



Sistem Rekomendasi Kurikulum Adaptif Berbasis Profil Lulusan Menggunakan Metode Hybrid Filtering

Hasyim Asy'ari^a, Maysas Yafi Urrochman^b, Abdur Ro'uf^c

^{a, b, c} Program Studi Informatika, Institut Teknologi dan Bisnis Widya Gama Lumajang

email: ^a hasyimasyarimail@gmail.com

*Korespondensi

Dikirim 15 Juli 2025; Direvisi 22 Juli 2025; Diterima 02 Agustus 2023; Diterbitkan 07 September 2025

Abstrak

Penyusunan struktur matakuliah pada kurikulum berbasis profil lulusan menjadi tantangan utama dalam dunia pendidikan terutama perguruan tinggi. Dimana program studi harus mampu menyusun struktur matakuliah yang relevan dengan profesi, sehingga lulusan mampu bersaing dan memiliki kompetensi didunia kerja khususnya bidang teknologi. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model sistem rekomendasi struktur matakuliah pada kurikulum secara adaptif berbasis profil lulusan dengan menggunakan pendekatan hybrid filtering yang menggabungkan antara metode Collaborative Filtering (CF) dengan Content-based Filtering (CBF). Pada metode CF mengimplementasikan matrix factorization dengan Singular Value Decomposition (SVD), sementara CBF memanfaatkan cosine similarity. Evaluasi model dilakukan menggunakan dataset alumni sejumlah 450 orang, yang mencakup riwayat mata kuliah dan profesi yang sedang dijalani. Hasil menunjukkan bahwa pendekatan hybrid pada komposisi CBF sebesar 0.8 dan CF sebesar 0.2 menghasilkan nilai precision@5 sebesar 0.7771, recall@5 sebesar 0.5342, dan F1-score@5 sebesar 0.6335. Performa tersebut berada di atas model CBF murni yang mencatatkan precision sebesar 0.6067, recall sebesar 0.3876, dan F1-score sebesar 0.4564. Sementara itu, model CF berbasis SVD menunjukkan error prediksi yang cukup tinggi, dengan nilai RMSE antara 1.18 hingga 1.23 dan MAE antara 0.98 hingga 1.03. Temuan ini mengindikasikan bahwa kontribusi utama dalam sistem hybrid berasal dari komponen CBF, sementara performa CF masih perlu ditingkatkan, terutama dalam konteks data dengan kemiripan antar alumni yang rendah atau sparsity yang tinggi. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam mendukung pengambilan keputusan penyusunan kurikulum berbasis data yang lebih adaptif terhadap profil lulusan dan kebutuhan dunia kerja.

Kata Kunci: Hybrid Filtering, Content-based Filtering, Collaborative Filtering, Kurikulum Adaptif, Profil Lulusan.

Adaptive Curriculum Recommendation System Based on Graduate Profiles Using a Hybrid Selection Method

Abstract

The design of course structures within graduate profile-based curricula remains a major challenge in the field of education, particularly in higher education institutions. Academic programs must be capable of organizing course structures that align with professional demands, enabling graduates to compete effectively and possess relevant competencies for the workforce, especially in the field of technology. This study aims to develop a recommendation system model for adaptive curriculum course structuring based on graduate profiles using a hybrid filtering approach that combines Collaborative Filtering (CF) and Content-Based Filtering (CBF). The CF method is implemented using matrix factorization through Singular Value Decomposition (SVD), while the CBF method utilizes cosine similarity. The model was evaluated using a dataset of 450 alumni, which includes records of completed courses and their current professional roles. The results show that the hybrid approach with a CBF composition of 0.8 and CF of 0.2 produces a precision@5 value of 0.7771, recall@5 of 0.5342, and F1-score@5 of 0.6335. This performance surpasses that of the pure CBF model, which recorded a precision of 0.6067, recall of 0.3876, and F1-score of 0.4564. Meanwhile, the CF model based on SVD demonstrated relatively high prediction error, with RMSE values ranging from 1.18 to 1.23 and MAE between 0.98 and 1.03. These findings suggest that the primary contribution to the hybrid system's performance stems from the CBF component, whereas the CF component requires further improvement, particularly in datasets with low alumni similarity or high sparsity. This study contributes to supporting data-driven curriculum design decisions that are more adaptive to graduate profiles and the evolving demands of the labor market.

Keywords: Hybrid Filtering, Content-based Filtering, Collaborative Filtering, Adaptive Curriculum, Graduate Profiles.

Untuk mengutip artikel ini dengan APA Style:

Asy'ari, H., Urrochman, M. Y., & Ro'uf, A. (2025). Sistem Rekomendasi Kurikulum Adaptif Berbasis Profil Lulusan Menggunakan Metode Hybrid Filtering. TEKNOLOGI: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi, 15 (2), 111-119: <https://doi.org/10.26594/teknologi.v15i2.5795>



© 2022 Penulis. Diterbitkan oleh Program Studi Sistem Informasi, Universitas Pesantren Tinggi Darul Ulum. Ini adalah artikel open access di bawah lisensi CC BY-NC-NA (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>).

