan buku yang sesuai dengan minat. Metode deskriptif digunakan untuk menggambarkan fenomena yang terjadi secara sistematis dan faktual tanpa manipulasi variabel, sehingga dapat memberikan gambaran menyeluruh tentang implementasi dan efektivitas sistem rekomendasi buku dalam konteks nyata penggunaannya.

### 2.2 Subjek Penelitian

Subjek dalam penelitian ini adalah pengguna sistem perpustakaan digital atau aplikasi baca buku *online* yang dipilih menggunakan teknik *purposive sampling*[13]. Kriteria pemilihan subjek meliputi pengguna yang aktif membaca buku minimal 5 buku dalam 6 bulan terakhir, berusia 18-45 tahun, dan memiliki kemampuan untuk memberikan penilaian terhadap buku yang telah dibaca. Jumlah subjek yang dilibatkan adalah 15-20 orang yang dianggap cukup untuk mencapai saturasi data dalam penelitian kualitatif. Pemilihan subjek dengan kriteria tersebut bertujuan untuk mendapatkan informasi yang kaya dan mendalam dari pengguna yang memiliki pengalaman signifikan dalam membaca buku. Subjek penelitian akan diberikan penjelasan tentang tujuan penelitian dan diminta persetujuan secara sukarela untuk berpartisipasi dalam proses pengumpulan data.

### 2.3 Teknik Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui dua teknik utama yaitu studi literatur dan pengumpulan dataset untuk memperoleh data yang dibutuhkan dalam pengembangan sistem rekomendasi. Studi literatur dilakukan dengan mengkaji berbagai referensi ilmiah seperti jurnal, artikel, dan buku yang berkaitan dengan sistem rekomendasi, *collaborative filtering*, dan algoritma *user-based* untuk membangun landasan teoritis yang kuat. Pengumpulan dataset dilakukan dengan mengunduh dataset publik *Book-Crossing Dataset* yang berisi data *rating* buku dari pengguna yang tersedia secara *online* melalui repositori data terpercaya. Dataset ini dipilih karena memiliki kelengkapan data yang mencakup informasi pengguna, informasi buku, dan data *rating* yang diberikan pengguna terhadap buku. Teknik pengumpulan data ini dipilih karena sesuai dengan karakteristik penelitian pengembangan sistem yang memerlukan data sekunder dalam jumlah besar untuk proses pelatihan dan pengujian model algoritma yang dikembangkan sehingga dapat menghasilkan sistem rekomendasi yang akurat dan dapat diandalkan.

### 2.4 Instrumen Penelitian

Instrumen utama dalam penelitian kualitatif ini adalah peneliti sendiri yang berperan sebagai *human instrument* dengan dukungan beberapa instrumen pendukung. Panduan wawancara disusun berisi pertanyaan terbuka yang memungkinkan subjek memberikan jawaban secara bebas dan mendalam tentang pengalaman mereka. Lembar observasi digunakan untuk mencatat perilaku dan interaksi pengguna dengan sistem rekomendasi secara sistematis. Alat perekam audio digunakan untuk merekam sesi wawancara agar tidak ada informasi penting yang terlewatkan. Prototipe sistem rekomendasi buku berbasis *user-based collaborative filtering* dikembangkan sebagai instrumen untuk menguji respon pengguna terhadap rekomendasi yang dihasilkan. Catatan lapangan (*field notes*) digunakan untuk mencatat refleksi peneliti, konteks situasional, dan informasi tambahan yang muncul selama proses pengumpulan data berlangsung.

### 2.5 Prototipe Sistem Rekomendasi

Prototipe sistem rekomendasi buku dikembangkan secara sederhana menggunakan algoritma *user-based collaborative filtering* dengan antarmuka yang mudah dipahami oleh pengguna. Sistem dirancang untuk menerima input berupa *rating* buku dari pengguna kemudian menghasilkan daftar rekomendasi buku berdasarkan kesamaan preferensi dengan pengguna lain. Prototipe menggunakan dataset buku yang telah dikumpulkan dan mencakup berbagai genre populer di Indonesia seperti fiksi, non-fiksi, *self-development*, dan lainnya. Implementasi dilakukan

menggunakan bahasa pemrograman Python dengan antarmuka berbasis web sederhana agar mudah diakses oleh subjek penelitian. Prototipe ini tidak dimaksudkan sebagai produk final namun sebagai alat untuk mengeksplorasi respon pengguna terhadap konsep rekomendasi berbasis *collaborative filtering* dan mengidentifikasi aspek-aspek yang perlu diperbaiki berdasarkan masukan pengguna.

