

SISTEM REKOMENDASI CHANNEL YOUTUBE RESEP MASAKAN MENGUNAKAN COLLABORATIVE FILTERING

Fadhlika Kurniawan, Ade Karnia Ningsih, Agus Komarudin

Teknik Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani
Jl. Terusan Jend. Sudirman, Cimahi, Jawa Barat, Indonesia
fadhlika.kurniawan@student.unjani.ac.id

ABSTRAK

Sistem rekomendasi Channel youtube yang bertemakan masakan merupakan solusi dalam membantu pengguna dalam menemukan Channel yang sesuai dengan selera dan preferensi mereka. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan Sistem Rekomendasi Channel YouTube Resep Masakan menggunakan metode Collaborative Filtering dengan menggabungkan teknik Cosine Similarity dan Weighted Sum. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data Channel resep masakan dari platform YouTube. Tahapan pada penelitian ini meliputi proses pengumpulan data, preprocessing data, pembuatan model sistem rekomendasi, dan pengujian model. Metode Cosine Similarity digunakan untuk mengukur kemiripan antara Channel yang telah dilihat oleh pengguna. Metode ini digunakan dalam tahap rekomendasi item berdasarkan histori tontonan pengguna. Sedangkan metode Weighted Sum digunakan untuk menghitung bobot dari setiap item resep masakan yang direkomendasikan, sehingga dapat memberikan rekomendasi yang lebih akurat dan sesuai dengan selera pengguna. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem rekomendasi yang dikembangkan mampu memberikan rekomendasi Channelyoutube dengan tingkat akurasi yang cukup baik dan sesuai dengan selera pengguna. Penelitian ini membuat *sistem rekomendasi Channel youtube* menggunakan metode *colaborative filtering* yang menghasilkan nilai rata-rata MAE 2.103042813696612 dan menggunakan 1000 data untuk jumlah baris dari API youtube yang diambil pada bulan September 2023. Kemudian data latih rating pengguna berjumlah 100 channel yang digunakan untuk diuji coba menggunakan *colaborative filtering* sesuai dengan user yang diambil.

Kata kunci : Channel YouTube, Collaborative Filter, Sistem Rekomendasi, Resep Masakan.

1. PENDAHULUAN

YouTube saat ini menjadi salah satu *platform video sharing* terbesar dan paling banyak digunakan di dunia. Berbagai jenis *video* dapat ditemukan di sini, mulai dari hiburan, pendidikan, hingga *video tutorial* seperti masakan. Dalam hal ini, banyak *channel* YouTube yang memfokuskan pada bidang masakan dan membagikan berbagai jenis resep masakan [1]. Dengan banyaknya Channel tersebut, pengguna mungkin sulit menemukan Channel yang sesuai dengan preferensi mereka. Youtube memiliki banyak sekali *Channel* yang menyediakan *conten video* makanan dengan berbagai macam bumbu dan rempah-rempah, di karenakan begitu banyak *Channel* resep makanan dari berbagai *Channel* sehingga pengguna terutama ibu rumah tangga mengalami kesulitan untuk memilih *Channel* mana yang lebih bagus untuk dilihat. Dikarenakan begitu banyaknya *Channel* maka pengguna membutuhkan sistem rekomendasi yang akan memudahkan mereka memilih Channel youtube bertemakan masakan.

Sistem rekomendasi adalah aplikasi yang menyarankan dan merekomendasikan produk untuk membuat keputusan yang diinginkan pengguna [2]. Saran yang diberikan berdasarkan pengamatan situasi dan pengguna ingin memutuskan item mana yang akan dipilih [3]. Sistem pemberi rekomendasi banyak digunakan di sebagian besar bidang bisnis di mana konsumen perlu mengambil keputusan atau membuat rekomendasi dari informasi yang diberikan [2]. Salah satunya adalah rekomendasi resep makanan yang

menerapkan rekomendasi untuk pengguna yang kebingungan memilih resep makanan. Metode Collaborative Filtering merupakan salah satu metode yang digunakan dalam sistem rekomendasi. Metode ini memprediksi minat pengguna pada item atau produk berdasarkan pengalaman dan preferensi pengguna lain yang memiliki minat yang sama [4]. Dalam hal ini, Collaborative Filtering akan digunakan untuk memprediksi preferensi pengguna pada channel YouTube resep masakan. Data yang diperoleh dari pengguna yang sudah menetapkan rating pada Channel maka akan di hitung rata-rata perspektif dari pengguna menggunakan metode cosine similarity. Metode cosine similarity digunakan untuk mengukur kesamaan rating antara item yang diberikan oleh pengguna [5].

