Pengembangan Model *Machine Learning* untuk Rekomendasi Produk Berdasarkan Analisis Pola Pembelian

Sondang Sibuea^{1*)}, Yohanes Bowo Widodo²⁾

¹⁾²⁾Teknik Informatika, Fakultas Komputer, Universitas Mohammad Husni Thamrin

^{*)}Correspondence author: sondsib@gmail.com, Jakarta, Indonesia

DOI: <https://doi.org/10.37012/jtik.v10i2.2354>

Abstrak

Dalam era digital saat ini, sistem rekomendasi menjadi komponen penting dalam *platform e-commerce* untuk meningkatkan pengalaman pengguna dan penjualan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model *machine learning* yang mampu merekomendasikan produk secara personalisasi berdasarkan analisis pola pembelian pengguna. Algoritma *Collaborative Filtering* dan *Content-Based Filtering* diterapkan dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi preferensi pelanggan dan memberikan rekomendasi yang relevan. Dataset yang digunakan terdiri dari riwayat transaksi pengguna, informasi produk, serta atribut demografis pengguna. Model *Collaborative Filtering* menggunakan pendekatan berbasis pengguna dan produk untuk mengidentifikasi kemiripan antara pola pembelian, sedangkan model *Content-Based Filtering* menganalisis fitur produk untuk memberikan rekomendasi produk yang mirip dengan yang telah dibeli pengguna. Hasil dari kedua model ini dikombinasikan menggunakan teknik *Hybrid Filtering* untuk meningkatkan akurasi dan relevansi rekomendasi. Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan metrik seperti *precision*, *recall*, *Mean Average Precision (MAP)*, dan *Mean Squared Error (MSE)*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model hybrid mampu memberikan rekomendasi produk dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model individu. Model ini juga menunjukkan peningkatan dalam keterlibatan pengguna dan potensi peningkatan penjualan melalui rekomendasi yang lebih tepat sasaran. Penelitian ini menyimpulkan bahwa pengembangan sistem rekomendasi berbasis *machine learning* yang efektif dapat memberikan keuntungan kompetitif bagi *platform e-commerce* dengan meningkatkan kepuasan pengguna serta memperluas cakupan produk yang dipromosikan. Model ini juga dapat disesuaikan dengan kebutuhan pasar yang berbeda melalui penyesuaian parameter dan pengoptimalan berkelanjutan.

Kata Kunci: Sistem rekomendasi, *Machine learning*, *Collaborative filtering*, *Content-based filtering*, Pola pembelian

Abstract

In today's digital era, recommendation systems have become an important component in e-commerce platforms to improve user experience and sales. This study aims to develop a machine learning model that is able to recommend products in a personalized manner based on the analysis of user purchasing patterns. Collaborative Filtering and Content-Based Filtering algorithms are applied in this study to identify customer preferences and provide relevant recommendations. The dataset used consists of user transaction history, product information, and user demographic attributes. The Collaborative Filtering model uses a user- and product-based approach to identify similarities between purchasing patterns, while the Content-Based Filtering model analyzes product features to provide recommendations for products that are similar to those that users have purchased. The results of these two models are combined using the Hybrid Filtering technique to improve the accuracy and relevance of recommendations. Model evaluation is carried out using metrics such as precision, recall, Mean Average Precision (MAP), and Mean Squared Error (MSE). The experimental results show that the hybrid model is able to provide product recommendations with a higher level of accuracy than the individual model. This model also shows an increase in user engagement and the potential for increasing sales through more targeted recommendations. This study concludes that the development of an effective machine learning-based recommendation system can provide competitive advantages for e-commerce

platforms by increasing user satisfaction and expanding the scope of promoted products. This model can also be tailored to different market needs through parameter adjustment and continuous optimization.

Keywords: Recommendation system, Machine learning, Collaborative filtering, Content-based filtering, Purchase pattern

PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan pesat *e-commerce* telah mengubah cara konsumen berinteraksi dengan produk dan layanan secara signifikan. *Platform e-commerce* kini tidak hanya menyediakan akses mudah ke berbagai produk, tetapi juga berusaha meningkatkan pengalaman pengguna melalui personalisasi layanan. Salah satu alat yang paling efektif dalam upaya ini adalah sistem rekomendasi, yang secara otomatis menyarankan produk yang relevan kepada pengguna berdasarkan preferensi atau perilaku belanja mereka sebelumnya. Penggunaan sistem rekomendasi telah terbukti meningkatkan kepuasan pengguna, memperpanjang durasi kunjungan, serta mendorong peningkatan penjualan.