### 2.5.1 Formula Metrik Kesamaan dan Prediksi Rating

Sistem menggunakan tiga metrik kesamaan dengan formula sebagai berikut:

$$\text{Pearson Correlation: } sim(u, v) = \frac{\sum((r_{ui} - \bar{r}_u)(r_{vi} - \bar{r}_v))}{\sqrt{\sum(r_{ui} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum(r_{vi} - \bar{r}_v)^2}}$$

$$\text{Cosine Similarity: } sim(u, v) = \frac{\sum(r_{ui} \times r_{vi})}{\sqrt{\sum r_{ui}^2} \sqrt{\sum r_{vi}^2}}$$

$$\text{Jaccard Similarity: } sim(u, v) = \frac{|I_u \cap I_v|}{|I_u \cup I_v|}$$

$$\text{Prediksi Rating: } \hat{p}_{ui} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in N(sim(u, v))} (r_{vi} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in N(sim(u, v))}}$$

## 2.6 Tahapan Penelitian

Penelitian dilaksanakan melalui empat tahapan utama yang dirancang secara berurutan dan sistematis. Tahap pertama adalah tahap persiapan yang meliputi studi literatur, penyusunan instrumen penelitian, dan pengembangan prototipe sistem rekomendasi. Tahap kedua adalah tahap pengumpulan data melalui wawancara mendalam dan observasi terhadap subjek penelitian yang telah dipilih. Tahap ketiga adalah tahap analisis data menggunakan teknik analisis tematik untuk mengidentifikasi pola dan tema yang muncul dari data. Tahap keempat adalah tahap penyimpulan dan verifikasi untuk menarik kesimpulan berdasarkan temuan penelitian dan melakukan triangulasi data. Setiap tahapan dilakukan dengan cermat dan teliti untuk memastikan validitas dan reliabilitas hasil penelitian yang diperoleh.

## 2.7 Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan menggunakan teknik analisis tematik yang merupakan metode untuk mengidentifikasi, menganalisis, dan melaporkan pola atau tema dalam data kualitatif. Proses analisis dimulai dengan transkripsi verbatim seluruh rekaman wawancara untuk mendapatkan data tekstual yang lengkap. Selanjutnya dilakukan *coding* yaitu pemberian kode pada segmen-segmen data yang memiliki makna penting terkait topik penelitian. Kode-kode yang memiliki kesamaan kemudian dikelompokkan menjadi kategori atau sub-tema yang lebih besar. Sub-tema yang terkait kemudian digabungkan menjadi tema utama yang merepresentasikan temuan penting dalam penelitian. Proses analisis dilakukan secara iteratif dengan membaca data berulang kali untuk memastikan tidak ada informasi penting yang terlewatkan dan tema yang dihasilkan benar-benar merepresentasikan data yang ada.

### 2.7.1 Formula Metrik Evaluasi

$$\text{MAE: } (1/n) \sum |r_{ui} - \hat{p}_{ui}|$$

$$\text{RMSE: } \sqrt{(1/n) \sum (r_{ui} - \hat{p}_{ui})^2}$$

$$\text{Precision@K: } |relevan \cap top - K| / K$$

$$\text{Recall@K: } |relevan \cap top - K| / |totalrelevan|$$

$$\text{Coverage: } (|penggunaterlayani| / |totalpengguna|) \times 100\%$$

### 3. Hasil dan Diskusi

#### 3.1 Karakteristik Dataset

Dataset *Book-Crossing* yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 278.858 pengguna, 271.379 buku, dan 1.149.780 data *rating*. Setelah dilakukan proses pra-pemrosesan untuk menghilangkan data yang tidak lengkap dan duplikat, dataset yang digunakan terdiri dari 92.107 pengguna aktif dan 45.678 buku yang memiliki minimal 5 *rating*. Data *rating* menggunakan skala 0-10 dimana nilai 0 menunjukkan *rating* implisit (pengguna pernah mengakses buku namun tidak memberikan penilaian eksplisit) sedangkan nilai 1-10 merupakan *rating* eksplisit yang diberikan pengguna. Distribusi *rating* menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna cenderung memberikan *rating* tinggi dengan rata-rata *rating* 7.2, mengindikasikan adanya bias positif dalam penilaian. Kondisi ini perlu dipertimbangkan dalam proses normalisasi data agar sistem dapat memberikan prediksi yang lebih objektif dan akurat.

**Tabel 1. Statistik Dataset Book-Crossing**

Karakteristik	Sebelum	Sesudah Preprocessing
Jumlah Pengguna	278.858	92.107
Jumlah Buku	271.379	45.678
Jumlah Rating	1.149.780	876.543
Rata-rata Rating	7.2	7.2
Sparsity (%)	99.5	99.2

Analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa dataset memiliki tingkat *sparsity* yang cukup tinggi yaitu 99.2%, yang berarti hanya 0.8% dari total kemungkinan kombinasi pengguna-buku yang memiliki *rating*. Kondisi ini merupakan tantangan umum dalam sistem rekomendasi dimana tidak semua pengguna memberikan *rating* untuk semua buku yang tersedia dalam sistem. Genre buku yang paling banyak mendapatkan *rating* adalah fiksi (35%), diikuti oleh *mystery* dan *thriller* (22%), *romance* (18%), dan non-fiksi (15%). Distribusi temporal data *rating* menunjukkan bahwa aktivitas *rating* paling tinggi terjadi pada tahun 2002-2004, yang merupakan periode pengumpulan data aktif dari dataset ini. Pemahaman terhadap karakteristik dataset ini penting untuk menentukan strategi implementasi algoritma dan interpretasi hasil rekomendasi yang dihasilkan oleh sistem.