1. Pendahuluan

Kurikulum dalam institusi pendidikan tinggi merupakan elemen fundamental yang menentukan kualitas lulusan dan kesiapan mereka dalam menghadapi dunia kerja. Dalam konteks pendidikan teknologi informasi (TI), dinamika kebutuhan industri yang cepat berubah menuntut lembaga pendidikan untuk merancang kurikulum yang adaptif, relevan, dan berbasis data (Batubara, 2021). Tidak sedikit dari

beberapa institusi pendidikan tinggi menghadapi tantangan dalam menyusun struktur kurikulum bagi para peserta didik yang tidak hanya mengakomodasi standar akademik, tetapi juga mampu menciptakan lulusan yang berkompeten sesuai dengan perkembangan teknologi serta memenuhi kebutuhan dunia kerja (Khasanah, 2023). Hal tersebut tercermin berdasarkan penelitian yang telah dilakukan pada tahun 2024 tentang relevansi pekerjaan dengan pendidikan yang telah ditempuh sebesar 82,54% relevan dan 17,46% tidak relevan (Kholifaturrossidin, 2024).

Salah satu pendekatan yang kini mulai banyak diterapkan dalam merancang kurikulum adalah berbasis data profil lulusan, khususnya melalui analisis data lulusan yakni mata kuliah yang pernah ditempuh selama studi dan data tracer study yang mencatat profesi lulusan, bidang pekerjaan, hingga jabatan yang diemban dalam bekerja. Data ini dapat menjadi sumber informasi berharga dalam memahami hubungan antara mata kuliah dan jenis profess, khususnya dibidang teknologi informasi.

Pada sisi lain, perkembangan metode sistem rekomendasi memberikan peluang besar dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data, termasuk dalam konteks pendidikan. Dimana sistem rekomendasi mampu memberikan rekomendasi berupa konten maupun item sesuai dengan personalisasi pengguna (Kamal et al., 2024). Pada implementasinya, terdapat beberapa macam metode yang dapat diterapkan dalam mengembangkan sistem rekomendasi yakni *Content-based* (CB), *Collaborative Filtering* (CF), dan *Hybrid Filtering* (Burke, 2002).

2. State of the Art

Penelitian terkait sistem rekomendasi dalam perguruan tinggi, khususnya untuk mendukung penyusunan kurikulum adaptif berbasis profil lulusan, telah menunjukkan kecenderungan kuat terhadap pemanfaatan pendekatan hybrid filtering. Pendekatan ini mengintegrasikan metode content-based filtering dan collaborative filtering untuk mengatasi keterbatasan masing-masing metode tunggal, seperti masalah cold start, data sparsity, dan kurangnya personalisasi. (Tolety & Prasad, 2022) mengembangkan sistem rekomendasi berbasis hibrida yang berhasil meningkatkan kepuasan pengguna e-learning secara signifikan. (Esteban et al., 2020) menerapkan pendekatan multi-kriteria yang dioptimalkan dengan algoritma genetika untuk pemilihan mata kuliah pilihan, sedangkan (Baidada et al., 2022) menguji efektivitas sistem rekomendasi hibrida dalam konteks institusi pendidikan tinggi di Maroko, dengan fokus pada peningkatan personalisasi pembelajaran. Penelitian lain seperti (Cho & Kang, 2010) serta (Hidayati et al., 2025) telah mengadopsi pendekatan serupa untuk memberikan rekomendasi kurikulum dan program studi secara personal berdasarkan data akademik dan psikologis mahasiswa. Inovasi teknis turut berperan dalam meningkatkan akurasi sistem, sebagaimana ditunjukkan oleh (Afoudi et al., 2021) melalui integrasi jaringan saraf tiruan, dan oleh (Zhang et al., 2017) dengan implementasi semi-autoencoder. Selain itu, penerapan pendekatan berbasis ontologi (Demertz & Demertzis, 2020), data mining (Bourkoukou & Bachari, 2018), serta matrix factorization (Amin et al., 2021) menunjukkan keberhasilan dalam meningkatkan performa sistem rekomendasi dan akurasi prediksi minat belajar. Berdasarkan temuan-temuan tersebut, terlihat bahwa pendekatan hybrid filtering secara konsisten memberikan hasil yang lebih unggul dalam mendukung pengambilan keputusan akademik yang relevan, efektif, dan adaptif terhadap kebutuhan individu dan dinamika pasar kerja. Namun, meskipun sudah banyak diterapkan, penelitian yang secara khusus mengintegrasikan profil lulusan sebagai basis penyusunan kurikulum adaptif masih terbatas, membuka peluang kontribusi lebih lanjut dalam pengembangan sistem rekomendasi pendidikan yang kontekstual dan berbasis data.

3. Metode Penelitian

Metode yang diterapkan pada penelitian ini adalah dengan menggunakan pendekatan hybrid filtering, yakni menggabungkan antara metode content-based filtering (CBF) dengan collaborative filtering (CF). dimana metode content-based filtering digunakan untuk mendapatkan rekomendasi berdasarkan karakteristik kesamaan antara matakuliah dengan profesi, sedangkan metode collaborative filtering digunakan untuk mendapatkan rekomendasi berdasarkan pola kemiripan antara alumni dengan profesi yang sama. Adapun tahapan dalam penelitian seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Perumusan Masalah

Tahapan pertama pada penelitian ini adalah dengan merumuskan masalah yang dihadapi oleh perguruan tinggi dalam menyusun struktur matakuliah berbasis profil lulusan.

2. Penentuan Tujuan Penelitian

Tahapan kedua pada penelitian ini adalah dengan menentukan tujuan utama yaitu merekomendasikan struktur matakuliah yang relevan dengan profil lulusan.