Selanjutnya menghitung prediksi dengan menggabungkan preferensi pengguna untuk merekomendasikan Channel terbaik. Metode yang digunakan untuk prediksi rekomendasi Channel yaitu *weighted sum* [4]. Beberapa pada penelitian terdahulu dalam pembuatan sistem rekomendasi Kredit Perumahan Rakyat khususnya memilih developer dengan melihat kedekatan developer berdasarkan nilai *rating* [5]. Pada penelitian ini akan menggunakan *Collaborative Filtering* yang bertujuan melakukan rekomendasi *Channel* youtube yang memiliki conten resep masakan. Meskipun banyak hasil positif dari penelitian terdahulu mengenai penggunaan sistem rekomendasi, penelitian lebih lanjut masih diperlukan untuk mengevaluasi bagaimana kinerja metode ini

dalam konteks yang berbeda dan untuk mengejar optimalisasi hasil yang lebih baik dari sistem rekomendasi yang dibangun.

Penelitian ini membuat *sistem* rekomendasi Channel youtube menggunakan metode *colaborative filtering* yang menggabungkan metode *Collaborative filtering* dan *user-based filtering*. Parameter yang digunakan pada penelitian ini adalah rating dari *user*. Pada metode *Collaborative filtering* mengimplementasikan algoritma *adjusted cosine-similarity* untuk menghitung nilai *similarity* antar rating Channel selanjutnya perhitungan nilai prediksi, kemudian pada metode *user-based filtering*.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Mining

Proses ekstraksi pola dan informasi penting dari data yang dipilih melalui proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) disebut sebagai data mining. Ada beragam teknik dan metode yang digunakan dalam proses ini, yang dipilih tergantung pada tujuan dan pengambilan data yang digunakan dalam proses KDD. Pemilihan metode yang tepat sangat penting untuk mencapai tujuan dari proses data mining yang dilakukan [7].

2.2. Structured systems analysis and design method (SSADM)

Structured Systems Analysis and Design Method (SSADM) adalah suatu metodologi pengembangan sistem yang menerapkan pendekatan terstruktur dan terdokumentasi dengan baik. Metodologi ini dirancang untuk membantu pemahaman, analisis, dan perancangan sistem informasi dengan langkah-langkah yang terorganisir. SSADM menggunakan alat analisis seperti Data Flow Diagrams (DFD) untuk memodelkan alur data, Entity Relationship Diagrams (ERD) untuk merinci struktur data, serta Activity Models untuk memahami proses bisnis. Selain itu, SSADM menekankan dokumentasi yang mendetail untuk setiap tahap pengembangan, mulai dari analisis hingga implementasi.

SSADM melibatkan iterasi dan pendekatan pengembangan bertahap, memungkinkan perbaikan dan penyesuaian desain sepanjang jalannya proyek. Penggunaan perangkat lunak bantu, seperti Computer-Aided Software Engineering (CASE) tools, mendukung keberhasilan SSADM dengan menyediakan alat untuk dokumentasi, analisis, dan desain yang lebih efisien. Meskipun saat ini terdapat pendekatan pengembangan yang lebih modern, SSADM tetap menjadi fondasi yang penting dalam sejarah pengembangan perangkat lunak dan sistem informasi, terutama pada proyek-proyek besar yang memerlukan konsistensi dan dokumentasi yang kuat [7].

2.3. Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi adalah teknologi yang digunakan untuk menyarankan atau merekomendasikan item sesuai dengan preferensi dan kebutuhan pengguna saat membuat keputusan tertentu. Hal ini dapat diimplementasikan dalam bentuk aplikasi yang membantu pengguna menemukan barang yang sesuai dengan kebutuhannya [3][8].

Sistem rekomendasi yang paling sering digunakan di aplikasi sistem rekomendasi dapat menggunakan beberapa metode seperti *collaborative filtering*, *content-based filtering*, dan *hybrid filtering*. Sistem rekomendasi juga dapat diimplementasikan dalam berbagai bentuk aplikasi, seperti aplikasi *e-commerce*, aplikasi streaming video, serta aplikasi berbasis lokasi.

2.4. Collaborative Filter

Collaborative Filter adalah salah satu dari algoritma yang digunakan untuk mengembangkan sistem pemberi rekomendasi, dan telah terbukti memberikan hasil yang sangat baik. Ulasan produk adalah bagian terpenting dari algoritma ini. Kami telah menerima ulasan dari mayoritas pelanggan kami, dimana pelanggan telah memberikan ulasan untuk produk tersebut. Sebagai kesimpulan, sistem memberikan umpan balik kepada pelanggan dengan memproses data, menunjukkan skala dari 0 hingga 5, dari evaluasi yang paling tidak disukai hingga yang paling disukai dari sudut pandang pelanggan. Aktifkan data ini perhitungan statistic. Hasilnya menunjukkan produk mana yang dinilai tinggi oleh pelanggan [9].