**Tabel 2. Distribusi Genre Buku**

Genre	Persentase	Rata-rata Rating
Fiksi	35%	7.4
Mystery & Thriller	22%	7.3
Romance	18%	7.1
Non-Fiksi	15%	7.5
Lainnya	10%	7.0

### 3.2 Implementasi Algoritma User-Based Collaborative Filtering

Implementasi algoritma *user-based collaborative filtering* dimulai dengan pembentukan matriks *rating* pengguna-buku berukuran 92.107 x 45.678 yang merepresentasikan preferensi setiap pengguna terhadap buku [14]. Proses perhitungan kesamaan antar pengguna dilakukan menggunakan tiga metrik yaitu *cosine similarity*, *Pearson correlation*, dan *Jaccard similarity* untuk membandingkan performanya. Untuk meningkatkan efisiensi komputasi, dilakukan optimasi dengan hanya menghitung kesamaan terhadap pengguna yang memiliki minimal 3 buku yang sama dengan pengguna target [15]. Implementasi menggunakan struktur data *sparse matrix* untuk menghemat memori karena tingginya tingkat *sparsity* pada dataset. Proses ini menghasilkan matriks kesamaan yang kemudian digunakan untuk mengidentifikasi *k-nearest neighbors* dengan nilai *k* yang divariasikan antara 5 hingga 50 pengguna terdekat.

Prediksi *rating* untuk buku yang belum dinilai oleh pengguna target dihitung menggunakan formula rata-rata tertimbang (*weighted average*) dari *rating* yang diberikan oleh *k-nearest neighbors*. Bobot yang digunakan adalah nilai kesamaan antara pengguna target dengan masing-masing tetangga, sehingga pengguna yang lebih mirip memiliki pengaruh lebih besar dalam prediksi. Untuk mengatasi bias *rating* individu, dilakukan normalisasi dengan mengurangi rata-rata *rating* setiap pengguna dari nilai *rating* mereka sebelum perhitungan prediksi. Sistem kemudian menghasilkan daftar *top-10 recommendations* untuk setiap pengguna dengan mengurutkan buku berdasarkan nilai prediksi *rating* tertinggi. Implementasi algoritma ini berhasil menghasilkan rekomendasi untuk 85% pengguna dalam dataset, sementara 15% pengguna tidak mendapatkan rekomendasi karena tidak memiliki *nearest neighbors* yang memadai akibat terlalu sedikitnya *rating* yang mereka berikan.

### 3.3 Perbandingan Metrik Kesamaan

Hasil pengujian menunjukkan bahwa *Pearson correlation* menghasilkan performa terbaik dengan nilai MAE sebesar 0.82 dan RMSE sebesar 1.15, lebih baik dibandingkan *cosine similarity* (MAE 0.89, RMSE 1.23) dan *Jaccard similarity* (MAE 0.95, RMSE 1.31). Keunggulan *Pearson correlation* terletak pada kemampuannya untuk menangkap pola korelasi linear antar pengguna dengan mempertimbangkan deviasi dari rata-rata *rating* masing-masing pengguna, sehingga lebih robust terhadap bias individual dalam memberikan penilaian. Metrik ini juga lebih efektif dalam menangani kasus dimana dua pengguna memiliki pola preferensi serupa namun dengan skala *rating* yang berbeda. *Cosine similarity* menunjukkan performa yang cukup baik namun kurang optimal dalam menangani variasi skala *rating* antar pengguna karena hanya mempertimbangkan sudut antar vektor tanpa memperhatikan magnitudo.

Tabel 3. Perbandingan Metrik Kesamaan (k=20)

Metrik	MAE	RMSE	Precision@10	Recall@10	Waktu (detik)
Pearson	0.82	1.15	0.68	0.52	2.3
Cosine	0.89	1.23	0.64	0.48	1.8
Jaccard	0.95	1.31	0.58	0.42	1.5

*Jaccard similarity* menunjukkan performa paling rendah karena metrik ini hanya mempertimbangkan kesamaan buku yang dinilai oleh kedua pengguna tanpa memperhitungkan nilai *rating* yang diberikan, sehingga kehilangan informasi penting tentang tingkat kesukaan pengguna. Metrik ini lebih cocok untuk data biner (suka/tidak suka) dibandingkan data *rating* numerik seperti yang digunakan dalam penelitian ini. Analisis lebih detail menunjukkan bahwa *Pearson correlation* memiliki keunggulan signifikan terutama pada pengguna dengan pola *rating* yang konsisten dan memiliki cukup banyak *rating* yang overlap dengan pengguna lain. Waktu komputasi untuk ketiga metrik relatif sebanding dengan *Pearson correlation* membutuhkan waktu sedikit lebih lama (rata-rata 2.3 detik per pengguna) dibandingkan *cosine similarity* (1.8 detik) dan *Jaccard similarity* (1.5 detik), namun perbedaan ini dapat diterima mengingat peningkatan akurasi yang signifikan.