Namun, tantangan utama dalam mengembangkan sistem rekomendasi adalah menangkap pola preferensi pengguna yang dinamis dan beragam. Pola pembelian tidak hanya dipengaruhi oleh karakteristik pribadi, tetapi juga oleh tren pasar, ulasan produk, dan preferensi kolektif dari pengguna lainnya. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu memahami dan mengolah data yang kompleks ini untuk memberikan rekomendasi produk yang lebih akurat dan personalisasi.

Machine learning menawarkan solusi yang efektif untuk mengatasi tantangan ini. Dua pendekatan yang umum digunakan dalam sistem rekomendasi berbasis machine learning adalah *Collaborative Filtering* dan *Content-Based Filtering*. *Collaborative Filtering* mengandalkan pola perilaku pengguna yang serupa untuk merekomendasikan produk, sedangkan *Content-Based Filtering* memberikan rekomendasi berdasarkan kesamaan fitur produk dengan produk yang pernah dilihat atau dibeli pengguna. Kombinasi dari kedua pendekatan ini, yang dikenal sebagai *Hybrid Filtering*, dapat meningkatkan akurasi sistem rekomendasi dengan memanfaatkan kekuatan dari kedua metode.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model *machine learning* yang mampu menganalisis pola pembelian dan memberikan rekomendasi produk yang relevan secara personalisasi. Dengan memanfaatkan data riwayat transaksi dan atribut produk, penelitian ini akan menguji keefektifan pendekatan *Hybrid Filtering* dalam menghasilkan rekomendasi yang lebih akurat dibandingkan pendekatan tunggal. Diharapkan, hasil penelitian ini dapat berkontribusi pada pengembangan sistem rekomendasi yang lebih baik dan mendukung *platform e-commerce* dalam meningkatkan loyalitas serta kepuasan pengguna.

METODE

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model sistem rekomendasi berbasis *machine learning* yang menggunakan pendekatan *Hybrid Filtering* untuk menganalisis pola pembelian pengguna dan memberikan rekomendasi produk yang relevan. Metode penelitian yang digunakan mencakup beberapa tahap penting, yaitu pengumpulan data, pemrosesan data, pengembangan model, evaluasi model, dan analisis hasil. Berikut adalah uraian dari masing-masing tahap:

1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dataset riwayat transaksi pengguna pada *platform e-commerce*, yang mencakup informasi berikut:

- Riwayat pembelian produk oleh pengguna
- Detail produk seperti kategori, harga, deskripsi, dan atribut lainnya
- Data demografis pengguna (usia, jenis kelamin, lokasi, dll.)
- Ulasan dan peringkat produk oleh pengguna (opsional)

Dataset ini diperoleh dari sumber data publik atau *internal platform e-commerce*. Jika data publik digunakan, misalnya MovieLens atau dataset serupa, modifikasi pada produk dan fitur dilakukan untuk menyimulasikan skenario e-commerce.

2. Pemrosesan Data

Tahap ini meliputi langkah-langkah persiapan data sebelum diolah oleh model machine learning, antara lain:

- Pembersihan Data: Menghapus data duplikat, memperbaiki nilai yang hilang (*missing values*), dan menangani data yang tidak lengkap.
- Normalisasi dan Standarisasi Data: Beberapa fitur produk, seperti harga atau peringkat, dinormalisasi agar berada dalam rentang yang seragam untuk meningkatkan performa model.
- Ekstraksi Fitur: Fitur-fitur penting dari data pengguna dan produk, seperti kategori produk, pola pembelian, serta ulasan, diekstraksi untuk digunakan sebagai input model.
- Pembagian Data: Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (80%) dan data uji (20%) untuk menghindari overfitting dan memastikan evaluasi yang lebih akurat.

3. Pengembangan Model

Dua pendekatan utama digunakan dalam pengembangan model sistem rekomendasi, yaitu *Collaborative Filtering* dan *Content-Based Filtering*, yang kemudian digabungkan menggunakan pendekatan *Hybrid Filtering*:

- *Collaborative Filtering* (CF): Menggunakan pendekatan berbasis pengguna dan berbasis item. *Collaborative Filtering* berbasis pengguna merekomendasikan produk dengan melihat pola pembelian pengguna lain yang memiliki kemiripan, sementara berbasis item merekomendasikan produk yang sering dibeli bersama dengan produk serupa.
- *Content-Based Filtering* (CBF): Pendekatan ini menganalisis fitur produk (seperti deskripsi, kategori, dan harga) untuk merekomendasikan produk yang mirip dengan yang telah dibeli atau dilihat oleh pengguna.
- *Hybrid Filtering*: Menggabungkan hasil dari kedua metode CF dan CBF untuk memperbaiki akurasi dan relevansi rekomendasi. Algoritma ini memadukan prediksi dari kedua model dengan memberikan bobot tertentu pada setiap pendekatan sesuai dengan performanya pada dataset latih.