3. Studi Literatur Penelitian Terkait

Tahapan ketiga pada penelitian ini adalah mempelajari literatur yang relevan dengan rumusan masalah sebagai dukungan teoritis hingga observasi metode dalam menjawab rumusan masalah.

4. Pengumpulan Data

Tahapan keempat adalah pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan data primer yang didapat dari sistem informasi akademik salah satu fakultas ilmu komputer perguruan tinggi swasta XYZ. Adapun data yang diambil adalah sebanyak 450 mahasiswa lulusan pada program studi teknik informatika tahun 2016 sampai dengan tahun 2023, 20 matakuliah yang pernah ditempuh, dan 15 profesi pekerjaan yang sedang ditekuni oleh 450 lulusan tersebut.

5. Pengolahan Data

Tahapan kelima adalah pengolahan data mentah sehingga menjadi data yang siap untuk digunakan pada model melalui beberapa tahapan meliputi pembersihan data, integrasi data, pemilihan data, dan normalisasi data.

6. Pembuatan Model

Tahapan keenam adalah pembuatan model, dimana pada penelitian ini adalah menggunakan pendekatan hybrid filtering yaitu menggabungkan antara content-based filtering dengan collaborative filtering.

a. Content-based Filtering (CBF)

Metode CBF pendekatan dalam sistem rekomendasi yang menyarankan item kepada pengguna berdasarkan kesamaan antara item yang disukai sebelumnya dan item yang belum dikenal (Tolety & Prasad, 2022). Dimana item disini adalah matakuliah yang pernah diambil atau dipelajari oleh alumni selama kuliah dan memiliki atribut rating terhadap profesi. Dikarenakan masing-masing alumni memiliki detail profesi sehingga pendekatan CBF dapat dimanfaatkan untuk melihat pola hubungan antara matakuliah terhadap profesi.

b. Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF)

TF-IDF salah satu metode yang sering digunakan pada CBF, dimana TF-IDF menggunakan pendekatan untuk memberikan pembobotan terhadap pentingnya suatu fitur dengan meniadakan efek dari kata dengan jumlah frekuensi tinggi (Ricci et al., 2022). Dalam hal ini, untuk mendapatkan matakuliah yang dianggap penting terhadap profesi tertentu yang dapat dihitung dengan persamaan berikut.

$$TF_{ij} = \frac{0}{1 + \log(1 + \log freq(i, j))} \quad (1)$$

TF digunakan untuk menghitung frekuensi sebuah kata pada data.

$$IDF_j = \log \frac{N}{n_j} \quad (2)$$

IDF digunakan untuk memberikan pembobotan seberapa penting fitur dan nilainya berkurang jika kata semain banyak muncul pada dokumen.

$$TF - IDF(ij) = TF(ij) \times IDF(j) \quad (3)$$

Setelah terbentuk preferensi pengguna akan dicari item - item lain yang memiliki kemiripan dengan preferensi pengguna dengan metode Cosine Similarity.

$$\text{cosine similarity} = S_c(A, B) := \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}} \quad (4)$$

c. Collaborative Filtering (CF)

Metode CF pendekatan yang memanfaatkan preferensi atau interaksi pengguna terhadap item(mahasiswa terhadap matakuliah dan rating) dan perilaku pengguna lain untuk memberikan rekomendasi (Sukmawati et al., 2023). Pada metode CF menerapkan matrix factorization dengan menggunakan metode SVD (singular value decomposition) untuk mengatasi masalah data sparsity (Amin et al., 2021).

$$R \approx U \cdot \Sigma \cdot V^t \quad (5)$$

Dalam proses Collaborative Filtering, terdapat tiga langkah utama yang harus dilalui untuk menghitung tingkat kemiripan antar item dan menghasilkan rekomendasi. Langkah pertama dimulai dengan menyiapkan data yang diperlukan, yaitu mencakup NIM, Kode Matakuliah, serta nilai rating relevansi terhadap profesi. Setelah itu, sistem akan menentukan pengguna yang akan diberikan rekomendasi dan mengidentifikasi item atau konten yang belum pernah diakses oleh pengguna tersebut. Langkah kedua adalah proses perhitungan prediksi rating. Pada tahap ini, sistem menghitung tingkat kemiripan (similarity) antar item, khususnya antara item yang belum pernah diakses pengguna dengan seluruh item lain. Dari hasil perhitungan ini, sistem akan memilih sejumlah item—sebanyak 'k' item—yang memiliki tingkat kemiripan tertinggi. Item-item inilah yang akan digunakan sebagai acuan untuk memprediksi rating dari item yang belum diakses. Nilai kemiripan tertinggi dari item-item terpilih ini menjadi dasar dalam proses prediksi. Langkah ketiga adalah proses pemberian rekomendasi. Di tahap ini, sistem menyajikan item-item dengan hasil prediksi rating tertinggi sebagai rekomendasi yang paling sesuai untuk pengguna.

d. Hybrid Filtering

Metode hybrid filtering menggabungkan Content-Based Filtering dan Collaborative Filtering untuk memanfaatkan keunggulan masing-masing dan mengatasi keterbatasan mereka. Pendekatan ini dapat dilakukan dengan berbagai cara, seperti menggabungkan skor prediksi dari kedua metode (weighted hybrid), menggunakan satu metode untuk menyaring hasil dari metode lain (cascade hybrid), atau mengintegrasikan kedua metode dalam satu model (feature combination) (Çano & Morisio, 2017). Dalam penelitian ini metode content-based filtering digunakan mendapatkan rekomendasi berdasarkan karakteristik kesamaan antara matakuliah dengan profesi, sedangkan metode collaborative filtering digunakan untuk mendapatkan rekomendasi berdasarkan pola kemiripan antara alumni dengan profesi yang sama.