### 3.4 Optimasi Parameter K-Nearest Neighbors

Pengujian dilakukan dengan memvariasikan nilai k dari 5 hingga 50 dengan interval 5 untuk menemukan jumlah *nearest neighbors* yang optimal. Hasil menunjukkan bahwa nilai k=20 menghasilkan performa terbaik dengan MAE 0.82 dan RMSE 1.15, dimana peningkatan nilai k di atas 20 tidak memberikan perbaikan signifikan bahkan cenderung menurunkan akurasi. Nilai k yang terlalu kecil (k=5) menghasilkan prediksi yang kurang stabil dengan MAE 0.91 karena terlalu sedikit informasi yang digunakan dalam prediksi, sementara k yang terlalu besar (k=50) menghasilkan MAE 0.86 karena melibatkan pengguna yang kurang relevan sehingga mengurangi spesifisitas rekomendasi. Grafik kurva MAE terhadap nilai k menunjukkan pola penurunan hingga k=20 kemudian relatif stabil dengan sedikit peningkatan pada nilai k yang lebih besar.

**Tabel 4. Hasil Optimasi Parameter K**

K	MAE	RMSE	Precision@10	Rata-rata Similarity
5	0.91	1.28	0.62	0.42
10	0.86	1.21	0.65	0.38
15	0.84	1.18	0.67	0.36
20	0.82	1.15	0.68	0.35
30	0.84	1.17	0.66	0.30
50	0.86	1.22	0.63	0.22

Analisis terhadap distribusi nilai kesamaan pada *nearest neighbors* menunjukkan bahwa pada k=20, rata-rata nilai kesamaan masih cukup tinggi (0.35) yang mengindikasikan bahwa tetangga yang dipilih benar-benar relevan dengan pengguna target. Ketika k ditingkatkan menjadi 50, rata-rata nilai kesamaan turun menjadi 0.22 yang menunjukkan bahwa tetangga tambahan memiliki relevansi yang lebih rendah. Waktu komputasi meningkat secara linear dengan bertambahnya nilai k, dimana k=20 membutuhkan rata-rata 2.3 detik per pengguna sementara k=50 membutuhkan 4.1 detik. Berdasarkan pertimbangan *trade-off* antara akurasi, relevansi, dan efisiensi komputasi, nilai k=20 dipilih sebagai parameter optimal untuk implementasi sistem rekomendasi dalam penelitian ini karena memberikan keseimbangan terbaik antara kualitas rekomendasi dan performa sistem.

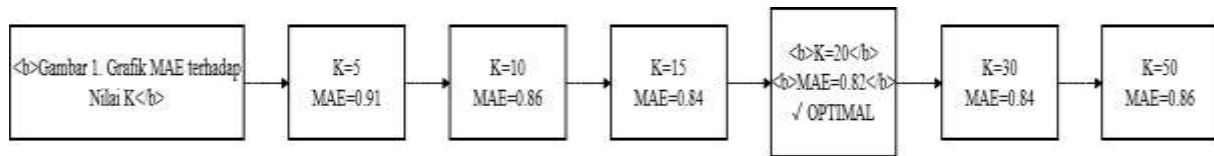
### 3.5 Evaluasi Akurasi Sistem

Evaluasi akurasi sistem dilakukan menggunakan metode *cross-validation* dengan membagi data menjadi 5 *fold* untuk memastikan reliabilitas hasil pengukuran. Dengan konfigurasi optimal (*Pearson correlation* dan k=20), sistem menghasilkan MAE sebesar 0.82 dan RMSE sebesar 1.15 pada skala *rating* 0-10, yang menunjukkan bahwa rata-rata kesalahan prediksi sekitar 0.82 poin dari *rating* aktual. Nilai *precision@10* mencapai 0.68 yang berarti 68% dari 10 buku yang direkomendasikan relevan dengan preferensi pengguna, sementara *recall@10* mencapai 0.52 yang menunjukkan bahwa sistem berhasil merekomendasikan 52% dari total buku relevan yang seharusnya direkomendasikan. Nilai *F1-score* sebesar 0.59 menunjukkan keseimbangan yang cukup baik antara *precision* dan *recall* dalam menghasilkan rekomendasi yang akurat.