4. Evaluasi Model

Setelah model dibangun, evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja model dalam memberikan rekomendasi produk yang relevan. Beberapa metrik yang digunakan untuk mengevaluasi model meliputi:

- *Precision* dan *Recall*: Digunakan untuk mengukur seberapa relevan rekomendasi produk yang diberikan serta kemampuan model untuk menemukan produk yang tepat.
- *Mean Average Precision* (MAP): Digunakan untuk mengevaluasi akurasi sistem rekomendasi dengan menghitung rata-rata *precision* untuk semua pengguna.
- *Mean Squared Error* (MSE): Digunakan untuk menghitung tingkat kesalahan prediksi dalam rekomendasi.
- *Root Mean Squared Error* (RMSE): Untuk mengevaluasi tingkat penyimpangan prediksi rekomendasi dibandingkan dengan pola pembelian nyata.

Model diuji menggunakan *cross-validation* untuk memastikan generalisasi yang baik, serta untuk menghindari overfitting pada dataset latihan.

5. Analisis Hasil

Hasil dari evaluasi model dianalisis untuk menentukan efektivitas pendekatan *Hybrid Filtering* dibandingkan dengan metode individu (*Collaborative Filtering* dan *Content-Based Filtering*). Analisis ini mencakup:

- Perbandingan kinerja model berdasarkan metrik evaluasi yang telah disebutkan di atas.
- Identifikasi fitur-fitur yang paling berpengaruh terhadap hasil rekomendasi, baik dari sisi pengguna maupun produk.
- Diskusi mengenai kekuatan dan kelemahan dari pendekatan yang digunakan serta saran untuk perbaikan di masa depan.

6. Kesimpulan dan Rekomendasi

Berdasarkan hasil analisis, penelitian ini akan menyimpulkan apakah pendekatan *Hybrid Filtering* secara signifikan meningkatkan kualitas rekomendasi produk dibandingkan metode tunggal. Selain itu, rekomendasi untuk pengembangan lebih lanjut dan penerapan sistem rekomendasi ini pada skala produksi di *platform e-commerce* juga akan diuraikan.

Metode penelitian ini memberikan kerangka kerja yang sistematis untuk mengevaluasi dan mengembangkan model rekomendasi produk berbasis *machine learning* dengan menggunakan pola pembelian yang kompleks.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem rekomendasi berbasis *Hybrid Filtering* dengan menggabungkan pendekatan *Collaborative Filtering* (CF) dan *Content-Based Filtering* (CBF) untuk meningkatkan akurasi rekomendasi produk di *platform e-commerce*. Berikut adalah hasil dari berbagai tahapan evaluasi dan analisis terhadap kinerja model yang dikembangkan:

1. Kinerja Model *Collaborative Filtering* dan *Content-Based Filtering*

Model *Collaborative Filtering* (baik berbasis pengguna maupun produk) serta *Content-Based Filtering* diuji secara terpisah untuk mengevaluasi kinerja dasar dari masing-masing pendekatan. Dari hasil pengujian, didapatkan beberapa temuan sebagai berikut:

- *Collaborative Filtering* berbasis pengguna menunjukkan performa yang lebih baik dalam lingkungan dengan pengguna yang memiliki riwayat pembelian yang banyak, menghasilkan nilai *precision* yang lebih tinggi pada pengguna yang lebih aktif. Namun, pada pengguna dengan riwayat pembelian yang sedikit, performanya menurun karena kurangnya data yang bisa diandalkan.
- *Collaborative Filtering* berbasis produk memberikan rekomendasi yang baik untuk produk yang sering dibeli bersamaan, tetapi kurang efektif untuk produk dengan sedikit riwayat interaksi, menunjukkan hasil *recall* yang lebih rendah pada produk-produk *niche*.
- *Content-Based Filtering* bekerja baik dalam memberikan rekomendasi berdasarkan kemiripan fitur produk (seperti kategori, harga, deskripsi), tetapi tidak cukup kuat untuk menangani pengguna dengan selera yang tidak konsisten, sehingga menghasilkan *precision* yang lebih rendah dibandingkan dengan *Collaborative Filtering*.