7. Uji Coba Model

Tahapan ketujuh adalah melakukan pengujian model dimana masing-masing model diuji dengan beberapa sample split dataset antara training dan testing yang dibagi 20%, 40%, 60%, dan 80% kemudian dilakukan analisa untuk mencari performa yang paling optimal.

8. Analisa Hasil

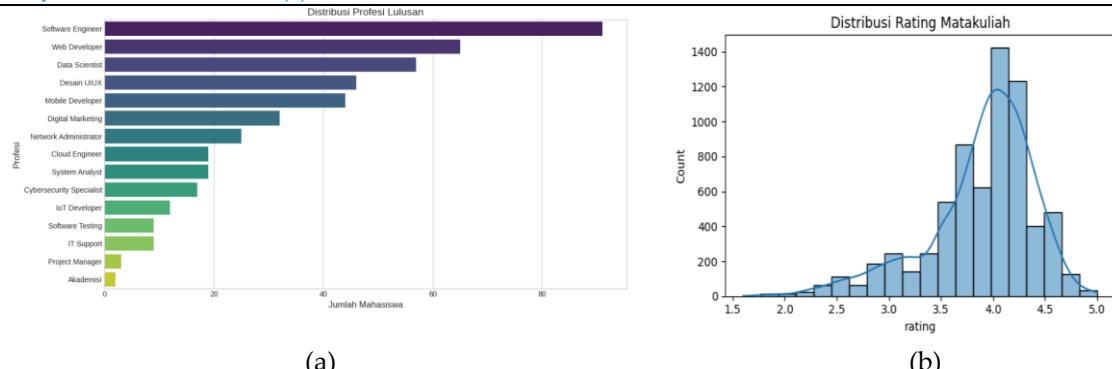
Tahapan kedelapan adalah melakukan analisa dan mengevaluasi model dengan membandingkan akurasi rekomendasi antara Content-based filtering, Collaborative Filtering, Hybrid Filtering menggunakan matrik RMSE, MAE, precision@k, recall@k.

9. Kesimpulan dan Saran

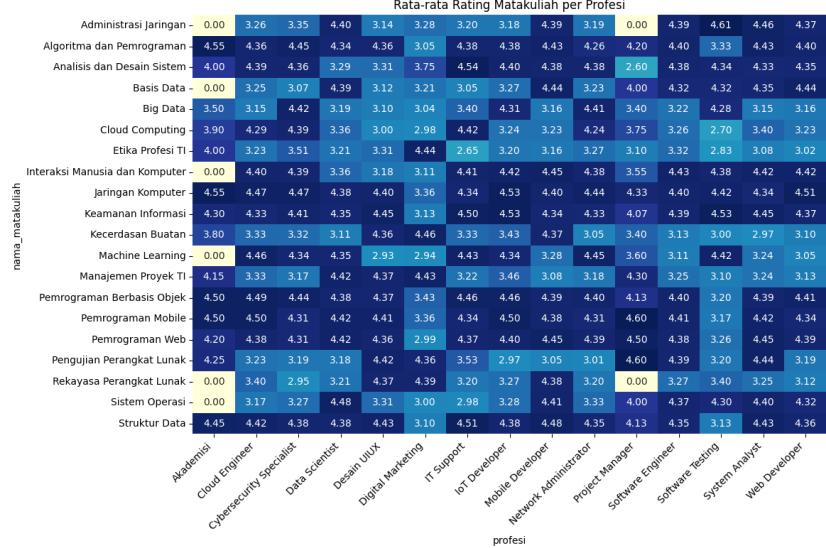
Tahapan kesembilan adalah menyimpulkan hasil dari penelitian serta memberikan saran untuk penelitian lanjutan.

4. Hasil dan Pembahasan

Sistem rekomendasi kurikulum adaptif berbasis profil lulusan dengan menggunakan metode hybrid filtering dimana dataset diambil dari sistem informasi akademik dan tracert study pada fakultas ilmu komputer, khususnya program studi teknik informatika salah satu perguruan tinggi swasta XYZ di jawa timur. Sebanyak 450 mahasiswa lulus dari tahun 2016 sampai dengan 2023 dengan sebaran profesi yang sedang dijalani saat ini seperti pada gambar 2.



Gambar 2. (a) Distribusi Profesi Lulusan; (b) Distribusi Rating Matakuliah



Gambar 3. Heatmap Rata-rata Rating Matakuliah

Pada gambar 2. (a) Distribusi profesi lulusan menunjukkan bahwa sebaran profesi lulusan dari dataset dimana profesi *software engineer* menjadi profesi yang paling banyak sedangkan profesi sebagai akademisi menjadi profesi yang paling sedikit. Pada gambar 2. (b) distribusi rating matakuliah menunjukkan bahwa rata-rata rating matakuliah yang telah diberikan oleh alumni terhadap profesi yang sedang dijalani saat ini, sedangkan pada gambar 3. Menunjukkan heatmap dari sebaran rata-rata rating setiap profesi terhadap matakuliah yang pernah ditempuh selama kuliah. Berdasarkan dataset tersebut, langkah selanjutnya adalah menggunakan dataset yang sudah melalui tahapan data preprocessing untuk digunakan sebagai dataset pada model hybrid filtering dimana penggabungan metode Content-based filtering dengan collaborative filtering dengan memanfaatkan kelebihan masing-masing metode tersebut.