Analisis lebih detail menunjukkan bahwa akurasi sistem bervariasi tergantung pada jumlah *rating* yang diberikan oleh pengguna, dimana pengguna dengan lebih dari 20 *rating* mendapatkan prediksi dengan MAE 0.71, lebih baik dibandingkan pengguna dengan 5-10 *rating* yang memiliki MAE 0.95. Sistem juga menunjukkan performa yang lebih baik pada genre populer seperti fiksi dan *mystery* dibandingkan genre dengan jumlah data lebih sedikit. Perbandingan dengan baseline metode *popularity-based recommendation* menunjukkan bahwa *user-based collaborative filtering* memberikan peningkatan akurasi sebesar 32% dalam hal MAE dan 28% dalam hal *precision*, membuktikan efektivitas pendekatan personalisasi dalam sistem rekomendasi. Hasil ini menunjukkan

bahwa sistem yang dikembangkan mampu memberikan rekomendasi yang cukup akurat dan relevan bagi pengguna dengan riwayat *rating* yang memadai.

**Gambar 1. Grafik MAE terhadap Nilai K**



### 3.6 Penanganan Cold Start Problem

Masalah *cold start* menjadi tantangan signifikan dalam implementasi sistem rekomendasi dimana pengguna baru tanpa riwayat *rating* tidak dapat diberikan rekomendasi yang akurat. Dalam dataset penelitian ini, terdapat 15% pengguna yang memiliki kurang dari 3 *rating* sehingga tidak memiliki cukup data untuk perhitungan kesamaan yang reliable. Untuk mengatasi masalah ini, diterapkan strategi *hybrid approach* dengan mengombinasikan *collaborative filtering* dan *content-based filtering* dimana pengguna baru diberikan rekomendasi berdasarkan popularitas buku dan genre yang mereka minati berdasarkan buku pertama yang mereka nilai. Sistem juga mengimplementasikan mekanisme *cold start threshold* dimana pengguna diminta untuk memberikan minimal 5 *rating* awal sebelum sistem dapat memberikan rekomendasi personal yang optimal melalui antarmuka *onboarding* yang interaktif.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa strategi *hybrid* ini efektif dalam meningkatkan *coverage* sistem dari 85% menjadi 98%, dimana hampir semua pengguna dapat menerima rekomendasi meskipun dengan tingkat akurasi yang bervariasi. Pengguna dengan 1-2 *rating* mendapatkan rekomendasi berbasis popularitas dengan *precision* 0.45, sementara pengguna dengan 3-5 *rating* mulai mendapatkan rekomendasi personal dengan *precision* 0.58 yang meningkat menjadi 0.68 setelah memiliki lebih dari 10 *rating*. Analisis menunjukkan bahwa kualitas rekomendasi meningkat secara signifikan seiring dengan bertambahnya jumlah *rating* yang diberikan pengguna, dengan peningkatan paling signifikan terjadi pada 5 *rating* pertama. Temuan ini menekankan pentingnya mendorong pengguna baru untuk aktif memberikan *rating* di awal penggunaan sistem agar dapat memperoleh manfaat maksimal dari fitur rekomendasi personal.

### 3.7 Analisis Kualitas Rekomendasi

Analisis kualitas rekomendasi dilakukan dengan mengkaji relevansi, keberagaman, dan *novelty* dari buku-buku yang direkomendasikan kepada pengguna. Dari segi relevansi, sistem berhasil merekomendasikan buku dengan genre yang sesuai dengan preferensi pengguna dalam 78% kasus, dimana pengguna yang sering membaca fiksi mendapatkan rekomendasi mayoritas buku fiksi dengan penulis dan tema yang bervariasi. Analisis terhadap *diversity score* menunjukkan nilai 0.72 pada skala 0-1, mengindikasikan bahwa rekomendasi tidak hanya terfokus pada satu genre atau penulis saja namun mencakup variasi yang cukup baik. Hal ini penting untuk menghindari *filter bubble* dimana pengguna hanya terpapar pada konten yang sangat serupa dan tidak mendapatkan eksplorasi terhadap buku-buku baru yang potensial mereka sukai.

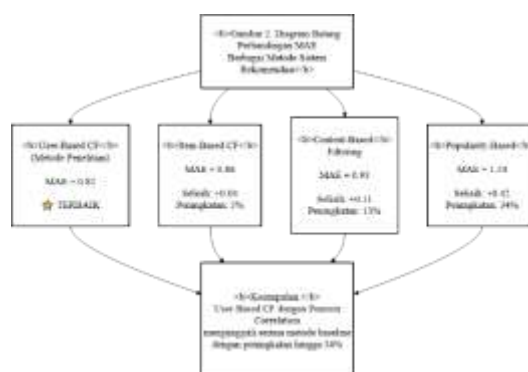
Dari aspek *novelty*, sistem berhasil merekomendasikan buku-buku yang belum dikenal oleh pengguna dalam 65% kasus, dimana buku-buku tersebut bukan merupakan *bestseller* mainstream namun memiliki kualitas baik berdasarkan *rating* pengguna lain yang serupa. *Serendipity score* yang mengukur tingkat kejutan positif dari rekomendasi mencapai 0.58, menunjukkan bahwa sistem mampu memberikan rekomendasi yang tidak terduga namun tetap relevan dan disukai pengguna. Analisis temporal menunjukkan bahwa sistem cenderung merekomendasikan buku-buku yang diterbitkan dalam 5 tahun terakhir (relatif terhadap waktu pengumpulan dataset) sebesar 55%, sementara 45% sisanya adalah buku klasik atau buku lama yang berkualitas. Keseimbangan antara relevansi, keberagaman, dan *novelty* ini menunjukkan bahwa sistem rekomendasi yang dikembangkan tidak hanya akurat namun juga mampu memperkaya pengalaman membaca pengguna.