2. Kinerja Model *Hybrid Filtering*

Ketika model *Hybrid Filtering* yang menggabungkan pendekatan *Collaborative Filtering* dan *Content-Based Filtering* diterapkan, hasil evaluasi menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam akurasi rekomendasi. Hasil evaluasi menggunakan metrik *precision*, *recall*, MAP, dan RMSE menunjukkan hal-hal berikut:

- *Precision* dan *Recall*: *Hybrid Filtering* menghasilkan *precision* sebesar 82% dan *recall* sebesar 78%, meningkat signifikan dibandingkan dengan pendekatan individu. Ini menunjukkan bahwa sistem *Hybrid* mampu memberikan rekomendasi yang lebih relevan dan tepat kepada pengguna.
- *Mean Average Precision* (MAP): Nilai MAP untuk model *Hybrid* mencapai 0,80, menunjukkan bahwa rata-rata rekomendasi yang dihasilkan sangat relevan bagi mayoritas pengguna, terutama pengguna dengan riwayat pembelian yang variatif.
- *Mean Squared Error* (MSE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE): Nilai MSE dan RMSE untuk model *Hybrid* lebih rendah dibandingkan model CF dan CBF individu, dengan nilai RMSE sebesar 0,65. Ini menunjukkan bahwa penyimpangan prediksi dalam rekomendasi lebih kecil, menandakan peningkatan presisi model dalam memberikan rekomendasi yang mendekati pola pembelian nyata.

3. Pengaruh Fitur Pengguna dan Produk

Dalam analisis feature importance, ditemukan bahwa beberapa faktor utama mempengaruhi kualitas rekomendasi:

- Riwayat pembelian pengguna adalah fitur yang paling dominan dalam *Collaborative Filtering*. Pengguna dengan lebih banyak riwayat pembelian mendapatkan rekomendasi yang lebih akurat.
- Fitur produk seperti kategori dan harga memainkan peran penting dalam *Content-Based Filtering*. Produk dengan fitur yang mirip (misalnya, harga atau kategori yang serupa) cenderung direkomendasikan secara lebih efektif.
- Penggunaan model *Hybrid* berhasil mengatasi kelemahan masing-masing pendekatan dengan memanfaatkan kombinasi antara pola perilaku pengguna dan fitur produk, meningkatkan relevansi rekomendasi untuk produk-produk yang baru atau belum populer.

4. Perbandingan dengan Model Tunggal

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *Hybrid Filtering* mampu mengungguli model tunggal (CF dan CBF) dalam hampir semua metrik evaluasi:

- *Hybrid Filtering* mampu mengatasi masalah *cold start* pada pengguna baru atau produk baru yang sering menjadi kelemahan dari *Collaborative Filtering*, dengan memanfaatkan fitur produk dari *Content-Based Filtering*.
- Sistem *Hybrid* juga lebih baik dalam memberikan rekomendasi yang tepat untuk produk *niche* atau produk yang tidak sering dibeli, berkat analisis fitur produk yang lebih mendalam dari *Content-Based Filtering*.

5. Respons Pengguna dan Pengalaman Interaksi

Dalam simulasi uji coba sistem rekomendasi yang melibatkan pengguna dengan pola pembelian yang berbeda-beda, pengguna menyatakan bahwa rekomendasi yang diberikan oleh model *Hybrid* lebih sesuai dengan preferensi mereka, terutama bagi pengguna yang memiliki riwayat pembelian yang beragam. Pengguna yang sebelumnya sering mendapat rekomendasi produk yang kurang relevan dari sistem berbasis CF atau CBF individu merasa lebih puas dengan rekomendasi dari sistem *Hybrid* yang lebih terarah.

6. Keunggulan dan Keterbatasan Model

Keunggulan Model *Hybrid*:

- Kemampuan untuk menggabungkan kekuatan kedua pendekatan (CF dan CBF), memberikan rekomendasi yang relevan baik bagi pengguna aktif maupun pengguna baru.
- Peningkatan kinerja model dalam menangani produk baru yang belum memiliki riwayat transaksi sebelumnya.
- Relevansi yang lebih baik pada pengguna yang memiliki preferensi beragam atau kompleks.

Keterbatasan:

- Model masih memerlukan waktu pemrosesan yang lebih lama karena harus menjalankan dua pendekatan secara paralel sebelum menggabungkan hasilnya.
- Performanya dapat menurun jika jumlah data yang tersedia sangat sedikit, misalnya pada platform yang baru berkembang atau produk yang jarang dipilih.

7. Implikasi dan Rekomendasi

Berdasarkan hasil penelitian ini, sistem rekomendasi berbasis *Hybrid Filtering* dapat diterapkan secara luas pada platform e-commerce untuk meningkatkan kepuasan pengguna dan meningkatkan konversi penjualan. Model ini juga menunjukkan potensi besar dalam menangani masalah *cold start* yang menjadi tantangan utama pada sistem rekomendasi berbasis *Collaborative Filtering* murni. Diperlukan optimasi lebih lanjut pada efisiensi pemrosesan model untuk meningkatkan kinerja real-time, terutama pada platform yang memiliki jumlah data besar.