4.1. Content-based Filtering (CBF)

Pada tahap pengembangan model content-based filtering umumnya sangat bergantung pada proses vektorisasi TF-IDF. Dimulai dengan membuat profil item (mata kuliah) dimana setiap mata kuliah diwakili oleh vektor fitur yang diperoleh dari representasi TF-IDF terhadap teks deskripsi mata kuliah. TF-IDF memberikan bobot terhadap kata-kata penting yang mendeskripsikan konten inti dari masing-masing mata kuliah. Selanjutnya yaitu membuat profil mahasiswa. Profil mahasiswa dalam sistem ini dibentuk berdasarkan minat profesi masing-masing mahasiswa. Minat ini direpresentasikan dalam bentuk vektor TF-IDF dari keterampilan yang dibutuhkan oleh profesi yang diminati. Selanjutnya yaitu menghitung kesamaan (cosine similarity) Setelah profil item (mata kuliah) dan pengguna (mahasiswa) berada dalam ruang vektor yang sama, perhitungan cosine similarity dilakukan untuk mengukur tingkat kesesuaian antara mahasiswa dan setiap mata kuliah. Nilai cosine similarity berkisar dari 0 hingga 1, dengan nilai lebih tinggi menunjukkan tingkat relevansi yang lebih tinggi. Berdasarkan tahapan tersebut maka model CBF dapat dijalankan adapun hasil uji coba menggunakan metode Content-based filtering seperti pada gambar 4.

```

--- Contoh Rekomendasi Content-Based Filtering untuk Mahasiswa S001 (Software Engineer) ---
course_name                                description \
18      Big Data   Mempelajari konsep dan teknologi untuk memproses...
2       Basis Data Mempelajari prinsip-prinsip sistem manajemen b...
8       Machine Learning Mempelajari konsep inti dan algoritma machine ...
1       Struktur Data Mempelajari berbagai metode organisasi data se...
7       Kecerdasan Buatan Pengantar prinsip dan teknik Kecerdasan Buatan...

category  similarity_score
18       Cloud Computing      0.371281
2        Data Management      0.328927
8       AI & Machine Learning 0.303017
1       Data Management      0.191250
7       AI & Machine Learning 0.111901

```

Gambar 4. Hasil Rekomendasi Content-based Filtering

Dari hasil rekomendasi tersebut dilakukan evaluasi model untuk mengetahui performa dari model yang sudah dibuat dengan menggunakan tiga matriks yaitu Precision, Recall, F1-Score. Adapun hasil evaluasinya seperti pada gambar 5.

```

--- Evaluasi Content-Based Filtering ---
Average Precision@5: 0.6067
Average Recall@5: 0.3876
Average F1-Score@5: 0.4564

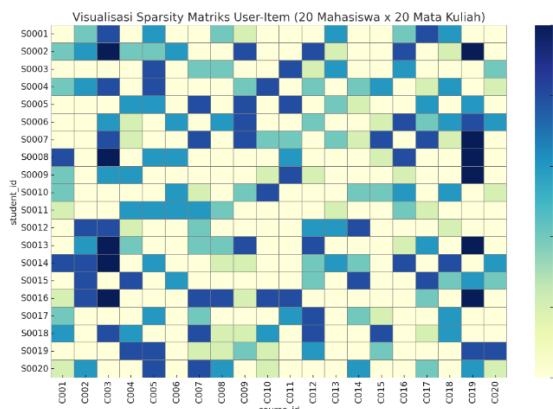
```

Gambar 5. Evaluasi Model Content-based Filtering

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model CBF memiliki nilai Precision sebesar 0.6067, Recall sebesar 0.3876, dan F1-Score sebesar 0.4565 pada Top-5 rekomendasi. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa sistem mampu menghubungkan deskripsi konten mata kuliah dengan kebutuhan profesi mahasiswa secara efektif.

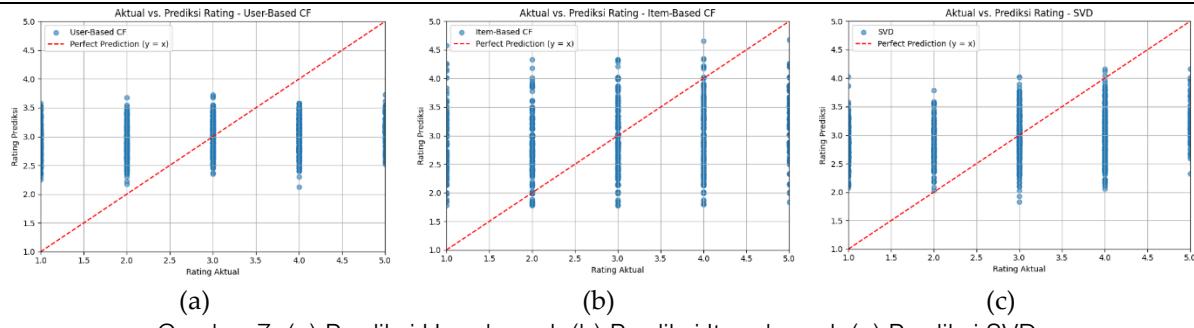
4.2. Collaborative Filtering (CF)

Berbeda dari Content-Based Filtering (CBF) yang bergantung pada fitur konten, CF berupaya menemukan pola kolaboratif antar pengguna untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih personal. Pada tahap ini, tiga pendekatan utama digunakan untuk membandingkan performa metode Collaborative Filtering meliputi User-based filtering, Item-based filtering, dan Matrix Factorization (SVD). Dimana untuk semua model menggunakan split data dengan persentase data test dan train sebesar 20%, 40%, 60%, dan 80%. Langkah awal adalah membentuk matriks user-item dari dataset, di mana setiap baris merepresentasikan mahasiswa dan kolom merepresentasikan mata kuliah. Nilai dalam sel adalah rating (skor kepuasan atau relevansi). Berikut visualisasi matriks user-item yang terbentuk berdasarkan dataset.