Pada dasarnya, metode Collaborative Filtering bekerja dengan cara membangun model yang menggambarkan hubungan antara preferensi pengguna dan item. Model ini dapat dibangun dengan dua cara: menggunakan sistem peringkat. Ada beberapa algoritma yang dapat digunakan dalam *Collaborative Filtering*, antara lain:

- a. User-Based Collaborative Filtering
- b. Item-Based Collaborative Filtering
- c. Matrix FaktORIZATION (SVD, NMF, dll)
- d. Model-Based Collaborative Filtering
- e. Deep Learning-Based Collaborative Filtering
- f. Hybrid Collaborative Filtering.

Semua algoritma ini memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing dan dipilih berdasarkan kebutuhan dan kondisi data yang akan dianalisis. Pada penelitian ini akan menggunakan algoritma *User-Base*. Algoritma ini membutuhkan beberapa data seperti data produk, data customer dan data rating. Untuk mendapatkan nilai rating, customer memilih produk terlebih dahulu dan kemudian memberikan nilai rating pada produk tersebut. Setelah data customer dan data rating di dapat maka selanjutnya di lanjutkan dengan oleh persamaan *weighted sum*.

2.5. Cosine Similarity

Cosine Similarity digunakan untuk menghitung rating dari pengguna yang telah dikumpulkan. Dalam *collaborative filtering*, *cosine similarity* digunakan untuk menghitung kemiripan antara preferensi pengguna dan item yang direkomendasikan. Adapun rumus yang digunakan untuk menghitung nilai *similarity* antar rating *user* (nilai kemiripan antara satu item dengan item yang lainnya) menggunakan algoritma *adjust cosine similarity* [10]. Adapun algoritma Adjusted Cosine Similarity adalah sebagai berikut:

- Menentukan daftar semua pengguna dan item yang ada dalam dataset.
- Membuat matriks yang berisi rating pengguna terhadap item yang ada dalam dataset. Setiap baris mewakili pengguna dan setiap kolom mewakili item.
- Menghitung rata-rata rating setiap pengguna dan item.
- Mengurangi setiap nilai rating dengan rata-rata rating pengguna atau item yang terkait. Dalam hal ini, dikenal juga dengan *mean centering*.
- Menghitung cosine similarity antara setiap pasangan pengguna atau item dalam matriks rating yang telah di-normalisasi.

$$s(i, j) = \frac{\sum_{u \in U(R_{u,i} - \bar{R}_u)(R_{u,j} - \bar{R}_u)} \sqrt{\sum_{u \in U(R_{u,i} - \bar{R}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U(R_{u,j} - \bar{R}_u)^2}} \quad \dots (1)$$

Keterangan:

$S(I, j)$: nilai kemiripan antara item I dengan item j
 $u \in U$: Himpunan *user* yang me-rating baik item I maupun item j

$R_{u,i}$: Rating *user* u pada item i

$R_{u,j}$: Rating *user* u pada item j

$\bar{R}_u$: Nilai rating rata-rata *user* u

$\bar{R}_i$: Nilai rating rata-rata item i

$\bar{R}_j$: Nilai rating rata-rata item j

2.6. Weighted Sum

Metode perhitungan prediksi pada masalah non cold-start, seperti metode *Weighted sum of deviation*, masih memiliki kendala ketika diimplementasikan pada item baru yang belum mendapatkan rating. Hal ini disebabkan oleh nilai rata-rata pada item yang akan menjadi nol karena belum ada pengguna yang memberikan rating. *Weighted sum* adalah salah satu metode yang digunakan dalam *collaborative filtering* untuk menghitung nilai prediksi rating item yang direkomendasikan. Oleh karena itu digunakan metode *weighted sum* untuk menghitung prediksi rating pada kasus item baru. *Weighted Sum* menghitung prediksi rating dari item-item tersebut dengan membandingkan rating yang pernah diberikan pengguna pada suatu item dengan kemiripan antara item tersebut dengan item lainnya [11].

$$P(u, j) = \frac{\sum_{i \in I} (R_{u,i} * S_{i,j})}{\sum_{i \in I} |S_{i,j}|} \quad \dots (2)$$

Keterangan:

$P(u, j)$: Prediksi untuk pengguna u pada produk j
 $i \in I$: Himpunan produk yang mirip dengan produk j
 $R_{u,i}$: Rate pengguna u pada produk i
 $S_{i,j}$: Nilai kemiripan antara produk i dan produk j .
 Jika prediksi rating sudah dihitung, maka rekomendasi item pun dapat dihasilkan.