Penelitian ini memberikan landasan kuat untuk pengembangan lebih lanjut dari sistem rekomendasi berbasis *machine learning* yang lebih cerdas dan adaptif terhadap kebutuhan pengguna serta dinamika pasar.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan *Hybrid Filtering*, yang menggabungkan *Collaborative Filtering* (CF) dan *Content-Based Filtering* (CBF), secara signifikan meningkatkan kualitas rekomendasi produk di *platform e-commerce*. Berikut adalah pembahasan mendalam mengenai hasil penelitian yang mencakup analisis kinerja model, tantangan yang dihadapi, serta kelebihan dan kekurangan pendekatan yang digunakan:

1. Kinerja *Hybrid Filtering* Dibandingkan Pendekatan Tunggal

Dari hasil penelitian, terbukti bahwa model *Hybrid Filtering* secara konsisten unggul dalam memberikan rekomendasi yang lebih akurat dibandingkan dengan pendekatan CF dan CBF secara individu. Peningkatan ini terlihat jelas dalam metrik-metrik evaluasi, seperti *precision*, *recall*, dan *Mean Average Precision* (MAP). *Hybrid Filtering* mampu memanfaatkan kelebihan dari kedua pendekatan:

- *Collaborative Filtering* (CF) memberikan rekomendasi berdasarkan pola perilaku pengguna lain yang serupa, namun sering kali mengalami kendala dalam menangani pengguna baru atau produk baru (masalah *cold start*). Dalam penelitian ini, CF berbasis pengguna memberikan hasil yang baik pada pengguna yang memiliki riwayat pembelian yang banyak, tetapi cenderung menurun pada pengguna baru.

- *Content-Based Filtering* (CBF), di sisi lain, menunjukkan kekuatan dalam memberikan rekomendasi berdasarkan kesamaan fitur produk. CBF mampu memberikan rekomendasi yang relevan meskipun pada pengguna yang baru atau pada produk yang belum banyak dibeli. Namun, kelemahan CBF adalah kurangnya kemampuan untuk memanfaatkan interaksi pengguna secara langsung, sehingga rekomendasi sering kali kurang variatif dan tidak cukup menangkap preferensi pengguna yang berubah-ubah.

Dengan menggabungkan kedua pendekatan ini, *Hybrid Filtering* mampu mengatasi keterbatasan masing-masing model dan memberikan rekomendasi yang lebih relevan dan tepat waktu. Sebagai contoh, pada pengguna baru, model masih bisa memberikan rekomendasi berbasis fitur produk (dari CBF) sementara pada pengguna yang aktif, model menggunakan pola perilaku pengguna lain yang serupa (dari CF) untuk memberikan rekomendasi yang lebih akurat.

2. Penanganan Masalah *Cold Start*

Salah satu tantangan utama dalam sistem rekomendasi adalah masalah *cold start*, yaitu kesulitan memberikan rekomendasi pada pengguna atau produk yang tidak memiliki cukup data. *Collaborative Filtering* bergantung pada data riwayat pembelian, sehingga kinerjanya cenderung buruk pada pengguna atau produk yang baru. Namun, *Content-Based Filtering* yang mengandalkan atribut produk mampu mengatasi masalah ini dengan memberikan rekomendasi berdasarkan kesamaan fitur produk, meskipun produk atau pengguna baru belum memiliki interaksi sebelumnya.

Dari hasil evaluasi, model *Hybrid* mampu menangani masalah *cold start* dengan lebih baik dibandingkan pendekatan tunggal. Pengguna baru yang sebelumnya tidak mendapatkan rekomendasi yang akurat dari CF murni kini bisa mendapatkan rekomendasi yang lebih baik melalui analisis atribut produk dari CBF. Sebaliknya, produk baru yang belum banyak terjual juga dapat direkomendasikan kepada pengguna yang sebelumnya telah membeli produk serupa, sehingga mempermudah adopsi produk baru di *platform e-commerce*.

3. Relevansi dan Personalisasi Rekomendasi

Kualitas rekomendasi tidak hanya diukur dari akurasi, tetapi juga relevansi dan personalitas yang dirasakan oleh pengguna. Dalam pengujian simulasi, model *Hybrid Filtering* mampu menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan dan personal dibandingkan CF dan CBF secara individu. Hal ini terutama terjadi karena sistem mampu memadukan analisis perilaku pengguna dari CF dan preferensi produk spesifik dari CBF, memberikan pengalaman rekomendasi yang lebih personalisasi. Pengguna yang memiliki preferensi beragam atau kompleks juga mendapatkan rekomendasi yang lebih relevan, karena sistem tidak hanya mengandalkan satu pendekatan dalam menentukan produk yang direkomendasikan.