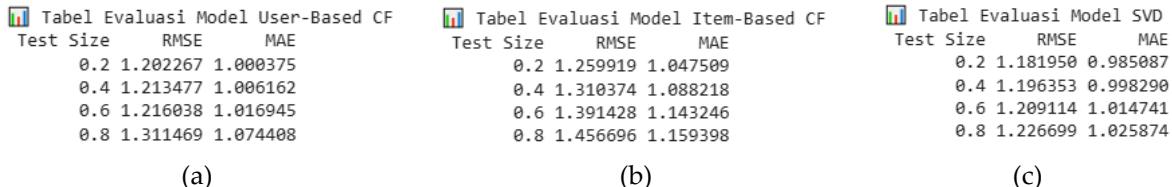
Gambar 6. Matriks User-Item

Berdasarkan dari matriks user-item yang sudah terbentuk tersebut maka selanjutnya adalah menggunakan data tersebut sebagai dataset model. Untuk model user-based collaborative filtering (UBCF) dengan menghitung tingkat kemiripan antar mahasiswa berdasarkan pola rating mereka menggunakan metode cosine similarity. Model item-based collaborative filtering dengan menghitung tingkat kemiripan antar matakuliah berdasarkan pola rating menggunakan metode cosine similarity. Model Singular Value Decomposition (SVD) menguraikan matriks interaksi user-item ke dalam matriks laten berdimensi rendah yang merepresentasikan preferensi mahasiswa dan karakteristik mata kuliah. Berikut hasil prediksi rating terhadap rating aktual dari ketiga metode seperti pada gambar 7.

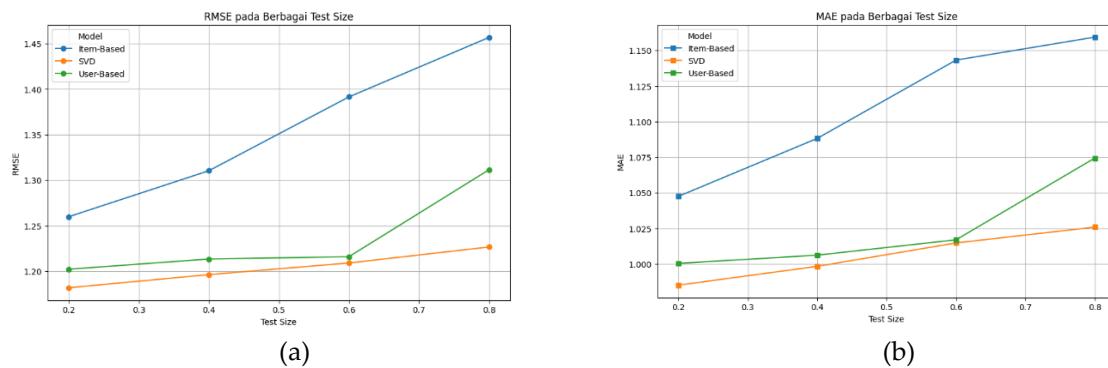


Gambar 7. (a) Prediksi User-based; (b) Prediksi Item-based; (c) Prediksi SVD

Pada masing-masing model tersebut dilakukan evaluasi untuk mengetahui performa dari model dalam memprediksi rating dengan RMSE dan MAE dimana hasilnya seperti pada gambar 8.



Gambar 8. (a) Evaluasi Model User-based; (b) Evaluasi Model Item-based; (c) Evaluasi Model SVD



Gambar 9. (a) Grafik Evaluasi RMSE; (b) Grafik Evaluasi MAE

Berdasarkan visualisasi metrik RMSE dan MAE untuk model user-based, item-based, dan SVD dengan proporsi data pelatihan dan pengujian yang berbeda (20%, 40%, 60%, 80%), visualisasi menunjukkan bahwa model SVD cenderung memberikan hasil yang lebih stabil dan konsisten pada berbagai variasi data pelatihan.

4.3. Hybrid Filtering

Pada tahap pengembangan model Hybrid berfokus pada penggabungan dua model sebelumnya dengan tujuan mendapatkan hasil prediksi yang paling optimal dengan memanfaatkan keunggulan dari Content-based Filtering (CBF) dan Collaborative Filtering (CF). Dimana CBF mampu merekomendasikan item baru berdasarkan kemiripan konten, sedangkan CF dengan matrik faktorisasi SVD mampu menangkap pola preferensi pengguna. Strategi penggabungan dilakukan dengan menggunakan pendekatan weighted hybrid, dimana skor akhir merupakan hasil gabungan dari skor prediksi CBF dan CF. adapun hasil rekomendasi dengan menggunakan metode hybrid filtering seperti pada gambar 10.