2.7. Mean Absolute Error (MAE)

MAE digunakan sebagai salah satu metrik untuk mengevaluasi akurasi sistem rekomendasi, serta untuk mengukur seberapa besar error prediksi yang terjadi antara nilai yang sebenarnya dan nilai yang diprediksi oleh sistem. Dalam Collaborative Filtering, MAE digunakan untuk mengukur seberapa dekat atau jauh prediksi yang dihasilkan oleh sistem rekomendasi dengan nilai aktual dari preferensi pengguna. Semakin kecil nilai MAE, semakin akurat sistem rekomendasi dalam melakukan prediksi dan semakin tinggi kualitas sistem rekomendasi tersebut. Akurasi sistem rekomendasi dievaluasi berdasarkan *mean absolute error* (MAE), yang merupakan rata-rata kesalahan yang diabsolutkan. Kesalahan diukur sebagai selisih antara nilai rating sebenarnya dan nilai rating hasil prediksi. Berikut adalah rumus MAE yang dinyatakan dalam persamaan [6].

$$MAE = \frac{\sum_{u=1}^N |p_{u,k} - R_{u,k}|}{N} \quad \dots (3)$$

Keterangan:

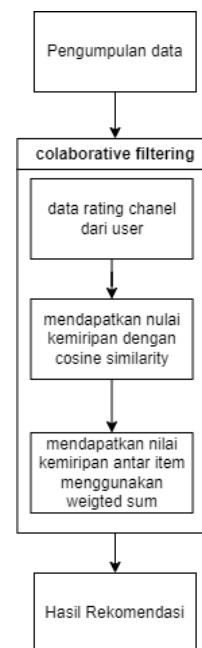
$P_{u,k}$: Prediksi rating *user*

u : untuk item k ,

$R_{u,k}$: Nilai rating yang diberikan *user* u untuk item k

N : adalah Jumlah *user*

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Gambar Alur Metode Penelitian

Berikut adalah alur metode penelitian yang dilakukan untuk penerapan data *mining* menggunakan algoritma *Collaborative Filter* untuk sistem rekomendasi dapat dilihat pada gambar 1.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Data Collection

Pada penelitian ini, data yang akan digunakan adalah data hasil dikumpulkan dari API youtube

dengan jumlah baris 1000 data yang diambil pada bulan September 2023.

4.2. Deskripsi Atribut Data

Sebelum memasuki tahap proses data mining, dataset ini perlu dijelaskan tiap atribut yang ada pada data tersebut, agar dapat menentukan atribut yang digunakan dari kedua dataset yaitu data API youtube dan Data Rating Pengguna. Deskripsi atribut dapat dilihat pada tabel 1 dibawah ini:

Table 1. Penjelasan Atribut

No	Atribut	Definisi	Signifikansi
1.	User id	Merupakan nilai unik dari setiap data user	Menggambarkan data unik dari user yang tidak dimiliki user manapun.
2.	Channel id	Merupakan nilai unik dari setiap data channel.	Menggambarkan data unik dari channel yang tidak dimiliki channel manapun.
3.	Nama Channel	Merupakan nama yang digunakan oleh pemilik saluran YouTube untuk mengidentifikasi dan merepresentasikan kanal mereka.	Menunjukkan identitas unik dari saluran YouTube dan dapat digunakan untuk mengidentifikasi pemilik atau merek yang terkait.
4.	Jumlah Subs	Merupakan jumlah pengguna yang telah berlangganan (subscribe) ke saluran YouTube.	Indikator popularitas dan dampak saluran, jumlah pelanggan dapat mencerminkan seberapa besar audiens yang terlibat dengan konten.
5.	Total View	Merupakan total jumlah tayangan atau penayangan yang diterima oleh semua video di saluran.	Menggambarkan seberapa sering konten saluran ditonton, dan dapat memberikan gambaran tentang seberapa sukses saluran tersebut.
6.	Join Date	Menunjukkan tanggal atau waktu kapan saluran YouTube dibuat atau diaktifkan.	Memberikan informasi tentang seberapa lama saluran telah aktif, dapat membantu dalam menganalisis pertumbuhan seiring waktu.
7.	Jumlah Video	Merupakan total video yang diunggah ke saluran.	Menunjukkan produktivitas dan konsistensi dalam membuat konten, serta dapat menjadi faktor penting dalam menilai kualitas dan variasi konten.
8.	Link	Alamat URL yang mengarahkan ke saluran YouTube tersebut.	Memungkinkan akses langsung ke saluran YouTube yang sedang diteliti, mempermudah referensi dan analisis.
9.	Nama User	Merupakan identifikasi unik atau nama pengguna yang digunakan oleh pengguna aplikasi untuk memberikan rating pada channel yang mereka lihat.	Menunjukkan kontribusi dan preferensi dari masing-masing pengguna aplikasi terhadap channel-channel yang dinilai. Dapat digunakan untuk melacak rating dan feedback dari individu tertentu.