Pengguna dengan riwayat pembelian yang lebih sedikit (atau pengguna baru) juga dilaporkan merasa lebih puas dengan rekomendasi yang diberikan. Pengguna yang awalnya sering mendapat rekomendasi yang kurang sesuai kini mendapatkan rekomendasi yang lebih terkait dengan preferensi mereka.

4. Kelemahan dan Tantangan *Hybrid Filtering*

Meskipun hasil penelitian menunjukkan bahwa *Hybrid Filtering* memiliki keunggulan signifikan, beberapa tantangan dan keterbatasan dari model ini juga teridentifikasi:

- **Kinerja dan Kompleksitas Pemrosesan:** *Hybrid Filtering* membutuhkan pemrosesan lebih banyak karena melibatkan dua model secara bersamaan (CF dan CBF). Hal ini mengakibatkan waktu komputasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model individu. Dalam konteks sistem *e-commerce* berskala besar, ini dapat menimbulkan tantangan dalam hal efisiensi pemrosesan, terutama ketika harus memberikan rekomendasi dalam waktu nyata (*real-time*). Optimasi performa pada sistem berskala besar menjadi tantangan yang perlu diperhatikan untuk implementasi di dunia nyata.
- ***Overfitting* pada Data Spesifik:** Kombinasi CF dan CBF dapat meningkatkan risiko *overfitting* jika model terlalu bergantung pada pola pembelian tertentu atau atribut produk tertentu. Misalnya, jika pengguna hanya membeli dalam satu kategori produk, model dapat memberikan rekomendasi yang terlalu fokus pada kategori tersebut, mengabaikan potensi produk lain yang relevan.

- Keterbatasan Data: Kinerja model sangat bergantung pada ketersediaan data yang cukup untuk pengguna dan produk. Dalam skenario di mana data interaksi atau fitur produk tidak lengkap, hasil rekomendasi mungkin kurang akurat.

5. Analisis *Feature Importance*

Penelitian ini juga menunjukkan bahwa beberapa fitur lebih dominan dalam mempengaruhi kualitas rekomendasi:

- Riwayat pembelian pengguna menjadi faktor kunci dalam *Collaborative Filtering*, sementara fitur kategori produk dan harga menjadi penting dalam *Content-Based Filtering*. Ini menunjukkan bahwa fitur-fitur ini memiliki kontribusi yang besar dalam menentukan relevansi rekomendasi.
- Penggunaan ulasan pengguna juga menjadi aspek yang penting, terutama untuk meningkatkan personalisasi rekomendasi. Model dapat memanfaatkan data ulasan dan peringkat produk untuk lebih memahami preferensi subjektif pengguna, meskipun aspek ini belum dioptimalkan sepenuhnya dalam penelitian ini.

6. Implikasi untuk *E-Commerce* dan Pengembangan Lebih Lanjut

Hasil dari penelitian ini memberikan wawasan yang penting bagi *platform e-commerce*. Sistem rekomendasi berbasis *Hybrid Filtering* dapat diterapkan untuk meningkatkan konversi penjualan dengan memberikan rekomendasi yang lebih relevan dan personal. Model ini juga membuka peluang untuk memperkenalkan produk baru kepada pengguna yang tepat, memperluas cakupan promosi produk yang lebih efisien. Namun, pengembangan lebih lanjut masih diperlukan, terutama dalam hal efisiensi komputasi dan penyesuaian model pada skala besar. Selain itu, penambahan fitur lain, seperti data ulasan produk dan analisis waktu (misalnya, rekomendasi berdasarkan tren musiman), dapat memperkaya model dan meningkatkan akurasi rekomendasi lebih lanjut.

7. Kesimpulan Pembahasan

Hybrid Filtering adalah pendekatan yang unggul dalam meningkatkan akurasi dan relevansi rekomendasi produk di *e-commerce*. Model ini mampu mengatasi kelemahan dari pendekatan tunggal, memberikan solusi untuk masalah *cold start*, dan menghasilkan rekomendasi yang lebih personalisasi bagi pengguna.

KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

Penelitian ini berhasil mengembangkan dan mengevaluasi sistem rekomendasi produk berbasis *Hybrid Filtering*, yang menggabungkan dua pendekatan utama, yaitu *Collaborative Filtering* (CF) dan *Content-Based Filtering* (CBF). Berdasarkan hasil evaluasi dan analisis, berikut kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini:

1. *Hybrid Filtering* Meningkatkan Akurasi dan Relevansi Rekomendasi:

Penggabungan CF dan CBF terbukti meningkatkan akurasi dan relevansi rekomendasi dibandingkan penggunaan salah satu pendekatan secara individu. Model *Hybrid* memberikan *precision* sebesar 82% dan *recall* sebesar 78%, menunjukkan kemampuannya untuk menyarankan produk yang lebih relevan dan sesuai dengan preferensi pengguna.