--- Contoh Rekomendasi Hybrid Filtering untuk Mahasiswa S001 ---

	course_name	category	hybrid_score
0	Big Data	Cloud Computing	0.7661
1	Pemrograman Web	Software Development	0.7423
2	Manajemen Proyek TI	Management & Ethics	0.7158
3	Pemrograman Mobile	Software Development	0.6849
4	Etika Profesi TI	Management & Ethics	0.6234

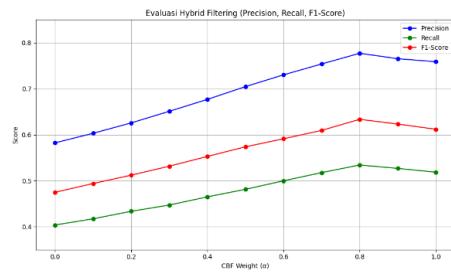
Gambar 10. Hasil Rekomendasi Hybrid Filtering

Sedangkan untuk mengetahui performa dari model hybrid filtering tersebut dilakukan evaluasi dengan pendekatan weighted hybridization, yaitu menggabungkan skor prediksi dari dua model: Content-Based

Filtering (CBF) dan Collaborative Filtering (CF). Masing-masing model diberi bobot yang bervariasi dari 0 hingga 1 dengan interval 0.1. Hasil pengukuran metrik evaluasi meliputi Precision, Recall, dan F1-Score seperti pada gambar 11.

----- Tabel Evaluasi Hybrid Filtering -----				
CBF Weight (a)	CF Weight (1-a)	Precision	Recall	F1-Score
0.0	1.0	0.5823	0.4037	0.4748
0.1	0.9	0.6031	0.4172	0.4939
0.2	0.8	0.6257	0.4335	0.5121
0.3	0.7	0.6509	0.4471	0.5316
0.4	0.6	0.6768	0.4649	0.5528
0.5	0.5	0.7046	0.4813	0.5737
0.6	0.4	0.7302	0.4998	0.5912
0.7	0.3	0.7538	0.5176	0.6094
0.8	0.2	0.7771	0.5342	0.6335
0.9	0.1	0.7653	0.5268	0.6232
1.0	0.0	0.7587	0.5185	0.6119

(a)



(b)

Gambar 11. (a) Evaluasi Hybrid Filtering; (b) Grafik Evaluasi Hybrid Filtering

Berdasarkan hasil eksperimen evaluasi model hybrid filtering dengan berbagai kombinasi bobot dengan hasil evaluasi difokuskan pada tiga metrik utama: Precision@5, Recall@5, dan F1-Score@5. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai ketiga metrik tersebut mengalami peningkatan yang konsisten seiring dengan bertambahnya kontribusi dari metode CBF, hingga mencapai performa tertinggi pada komposisi CBF sebesar 0.8 dan CF sebesar 0.2. Pada konfigurasi ini, model berhasil mencapai nilai Precision@5 sebesar 0.7771, Recall@5 sebesar 0.5342, dan F1-Score@5 sebesar 0.6335. Nilai ini menjadi yang tertinggi dibandingkan konfigurasi lainnya, menunjukkan bahwa kombinasi tersebut mampu menghasilkan rekomendasi yang paling relevan dan seimbang antara ketepatan serta jangkauan item yang direkomendasikan. Sebaliknya, penggunaan salah satu metode secara tunggal baik CBF ($\alpha = 1.0$) maupun CF ($\alpha = 0.0$) menunjukkan performa yang lebih rendah. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model hybrid filtering dengan proporsi bobot CBF = 0.8 dan CF = 0.2 merupakan konfigurasi yang paling optimal untuk mencapai hasil rekomendasi terbaik dalam konteks eksperimen ini. Secara keseluruhan simpulan evaluasi dari model Content-based Filtering, Collaborative Filtering, dan Hybrid Filtering seperti pada gambar 12.

Evaluasi Hybrid Filtering:	
Metrik	Nilai
Precision@5	0.7614
Recall@5	0.5126
F1-Score@5	0.6125

(a)

Ringkasan Evaluasi:					
Metode	Precision	Recall	F1-Score	RMSE	MAE
0 Content-Based Filtering	0.6066	0.3875	0.4564	NaN	NaN
1 Collaborative Filtering	NaN	NaN	NaN	1.7401	1.3846
2 Hybrid Filtering	0.7614	0.5126	0.6125	NaN	NaN

(b)

Gambar 12. (a) Evaluasi Hybrid Filtering; (b) Simpulan Evaluasi Semua Model

5. Kesimpulan

Sistem rekomendasi struktur mata kuliah adaptif berbasis profil lulusan dengan menggunakan pendekatan metode hybrid filtering yang menggabungkan metode content-based filtering dan collaborative filtering. Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa integrasi kedua metode memberikan performa rekomendasi yang lebih baik dibandingkan penggunaan metode tunggal, hal tersebut dapat dibuktikan berdasarkan hasil evaluasi, pendekatan hybrid performa tertinggi pada komposisi CBF sebesar 0.8 dan CF sebesar 0.2. menghasilkan nilai precision@5 sebesar 0.7771, recall@5 sebesar 0.5342, dan F1-score@5 sebesar 0.6335. Jika dibandingkan, performa model hybrid berada di atas model content-based filtering murni, yang mencatatkan precision 0.6067, recall 0.3876, dan F1-score 0.4564. Adapun model CF berbasis SVD menunjukkan nilai prediksi yang cukup tinggi dari sisi error, dengan RMSE berkisar antara 1.18 hingga 1.23 dan MAE antara 0.98 hingga 1.03, bergantung pada proporsi data uji. Nilai RMSE dan MAE yang tinggi ini mengindikasikan bahwa model CF kurang mampu memprediksi relevansi mata kuliah terhadap profesi secara akurat dalam konteks data yang digunakan. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa kontribusi terbesar terhadap kualitas rekomendasi dalam sistem hybrid berasal dari komponen content-based filtering, sementara performa collaborative filtering belum optimal meskipun telah menggunakan pendekatan SVD. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh tingkat kemiripan antar alumni yang rendah atau sparsity data yang masih tinggi dalam konteks pemetaan antara mata kuliah dan profesi lulusan.