User_ID adalah suatu bilangan yang digunakan untuk mengidentifikasi secara unik setiap pengguna dalam platform rekomendasi. Dalam model ini, user ID dijadikan sebagai input untuk rating. Channel_ID adalah suatu bilangan yang digunakan untuk mengidentifikasi secara unik setiap channel dalam

platform rekomendasi. Seperti user ID, channel ID juga dijadikan sebagai input untuk Rating [12].

4.3. Dataset Youtube

Berikut adalah contoh dari beberapa data Channel youtube dengan jumlah atribut 6 yang dapat dilihat pada tabel 2 dibawah ini:

Table 2. Tabel Data Latih Yang Akan Diuji

Id_channel	Nama Channel	Jumlah Subs	Total View	Join Date	Jumlah Video	Link
1	Chef Billy Parisi	491000	36334989	Jan 20, 2010	511	https://www.youtube.com/@ChefBillyParisi
2	Chef Rahmat Kusnedi-Rahmat Kusnedi	620	379,848	Dec 28, 2013	113	http://www.youtube.com/@chefrahmat
3	Bara Supercook	177000	11,192,491	Aug 27, 2014	155	https://www.youtube.com/@BaraSupercook
4	Kisarasa	244000	12,748,197	Apr 6, 2022	43	https://www.youtube.com/@Kisarasa_id
5	Gerry Girianza	1320000	257,811,704	Nov 24, 2015	745	https://www.youtube.com/@GerryGirianza/
6	Chef Ragil	623	139,493	Feb 1, 2020	46	https://www.youtube.com/@chefragil
...	...	...	...	...	...	...

4.4. Dataset Rating Pengguna

Berikut adalah contoh dari beberapa data rating yang di dapat dari google from dengan jumlah dari 100

Channel yang di nilai yang dapat dilihat pada tabel 3 dibawah ini:

Table 3. Tabel Data Latih Rating Dari User

Nama User	Chef Billy Parisi	Chef Rahmat Kusnedi - Rahmat Kusnedi Official	Bara Supercook	Kisarasa	Gerry Girianza
Dedeh	5	5	5	3	4
Kafi	3	0	4	2	1
Fitri fauziah	3	3	1	4	4
Nadine	4	5	4	5	5
Novi yuliani	3	3	3	3	3
Silvi triana	5	5	5	5	5
Doni Hadimas	3	2	2	0	3

4.5. Proses Collaborative Filtering Data Masukkan

Untuk menghasilkan rekomendasi Channel menggunakan metode *Collaborative filtering*, diperlukan data informasi rating dari setiap *user* yang memberi rating kepada Channel. Algoritma *adjusted cosine similarity* digunakan untuk menghasilkan nilai similarity dari rating kemudian dihitung nilai prediksinya. Data masukan dalam sistem adalah data nilai rating dari pembobotan yang telah di lakukan ke beberapa Channel dan data berupa nilai rating lima Channel youtube pada sistem berupa 1-5, pada tabel 4 dibawah ini:

Table 4. Data Masukan

Nama Channel	Subscriber	View	Video
Chef Billy Parisi	491000	36334989	511
Chef Rahmat Kusnedi - Rahmat Kusnedi Official	620	379848	113
Bara Supercook	177000	11192491	155
Cooking With Farah Quinn	80600	3859882	11
Simply Marinka	222000	12989955	87

4.6. Adjusted Cosine Similarity

Untuk menghasilkan rekomendasi Channel menggunakan metode *Collaborative filtering*, diperlukan data informasi rating dari setiap pengguna yang memberi rating kepada Channel. Algoritma *adjusted cosine similarity* digunakan untuk menghasilkan nilai similarity dari rating kemudian dihitung nilai prediksinya. Tahapan dalam proses

Collaborative filtering untuk mendapatkan nilai prediksi dan merekomendasikan Channel diantaranya:

- Mengolah rating Channel untuk mendapatkan data pengguna yang merating Channel tersebut. Skala pemberian rating oleh pengguna terhadap Channel adalah 1 – 5, pada tabel 5 dibawah ini:

Table 5. Data Rating Yang Akan Di Uji

		Nama Channel					$\bar{R}_u$
		c1	c2	c3	c4	c5	
Nama pengguna	p1	4	0	0	5	3	2,4
	p2	5	4	4	4	3	4
	p3	5	1	0	1	3	2
	p4	5	4	5	3	4	4,2
	p5	2	4	0	1	2	1,8

- Menghitung kemiripan antar Channel berdasarkan data rating yang diberikan oleh pengguna menggunakan algoritma *Adjusted-cosine similarity*. Algoritma ini digunakan Jika ada dua atau lebih rating dari pengguna lain untuk kedua Channel tersebut, maka dihitung nilai *similarity*. Perhitungan nilai similarity pertama yaitu antara Channel berdasarkan nilai rating yang telah diberikan. Adapun rumus perhitungan cosine similarity dapat dilihat pada Persamaan (1). Berikut adalah perhitungan manual yang telah dilakukan:

$$\begin{aligned}
 & Sim(p1, p2) = \frac{(4 - 2,4)(5 - 4) + (0 - 2,4)(4 - 4) + (0 - 0,24)(4 - 4) + (5 - 2,4)(4 - 4) + (3 - 2,4)(3 - 4)}{\sqrt{(4 - 2,4)^2 + (0 - 2,4)^2 + (0 - 0,24)^2 + (5 - 2,4)^2 + (3 - 2,4)^2} \sqrt{(5 - 4)^2 + (4 - 4)^2 + (4 - 4)^2 + (4 - 4)^2 + (3 - 4)^2}} \\
 & Sim(p1, p2) = \frac{(1,6)(1) + (-2,4)(0) + (-0,24)(0) + (-2,6)(0) + (0,6)(-1)}{\sqrt{(1,6)^2 + (-2,4)^2 + (-0,24)^2 + (-2,6)^2 + (0,6)^2} \sqrt{(1)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (-1)^2}} \\
 & Sim(p1, p2) = \frac{(1,6) + (-0,6)}{\sqrt{(2,56) + (5,76) + (0,06) + (6,76) + (0,36)} \sqrt{1 + 1}} \\
 & Sim(p1, p2) = \frac{1}{\sqrt{21,2} \sqrt{2}} \\
 & Sim(p1, p2) = \frac{1}{\sqrt{4,604} \sqrt{1,414}} \\
 & Sim(p1, p2) = \frac{1}{6,511528} = 0,153573779
 \end{aligned}$$

Dari perhitungan tersebut diperoleh nilai hasil kemiripan antara pengguna. Perhitungan *similarity*

dilakukan pada setiap pengguna sehingga hasilnya yaitu seperti pada tabel 6 dibawah ini:

Table 6. perhitungan similarity

	p1	p2	p3	p4	p5
p1	1	0,153573779	0,325582663	-0,597614305	-0,337099931
p2	0,153573779	1	0,158113883	0,724713795	0
p3	0,325582663	0,158113883	1	0,381024964	0,232991174
p4	-0,5976143	0,724713795	0,381024964	1	-0,150380191

4.7. Weighted Sum

Pada tahap ini mendapatkan rekomendasi adalah menghitung nilai prediksi. Setelah mendapatkan nilai kemiripan antar *user* dengan menggunakan algoritma weighted sum, rumus yang digunakan yaitu pada persamaan (2).

$$P(p1, c3) = \frac{(4 * 0,32) + (0 * 0,158) + (5 * 0,38) + (3 * 0,23)}{|0,32| + |0,158| + |0,38| + |0,23|} = \frac{3,87}{1,088} = 3,5569$$

Dari perhitungan tersebut diperoleh bobot prediksi pasien p1 terhadap dokter c3 adalah 3,5569. Perhitungan prediksi dilakukan pada setiap Channel sehingga hasilnya yaitu seperti pada tabel 7 dibawah ini.