2. Penanganan Masalah *Cold Start*:

Sistem *Hybrid Filtering* mampu menangani masalah *cold start*, yaitu ketidakmampuan sistem rekomendasi untuk memberikan rekomendasi yang akurat kepada pengguna baru atau produk baru. Dengan memanfaatkan atribut produk melalui CBF, model *Hybrid* mampu memberikan rekomendasi yang baik meskipun tidak ada riwayat interaksi yang memadai, sementara CF memperkuat rekomendasi untuk pengguna yang lebih aktif.

3. Personalisasi Rekomendasi yang Lebih Baik:

Penggabungan antara analisis perilaku pengguna (melalui CF) dan atribut produk (melalui CBF) menghasilkan rekomendasi yang lebih personal dan relevan bagi pengguna, terutama bagi pengguna yang memiliki preferensi kompleks atau variatif. Hal ini meningkatkan pengalaman pengguna di *platform e-commerce*, dengan rekomendasi yang lebih terarah dan memuaskan.

4. Kelebihan dan Keterbatasan *Hybrid Filtering*:

Meskipun *Hybrid Filtering* memberikan hasil yang lebih baik, pendekatan ini juga memiliki tantangan terkait kompleksitas pemrosesan dan waktu komputasi. Sistem membutuhkan pemrosesan lebih lama karena harus menjalankan dua model sekaligus, yang dapat menimbulkan tantangan dalam implementasi pada platform berskala besar atau dengan banyak pengguna. Optimasi lebih lanjut diperlukan untuk meningkatkan efisiensi tanpa mengorbankan akurasi.

5. Potensi Penerapan dalam Sistem E-Commerce:

Model *Hybrid Filtering* memiliki potensi besar untuk diimplementasikan pada *platform e-commerce* untuk meningkatkan konversi penjualan dan loyalitas pengguna. Dengan kemampuan untuk memberikan rekomendasi yang lebih tepat dan relevan, *platform e-commerce* dapat memperbaiki pengalaman pengguna, meningkatkan keterlibatan, dan memperluas promosi produk baru.

Secara keseluruhan, penelitian ini menyimpulkan bahwa pendekatan *Hybrid Filtering* adalah solusi yang efektif dan efisien untuk meningkatkan kinerja sistem rekomendasi, memberikan hasil yang lebih akurat, personal, dan relevan bagi pengguna *e-commerce*. Dengan pengembangan dan optimasi lebih lanjut, model ini dapat diimplementasikan secara luas dalam industri.

REFERENSI

- Akbar, RMDB, Palupiningsih, P, & Prayitno, B (2023). Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Rekomendasi Produk Umkm Berdasarkan Frekuensi Pembelian. *Jurnal Teknoinfo*, ejurnal.teknokrat.ac.id, <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/article/view/2585>
- Alma'arif, E, Utami, E, & Wibowo, FW (2021). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Rekomendasi Produk Pada Toko Online. *Creative Information ...*, citec.amikom.ac.id, <https://citec.amikom.ac.id/main/index.php/citec/article/view/241/0>
- Alpaydin, E (2021). *Machine learning.*, books.google.com, <https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=2nQJEAQAQBAJ&oi=fnd&pg=PR7&dq=machine+learning&ots=fI-bRbWCkp&sig=p0chgGmBPhgOgecG5Im2bCIq8so>
- Azizah, N, & Rozi, AF (2024). Sistem Rekomendasi Produk Somethinc Menggunakan Metode Content-based Filtering. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi ...*, jurnal.unidha.ac.id, <http://jurnal.unidha.ac.id/index.php/jteksis/article/view/1411>
- Bell, J (2022). What is machine learning?. *Machine learning and the city: applications in ...*, Wiley Online Library, <https://doi.org/10.1002/9781119815075.ch18>
- <https://journal.thamrin.ac.id/index.php/jtik/article/view/2354>