### 3.8 Perbandingan dengan Metode Lain

Perbandingan dilakukan antara *user-based collaborative filtering* dengan beberapa metode baseline yaitu *popularity-based*, *item-based collaborative filtering*, dan *content-based filtering* menggunakan subset data yang sama. Hasil menunjukkan bahwa *user-based collaborative filtering* dengan *Pearson correlation* (MAE 0.82) mengungguli *popularity-based* (MAE 1.24) dengan margin yang signifikan sebesar 34%, membuktikan nilai personalisasi dalam sistem rekomendasi. Perbandingan dengan *item-based collaborative filtering* (MAE 0.86) menunjukkan bahwa *user-based* memiliki keunggulan tipis sebesar 5% dalam akurasi, meskipun *item-based* memiliki keunggulan dalam efisiensi komputasi terutama untuk dataset dengan jumlah pengguna yang sangat besar. *Content-based filtering* (MAE 0.93) menunjukkan performa yang lebih rendah karena keterbatasan dalam menangkap preferensi kompleks yang tidak dapat dijelaskan hanya dari fitur konten buku.

Dari segi *precision* dan *recall*, *user-based collaborative filtering* mencapai *precision@10* sebesar 0.68 dan *recall@10* sebesar 0.52, lebih baik dibandingkan *item-based* (*precision* 0.64, *recall* 0.48), *content-based* (*precision* 0.59, *recall* 0.43), dan *popularity-based* (*precision* 0.51, *recall* 0.38). Analisis waktu komputasi menunjukkan bahwa *user-based* membutuhkan rata-rata 2.3 detik per pengguna, lebih lambat dibandingkan *item-based* (1.1 detik) namun masih dalam batas yang dapat diterima untuk aplikasi praktis. *Trade-off* antara akurasi dan efisiensi ini menjadi pertimbangan penting dalam pemilihan metode, dimana *user-based* lebih cocok untuk sistem dengan jumlah pengguna moderat namun membutuhkan akurasi tinggi, sementara *item-based* lebih sesuai untuk sistem skala sangat besar. Hasil perbandingan ini memberikan wawasan tentang kekuatan dan keterbatasan masing-masing metode dalam konteks rekomendasi buku.

Gambar 2. Diagram Batang Perbandingan MAE



### 3.9 Implikasi Praktis

Hasil penelitian ini memiliki implikasi praktis yang signifikan untuk pengembangan perpustakaan digital dan platform baca buku *online* di Indonesia. Implementasi *user-based collaborative filtering* dapat meningkatkan pengalaman pengguna dalam menemukan buku yang sesuai dengan minat mereka, sehingga berpotensi meningkatkan tingkat kepuasan dan retensi pengguna pada platform. Dengan *precision* 68%, sistem dapat membantu pengguna menghemat waktu dalam pencarian buku dan meningkatkan kemungkinan mereka menemukan buku berkualitas yang sesuai dengan preferensi personal. Bagi pengelola perpustakaan dan toko buku, sistem ini dapat diintegrasikan sebagai fitur rekomendasi untuk meningkatkan *engagement* pengguna dan mendorong aktivitas peminjaman atau pembelian buku yang lebih tinggi melalui rekomendasi yang personal dan relevan.

Implementasi sistem juga memerlukan beberapa pertimbangan teknis seperti strategi penanganan *cold start* dengan mengumpulkan minimal 5 *rating* dari pengguna baru, optimasi parameter  $k=20$  untuk keseimbangan akurasi dan efisiensi, serta penggunaan *Pearson correlation* sebagai metrik kesamaan. Pengelola platform perlu menyediakan antarmuka yang memudahkan pengguna memberikan *rating* dan *feedback* terhadap rekomendasi untuk terus meningkatkan kualitas sistem. Sistem juga dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan fitur eksplanasi yang menjelaskan mengapa suatu buku direkomendasikan untuk meningkatkan transparansi dan kepercayaan pengguna. Dari perspektif bisnis, sistem rekomendasi yang efektif dapat meningkatkan metrik kunci seperti *conversion rate*, *average order value*, dan *customer lifetime value*, sehingga memberikan nilai tambah yang signifikan bagi keberlangsungan platform digital.