Table 7. Perhitungan Prediksi

		Nama Channel				
		c1	c2	c3	c4	c5
Nama pengguna	P1			3,556		-12,60
	P2	-19,7		3,49	3,75	
	P3		2,813		3,31	
	P4	-0,93				
	P5	6,39				3,59

4.8. Mean Absolute Error (MAE)

Tahap terakhir dalam pengujian adalah menghitung jumlah rata rata error pada setiap *user*. Setelah mendapatkan nilai rekomendasi Langkah selanjutnya ke tahap pengujian dengan rumus MAE pada persamaan (3).

$$\begin{aligned} |P1.C1 - R1.C1| &= |3,556 - 4| = 0,444 \\ |P1.C2 - R1.C2| &= |-12,6 - 0| = 12,6 \\ |P1.C3 - R1.C3| &= |0 - 0| = 0 \\ |P1.C4 - R1.C4| &= |3,556 - 5| = 1,444 \\ |P1.C5 - R1.C5| &= |-12,6 - 3| = 15,6 \\ |P2.C1 - R2.C1| &= |-19,7 - 5| = 24,7 \\ |P2.C2 - R2.C2| &= |3,49 - 4| = 0,51 \\ |P2.C3 - R2.C3| &= |3,75 - 4| = 0,25 \\ |P3.C1 - R3.C1| &= |2,813 - 5| = 2,187 \\ |P3.C2 - R3.C2| &= |0 - 1| = 1 \\ |P3.C3 - R3.C3| &= |3,31 - 0| = 3,31 \\ |P4.C1 - R4.C1| &= |-0,93 - 5| = 5,93 \\ |P5.C1 - R5.C1| &= |6,39 - 2| = 4,39 \\ |P5.C2 - R5.C2| &= |0 - 4| = 4 \\ |P5.C3 - R5.C3| &= |3,59 - 0| = 3,59 \end{aligned}$$

$$MAE = \frac{1}{15} (0,444 + 12,6 + 0 + 1,444 + 15,6 + 24,7 + 0,51 + 0,25 + 2,187 + 1 + 3,31 + 5,93 + 4,39 + 4 + 3,59) = \frac{79,955}{15} = 5,33$$

4.9. Uji Collaborative Filtering

Dalam uji ini, aplikasi menampilkan hasil similarity dari setiap pengguna secara jelas, seperti yang terlihat pada Gambar 4.1 Setiap pengguna diberikan nilai similarity berdasarkan pola rating yang serupa dengan pengguna lainnya, sehingga memungkinkan identifikasi keterkaitan preferensi di antara mereka. Hasil ini memungkinkan aplikasi untuk memberikan rekomendasi yang lebih personal dan akurat kepada pengguna, dengan menyesuaikan rekomendasi konten yang lebih relevan dengan preferensi masing-masing. Visualisasi hasil similarity ini juga membantu meningkatkan pemahaman tentang hubungan antar-pengguna, serta meningkatkan keberhasilan algoritma Collaborative Filtering dalam memberikan rekomendasi yang lebih terarah.

USER_ID	4	5	6	7	8	9	11	12	13	14
USER_ID	4	5	6	7	8	9	11	12	13	14
4	1,000000	0,132358	0,000000	0,158195	0,147670	0,000000	0,271607	0,193432	0,589168	0
5	0,132358	1,000000	0,132358	0,886933	0,961375	0,242320	0,294444	0,917811	0,906732	0
6	0,000000	0,132358	1,000000	0,225982	0,124522	0,405554	0,452679	0,204810	0,133515	0
7	0,158195	0,886933	0,225982	1,000000	0,925840	0,282288	0,368287	0,893825	0,851989	0
8	0,147670	0,961375	0,124522	0,925840	1,000000	0,159477	0,294525	0,937426	0,918600	0
9	0,000000	0,242320	0,405554	0,282288	0,159477	1,000000	0,704868	0,251030	0,285178	0
11	0,271607	0,294444	0,452679	0,368287	0,294525	0,704868	1,000000	0,381354	0,360621	0
12	0,193432	0,917811	0,204810	0,893825	0,937426	0,251030	0,381354	1,000000	0,893782	0
13	0,589168	0,906732	0,133515	0,851989	0,918600	0,285178	0,360621	0,893782	1,000000	0
14	0,242492	0,756799	0,215548	0,745287	0,757625	0,327811	0,341509	0,738533	0,687096	1
15	0,146825	0,865843	0,248675	0,844872	0,907769	0,067393	0,221247	0,855864	0,854031	0
16	0,152499	0,880025	0,203321	0,888121	0,776456	0,202031	0,303745	0,887710	0,883218	0
17	0,119405	0,884216	0,148767	0,878108	0,908165	0,168191	0,111466	0,878305	0,842790	0

Gambar 2. Uji Collaborative Filtering

4.10. Uji Mean Absolute Error (MAE)

Hasil rata-rata error dari setiap pengguna ditampilkan dalam Gambar 4.2 Presentasi nilai MAE ini memberikan gambaran tentang seberapa besar perbedaan antara prediksi dan nilai aktual dari preferensi pengguna. Visualisasi ini membantu dalam mengevaluasi kinerja sistem rekomendasi, dimana MAE yang lebih rendah menunjukkan tingkat akurasi prediksi yang lebih tinggi. Informasi ini membantu aplikasi untuk mengidentifikasi area perbaikan yang dibutuhkan dan meningkatkan ketepatan algoritma rekomendasi, untuk memberikan pengalaman pengguna yang lebih baik.