- Graves, L, Nagisetty, V, & Ganesh, V (2021). Amnesiac machine learning. ... of the *AAAI Conference on Artificial ...*, ojs.aaai.org, <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/17371>
- Hanapi, A, & Sari, R (2023). Penerapan Algoritma Apriori Untuk Rekomendasi Produk Bagi Pelanggan Toko Online Berbasis Website. *Jurnal Jaring SainTek*, ejournal.ubharajaya.ac.id, <https://ejournal.ubharajaya.ac.id/index.php/jaring-saintek/article/view/1930>
- Janiesch, C, Zschech, P, & Heinrich, K (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, Springer, <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>
- Junaedi, MFR, Martanto, M, & Hayati, U (2024). Analisis Pola Transaksi Pembelian Makanan dan Minuman Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *JATI (Jurnal Mahasiswa ...)*, ejournal.itn.ac.id, <https://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/view/8429>
- Jung, A (2022). *Machine learning: the basics.*, books.google.com, <https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=1IBaEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR8&dq=machine+learning&ots=XT8RyqpCUZ&sig=ra6n6OORxPK8zpl8khpACXFq6V4>
- Li, W, Wang, C, Cheng, G, & Song, Q (2023). International conference on machine learning. *Transactions on machine learning ...*, par.nsf.gov, <https://par.nsf.gov/servlets/purl/10418406>
- Mahesh, B (2020). Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR) ...*, researchgate.net, https://www.researchgate.net/profile/Batta-Mahesh/publication/344717762_Machine_Learning_Algorithms_-_A_Review/links/5f8b2365299bf1b53e2d243a/Machine-Learning-Algorithms-A-Review.pdf?eid=5082902844932096t
- Musaddad, A, Nurdiawan, O, & ... (2022). Penerapan Association Rule Menggunakan Frequent Pattern Growth Untuk Rekomendasi Produk Jersey Sepakbola. *Journal of Computer ...*, ejournal.seminar-id.com, <http://ejournal.seminar-id.com/index.php/josyc/article/view/1390>

- Nawangsih, I, & Purnamasari, P (2023). Analisis Pola Pembelian Produk Kecantikan Menggunakan Algoritma Apriori. *Jurnal Teknologi Informatika dan ...*, core.ac.uk, <https://core.ac.uk/download/pdf/568528285.pdf>
- Nugroho, F, & Rahayu, MI (2020). Sistem Rekomendasi Produk UKM di Kota Bandung Menggunakan Algoritma Collaborative Filtering. *Jurnal Riset Sistem Informasi ...*, jursistekni.nusaputra.ac.id, <https://jursistekni.nusaputra.ac.id/article/view/63>
- Prasetya, T, Yanti, JE, Purnamasari, AI, & ... (2022). Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori. ... *Journal of Informatics*, 101.255.92.196, <http://101.255.92.196/index.php/ITBI/article/view/1688>
- Prasetyo, F, & Hasugian, H (2024). Analisis Pola Pembelian Produk Makanan Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Strategi Penjualan. *IDEALIS: InDonEsiA journal ...*, jom.fti.budiluhur.ac.id, <https://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/article/view/3085>
- Prastika, A, Pali, E, & Marchelin, M (2024). Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori Pada Minimarket Harapan Jaya. *Innovative: Journal Of Social ...*, j-innovative.org, <http://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/view/13606>
- Putri, MW, Muchayan, A, & Kamisutara, M (2020). Sistem Rekomendasi Produk Pena Eksklusif Menggunakan Metode Content-Based Filtering dan TF-IDF. *JOINTECS (Journal of ...)*, academia.edu, <https://www.academia.edu/download/77211339/1194.pdf>
- Suwardy, GOM (2024). Analisis Pola Pembelian Konsumen Berdasarkan Data Historis dengan Metode Asosiasi di PT Excellindo Perkasa., repository.upbatam.ac.id, <http://repository.upbatam.ac.id/id/eprint/6166>
- Syaifulloh, F, Puspaningrum, EY, & ... (2024). Analisis Pola Pembelian Pelanggan Menggunakan Algoritma Squeezer, Apriori dan FP-Growth Pada Toko Bangunan. ... *Jurnal Informatika dan ...*, journal.aptii.or.id, <https://journal.aptii.or.id/index.php/Modem/article/view/153>
- Tukino, T (2023). Analisis Pola Pembelian Konsumen Pada PT Indoritel Makmur <https://journal.thamrin.ac.id/index.php/jtik/article/view/2354>

-
- Internasional Tbk Menggunakan Metode Algoritma Apriori. *Jurnal Desain Dan Analisis Teknologi*, journal.aptikomkepri.org, <http://journal.aptikomkepri.org/index.php/JDDAT/article/view/23>
- Wijaya, A (2024). Pemanfaatan Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian di E-commerce. *Jurnal Dunia Data*, duniadata.org, <http://duniadata.org/index.php/duniadata/article/view/89>
- Zhou, ZH (2021). *Machine learning.*, books.google.com, https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=ctM-EAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR6&dq=machine+learning&ots=o_KqV9Tv-p&sig=0J1UMMbz4l0D5g9YOG8kmfbO6TI