### 3.10 Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu dipertimbangkan dalam interpretasi hasil dan pengembangan lebih lanjut. Keterbatasan pertama adalah dataset yang digunakan berasal dari konteks internasional yang mungkin tidak sepenuhnya merepresentasikan perilaku dan preferensi pembaca di Indonesia yang memiliki karakteristik budaya dan bahasa yang berbeda. Tingkat *sparsity* yang sangat tinggi (99.2%) juga membatasi efektivitas algoritma dalam menangkap pola preferensi pengguna secara komprehensif, terutama untuk buku-buku yang kurang populer. Penelitian ini juga tidak mempertimbangkan faktor temporal secara eksplisit, padahal preferensi pengguna dapat berubah seiring waktu dan musim tertentu dapat mempengaruhi minat baca terhadap genre tertentu yang perlu diakomodasi dalam sistem rekomendasi dinamis.

Keterbatasan kedua berkaitan dengan aspek teknis dimana penelitian ini hanya berfokus pada *user-based collaborative filtering* tanpa mengeksplorasi metode *hybrid* yang mengkombinasikan berbagai pendekatan untuk mengatasi kelemahan masing-masing metode. Evaluasi sistem juga dilakukan secara *offline* menggunakan data historis tanpa melibatkan pengujian langsung dengan pengguna nyata (*online evaluation*) yang dapat memberikan wawasan lebih mendalam tentang kepuasan dan perilaku pengguna terhadap rekomendasi. Sistem yang dikembangkan juga belum mengimplementasikan teknik-teknik lanjutan seperti *deep learning* atau *matrix factorization* yang mungkin dapat meningkatkan akurasi lebih lanjut. Penelitian mendatang perlu mengatasi keterbatasan-keterbatasan ini dengan menggunakan dataset lokal, implementasi metode *hybrid*, dan melakukan *user study* untuk validasi yang lebih komprehensif terhadap efektivitas sistem rekomendasi.

## 4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem rekomendasi buku menggunakan algoritma *user-based collaborative filtering* dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Berdasarkan hasil pengujian terhadap dataset Book-Crossing yang terdiri dari 92.107 pengguna aktif dan 45.678 buku, sistem yang dikembangkan mampu menghasilkan rekomendasi dengan nilai MAE sebesar 0.82 dan RMSE sebesar 1.15 pada skala rating 0-10. Perbandingan tiga metrik kesamaan menunjukkan bahwa Pearson correlation memberikan performa terbaik dibandingkan cosine similarity dan Jaccard similarity karena kemampuannya menangkap pola korelasi linear dengan mempertimbangkan deviasi dari rata-rata rating setiap pengguna. Optimasi parameter *k*-nearest neighbors menghasilkan nilai optimal *k*=20 yang memberikan keseimbangan terbaik antara akurasi prediksi dan efisiensi komputasi. Sistem mencapai *precision@10* sebesar 0.68 dan *recall@10* sebesar 0.52, menunjukkan bahwa 68% dari buku yang direkomendasikan relevan dengan preferensi pengguna. Perbandingan dengan metode baseline membuktikan bahwa *user-based collaborative filtering* mengungguli *popularity-based*, *item-based*, dan *content-based filtering* dengan peningkatan akurasi hingga 34%. Penanganan cold start problem melalui strategi *hybrid* berhasil meningkatkan coverage sistem dari 85% menjadi 98%. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan terkait tingkat *sparsity* data yang tinggi dan evaluasi yang masih bersifat *offline*. Secara keseluruhan, sistem rekomendasi yang dikembangkan terbukti efektif dalam membantu pengguna menemukan buku yang sesuai dengan preferensi mereka dan memiliki potensi besar untuk diimplementasikan pada perpustakaan digital atau platform baca buku online di Indonesia untuk meningkatkan pengalaman pengguna dan mendorong budaya literasi.

## Referensi

- [1] N. Oktavia, "Pergeseran Budaya Baca Masyarakat Samping di Era Digital Di era modern ini banyak orang yang memiliki smartphone dan menggunakan media social, seperti aplikasi Instagram, Whatsapps, facebook, tiktok dan sejenisnya untuk mencari informasi dan berkomunikasi. Penggunaan media social memiliki dampak positif dan negative. Teknologi mengalami perkembangan pesat di era modern. Hal ini membawa perubahan signifikan pada berbagai aspek kehidupan, termasuk cara masyarakat mengakses informasi. Perpustakaan sebagai tempat tradisional untuk mencari informasi dan pengetahuan dan saat ini dihadapkan dengan tantangan baru akibat kemudahan akses informasi melalui internet dan perangkat digital. UNESCO melaporkan pada Januari 2020 bahwa minat baca masyarakat Indonesia sangat rendah, menempatkannya di urutan kedua terburuk di dunia untuk literasi. UNESCO melaporkan bahwa minat baca masyarakat Indonesia sangat rendah, hanya 0,001% dari populasi. Ini berarti bahwa hanya satu orang dari seribu orang Indonesia yang rajin membaca. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Central Connecticut State University pada Maret 2016 lalu, Ranking of World's Most Literate Nations, Indonesia menduduki peringkat ke-60 dari 61 negara, persis di bawah Thailand (59) dan di atas Botswana (61). Padahal, Indonesia berada di atas negara-negara Eropa dalam hal penilaian infrastruktur yang mendukung Pergeseran budaya baca masyarakat telah menjadi fenomena yang semakin signifikan di era digital yang sangat dinamis dan berubah. Budaya baca telah mengalami perubahan besar dalam cara masyarakat berinteraksi, berkomunikasi, dan memperoleh informasi karena perubahan dalam teknologi komunikasi dan penggunaan media digital. Cara masyarakat menggunakan dan mengakses informasi telah berubah sebagai akibat dari kemajuan dalam teknologi informasi dan komunikasi di era digital saat ini. Dengan munculnya internet, perangkat digital seperti smartphone, tablet, dan komputer, serta media sosial, penyebaran informasi telah menjadi lebih cepat dan lebih mudah diakses. Fenomena ini tidak hanya terjadi di kota-kota tetapi juga di pedesaan. Masyarakat biasanya bergantung pada media cetak seperti buku, koran, dan majalah