Nilai rata-ra mae(mean absolute error) tiap pengguna
2.103042813696612

Gambar 3. Pengujian Mean Absolute Error (MAE)

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini dinyatakan bahwa metode *user-based* filtering dapat merekomendasikan Channel baru yang belum memiliki rating sebelumnya, sementara metode *Collaborative Filtering* dapat merekomendasikan Channel yang memiliki *history* dan telah memiliki rating namun metode ini hanya dapat memberikan rekomendasi kepada Channel lama yang telah memiliki rating. Setelah implementasi selanjutnya melakukan pengujian terhadap rata rata error. Pengujian dilakukan menggunakan *means absolute error* (MAE) dengan hasil rata-rata yang didapat yaitu sebesar 2.103042813696612. Dalam hasil ini metode *Collaborative Filtering* dapat membantu memilih Channel yang tepat sesuai kriteria dan kebutuhan pengguna. Saran ntuk penelitian selanjutnya, bahwa penelitian lebih lanjut untuk meningkatkan user yang menilai channel yang digunakan dalam memberikan rekomendasi sehingga lebih banyak melibatkan history penilaian dan menghasilkan rekomendasi yang lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bambang Winarso, "Kilas Balik Sejarah YouTube Sebelum Jadi Platform Video Terbesar di Dunia," <https://dailysocial.id>. Accessed: Feb. 08, 2023. [Online]. Available: <https://dailysocial.id/post/apa-itu-youtube>
- [2] B. U. Tri Wahyu and A. Widya Anggriawan, "Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer ASIA Malang 6 SISTEM REKOMENDASI PAKET WISATA SEMALANG RAYA MENGGUNAKAN METODE HYBRID CONTENT BASED DAN COLLABORATIVE," 2015.
- [3] I. And and D. Expert, "Sistem Rekomendasi Penawaran Produk Pada Online Shop Menggunakan K-Means Clustering INFORMASI ARTIKEL ABSTRAK," 2022. [Online]. Available: <https://e-journal.unper.ac.id/index.php/informatics>
- [4] A. E. Wijaya and D. Alfian, "SISTEM REKOMENDASI LAPTOP MENGGUNAKAN COLLABORATIVE FILTERING DAN CONTENT-BASED FILTERING," *Jurnal Computech & Bisnis*, vol. 12, no. 1, pp. 11–27, 2018.
- [5] A. Pamuji, "SISTEM REKOMENDASI KREDIT PERUMAHAN RAKYAT DENGAN MENGGUNAKAN METODE COLLABORATIVE FILTERING."
- [6] M. Irfan, A. Dwi C, and H. R. Fika, "METODE COLLABORATIVE FILTERING".
- [7] C. M. Ashworth, "Structured systems analysis and design method (SSADM)."
- [8] D. R. Sari, A. P. Windarto, D. Hartama, and S. Solikhun, "Decision Support System for Thesis Graduation Recommendation Using AHP-TOPSIS Method," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 6, no. 1, pp. 1–6, Jan. 2018, doi: 10.14710/jtsiskom.6.1.2018.1-6.
- [9] E. A. Laksana, "Collaborative Filtering dan Aplikasinya," 2014.
- [10] W. Indriawan, A. Irham Gufroni, and J. Informatika Fakultas Teknik Universitas Siliwangi Tasikmalaya, "SISTEM REKOMENDASI PENJUALAN PRODUK PERTANIAN MENGGUNAKAN METODE ITEM BASED COLLABORATIVE FILTERING," *Jurnal Siliwangi*, vol. 6, no. 2, 2020.
- [11] B. Susilo and Y. Setiawan, "PERANCANGAN SISTEM REKOMENDASI PEMILIHAN CINDERAMATA KHAS BENGKULU BERBASIS E-MARKETPLACE," 2019. [Online]. Available: <http://ejournal.unib.ac.id/index>
- [12] Y. Yan and H. Xie, "Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on User Preferences," in *Journal of Physics: Conference Series*, Institute of Physics Publishing, Jun. 2020. doi: 10.1088/1742-6596/1549/3/032147.