6. Kontribusi Penulis

Hasyim Asy'ari: Data curation, Formal Analysis, Investigation, Methodology, Software, Visualization, dan Writing – original draft. Maysas Yafi Uroochman: Data curation, Methodology, Visualization, dan Writing – original draft. Abdur Ro'uf: Conceptualization, Funding acquisition, Supervision, Validation, dan Writing – review & editing.

7. Declaration of Competing Interest

Penulis menyatakan bahwa penelitian dan artikel ini tidak mengandung konflik kepentingan dengan pihak manapun.

8. Referensi

- Afoudi, Y., Lazaar, M., & Al Achhab, M. (2021). Hybrid recommendation system combined content-based filtering and collaborative prediction using artificial neural network. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 113, 102375. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2021.102375>
- Amin, A. A., Sunyoto, A., & Fatta, H. A. (2021). Mereduksi Error Prediksi Pada Sistem Rekomendasi Menggunakan Pendekatan Collaborative Filtering Berbasis Model Matrix Factorization. 11(2).
- Baidada, M., Mansouri, K., & Poirier, F. (2022). Hybrid Filtering Recommendation System in an Educational Context: Experiment in Higher Education in Morocco. *International Journal of Web-Based Learning and Teaching Technologies (IJWLTT)*, 17(1), 1–17. <https://doi.org/10.4018/IJWLTT.294573>
- Batubara, K. (2021). Perencanaan Kurikulum. *Proceedings of Annual Conference on Islamic Educational Management*, 376–387.
- Bourkoukou, O., & Bachari, E. E. (2018). Toward a Hybrid Recommender System for E-learning Personalization Based on Data Mining Techniques. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 2(4), 271–278. <https://doi.org/10.30630/joiv.2.4.158>
- Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4), 331–370. <https://doi.org/10.1023/A:1021240730564>
- Çano, E., & Morisio, M. (2017). Hybrid Recommender Systems: A Systematic Literature Review. *Intelligent Data Analysis*, 21(6), 1487–1524. <https://doi.org/10.3233/IDA-163209>
- Cho, J., & Kang, E. (2010). Personalized Curriculum Recommender System Based on Hybrid Filtering. In X. Luo, M. Spaniol, L. Wang, Q. Li, W. Nejdl, & W. Zhang (Eds.), *Advances in Web-Based Learning – ICWL 2010* (pp. 62–71). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-17407-0_7
- Demertzis, V., & Demertzis, K. (2020). A Hybrid Adaptive Educational eLearning Project based on Ontologies Matching and Recommendation System (arXiv:2007.14771). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2007.14771>
- Esteban, A., Zafra, A., & Romero, C. (2020). Helping university students to choose elective courses by using a hybrid multi-criteria recommendation system with genetic optimization. *Knowledge-Based Systems*, 194, 105385. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.105385>
- Hidayati, N., Winarti, T., & Hirzan, A. M. (2025). Hybrid Filtering for Student Major Recommendation: A Comparative Study. *Advance Sustainable Science Engineering and Technology*, 7(1), Article 1. <https://doi.org/10.26877/asset.v7i1.1250>
- Kamal, N., Sarker, F., Rahman, A., Hossain, S., & Mamun, K. A. (2024). Recommender System in Academic Choices of Higher Education: A Systematic Review. *IEEE Access*, 12, 35475–35501. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3368058>
- Khasanah, U. (2023). PENGEMBANGAN KURIKULUM PENDIDIKAN: INOVASI DAN TELAAHNYA. *Penerbit Tahta Media*. <https://tahtamedia.co.id/index.php/issj/article/view/170>
- Kholifaturrossidin. (2024). ANALISIS RELEVANSI PEKERJAAN DENGAN LULUSAN PERGURUAN TINGGI. *Jurnal Pendidikan Ilmiah Transformatif*, 8(6). <https://edu.ojs.co.id/index.php/jpit/article/view/487>
- Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (Eds.). (2022). *Recommender Systems Handbook*. Springer US. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4>
- Sukmawati, P. A. S., Hiryanto, L., & Mawardi, V. C. (2023). Implementasi Metode Collaborative Filtering Based Untuk Sistem Rekomendasi Buku Fiksi. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi*, 11(2), Article 2. <https://doi.org/10.24912/jiksi.v11i2.25999>
- Tolety, V. B. P., & Prasad, E. V. (2022). Hybrid content and collaborative filtering based recommendation system for e-learning platforms. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 11(3), Article 3. <https://doi.org/10.11591/eei.v11i3.3861>
- Zhang, S., Yao, L., Xu, X., Wang, S., & Zhu, L. (2017). Hybrid Collaborative Recommendation via Semi-AutoEncoder (arXiv:1706.04453). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.04453>.