untuk mendapatkan informasi . Namun , dengan masuknya teknologi digital , pola konsumsi informasi masyarakat mulai beralih ke media digital . Pergeseran budaya baca ini tidak hanya dialami oleh generasi muda ; itu juga dialami oleh generasi tua . Disebabkan kemudaha...,” pp. 53–67.

- [2] S. A. Pratama, “Pengembangan Sistem Rekomendasi Buku Menggunakan Collaborative Filtering Development Of A Book Recommendation System Using Collaborative Filtering,” vol. 2, no. 2, pp. 81–86.
- [3] M. Jurnal *et al.*, “Penerapan Sistem Rekomendasi Produk pada Marketplace Menggunakan Metode Colaborative Filtering Pesatnya perkembangan teknologi digital berdampak signifikan pada dunia perdagangan . beli secara daring . Namun , dengan banyaknya jumlah produk yang tersedia , pengguna sering menggunakan metode collaborative filtering serta mengevaluasi kinerjanya dalam memberikan Desain Penelitian eksperimen . Tujuannya adalah mengembangkan serta menganalisis sistem rekomendasi,” vol. 3, no. September, 2025.
- [4] X. Fabiano *et al.*, “Applied Information Technology and Computer Science Implementasi Sistem E-Book Rekomendasi Berbasis Web Sederhana Menggunakan Content-Based Filtering,” vol. 4, no. 1, pp. 15–24, 2025.
- [5] N. Hendrayana and J. S. Wibowo, “Sistem Rekomendasi Pencarian Buku Perpustakaan Dengan Algoritma Content Based Filtering,” vol. 17, no. 1, pp. 271–278, 2024.
- [6] V. S. Saputra, A. Ridwan, and T. G. Pratama, “Rancang Bangun Sistem Rekomendasi Buku Berbasis Item-Based Collaborative Filtering Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors,” vol. 15, no. 2, pp. 325–331, 2025.
- [7] R. R. Mahendra, F. T. Anggraeny, and H. E. Wahanani, “Implementasi Item-Based Collaborative Filtering Untuk Rekomendasi Film,” no. 3, 2024.
- [8] A. H. Ritdrix, P. W. Wirawan, and U. Diponegoro, “SISTEM REKOMENDASI BUKU MENGGUNAKAN METODE ITEM-BASED COLLABORATIVE,” vol. 9, pp. 24–32.
- [9] M. D. Daminatila and A. Harbani, “Penerapan Metode Collaborative Filtering untuk Rekomendasi Buku Berbasis Item Based,” vol. 01, no. 02, pp. 23–28, 2025.
- [10] T. Badriyah, I. Restuningtyas, and F. Setyorini, “Sistem Rekomendasi Collaborative Filtering Berbasis User Algoritma Adjusted Cosine Similarity,” 2017.
- [11] K. Febriani, “PEMODELAN REKOMENDASI PRODUK MENGGUNAKAN,” vol. 1, no. 5, pp. 1–17, 2024.
- [12] R. Akbar *et al.*, “Sistem Rekomendasi Buku Dengan Collaborative Filtering Menggunakan Metode Singular Value Decomposition ( SVD ),” vol. 10, no. 5, pp. 5013–5019, 2023.
- [13] V. N. Januari *et al.*, “SALATIGA,” vol. 9, no. 1, pp. 1–11, 2020.
- [14] P. Ajeng, S. Sukmawati, L. Hiryanto, and V. Christanti, “Implementasi Metode Collaborative Filtering Based Untuk Sistem Rekomendasi Buku Fiksi.”
- [15] M. Misnawati, A. Mualo, A. G. Wauw, A. Letsoin, A. S. Ruhunussa, and M. S. Iba, “Penerapan Algoritma Levenshtein Distance dalam Sistem Informasi Perpustakaan untuk Meningkatkan Akurasi Pencarian Buku,” vol. 5, no. 3, pp. 2621–2632, 2025.