

Penerapan Graf Berbobot Pada Sistem Rekomendasi Content-Based dan Collaborative Filtering

Edia Zaki Naufal Ilman - 13521141
Program Studi Teknik Informatika
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung, Jl. Ganesha 10 Bandung 40132, Indonesia
13521141@itb.ac.id

Abstrak—Dalam berbagai aplikasi atau website e-commerce dan entertainment, terdapat satu fitur yang selalu hadir untuk membantu meningkatkan pengalaman para pengguna, yaitu fitur rekomendasi. Fitur rekomendasi berfungsi untuk menampilkan produk atau konten lain yang mungkin menarik perhatian pengguna berdasarkan riwayat pengguna tersebut. Karena setiap riwayat pengguna berbeda, maka hasil dari recommender system pun unik untuk setiap pengguna. Salah satu cara untuk mengimplementasikan recommender system tersebut adalah dengan menggunakan konsep graf berbobot sehingga dapat ditentukan estimated value untuk setiap produk atau konten dan dapat menampilkan rekomendasi yang cukup akurat untuk setiap pengguna.

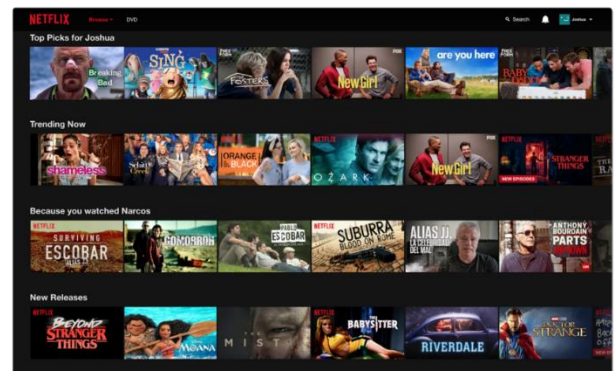
Kata kunci—Recommender System, Graf Berbobot, Graf Bipartite, E-Commerce, Aplikasi Entertainment

I. PENDAHULUAN

Pada masa modern ini, aplikasi jual-beli online atau e-commerce seperti Tokopedia dan Shopee menjadi salah satu aplikasi yang paling sering digunakan dalam kehidupan sehari-hari. Bahkan Otoritas Jas Keuangan (OJK) mencatat bahwa pengguna e-commerce di Indonesia melonjak sebesar 88,1% pada tahun 2021 dibandingkan tahun sebelumnya. Salah satu faktor dari melonjaknya pengguna adalah pandemi COVID-19 yang merubah cara hidup banyak masyarakat secara signifikan. Aplikasi e-commerce memudahkan para pengguna baik pembeli maupun penjual untuk melakukan transaksi secara daring tanpa perlu untuk bertemu secara langsung sehingga jarak tidak menjadi suatu kendala bagi pengguna. Hal yang sama juga berlaku pada aplikasi dan situs hiburan seperti Netflix dan Youtube yang memungkinkan banyak orang untuk menikmati film dan video hiburan secara daring dan mudah.

Pada aplikasi e-commerce dan hiburan terdapat sebuah fitur atau sistem yang dapat meningkatkan kualitas pengalaman pengguna dengan memberikan beberapa produk atau konten lain yang sesuai dengan preferensi pengguna berdasarkan riwayat produk atau konten yang pernah dilihat atau disukai. Fitur tersebut adalah fitur rekomendasi atau *recommender system*. Terdapat beberapa metode untuk membangun suatu sistem rekomendasi, beberapa metode yang sering digunakan adalah *collaborative filtering* (CF), *content-based* (CB), dan *knowledge-based* (KB) [1]. Makalah ini memfokuskan pada metode *collaborative filtering* dan *content-based* yang dapat

diimplementasikan dengan konsep graf berbobot.



Gambar 1.1 Sistem Rekomendasi Netflix
(Sumber: <https://recostream.com/cms-asset-100399303/rekomendacje+netflix.png-1024.jpg>, diakses pada 11 Desember 2022)

II. LANDASAN TEORI

A. Graf

Graf adalah struktur diskrit yang terbentuk oleh himpunan vertex (V) atau simpul dan himpunan sisi (E) yang menghubungkan himpunan simpul tersebut dan ditulis dengan notasi $G = (V, E)$.

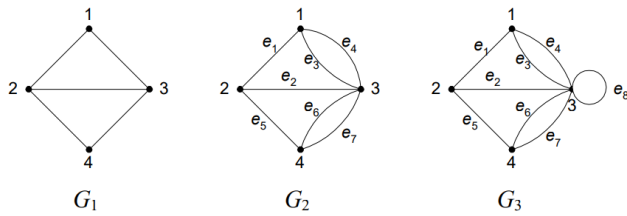
Berdasarkan keberadaan sisi ganda dan gelang, terdapat dua jenis graf, yaitu:

1. Graf Sederhana (*Simple Graph*)

Graf sederhana adalah graf yang tidak memiliki sisi ganda dan juga gelang sehingga antar dua buah vertex hanya boleh terdapat satu edge yang menyambungkannya.

2. Graf Tidak Sederhana (*Unsimple Graph*)

Graf tidak sederhana adalah graf yang dapat memiliki sisi ganda dan/atau gelang sehingga graf tidak sederhana dapat dibagi lagi menjadi dua jenis. Graf yang memiliki sisi ganda namun tidak memiliki gelang disebut dengan graf ganda (*multigraph*) dan graf yang memiliki sisi ganda dan juga dapat memiliki gelang disebut dengan graf semu (*pseudograph*).



Gambar 2.1 (a) Graf sederhana, (b) Graf ganda, dan (c) Graf semu

(Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2020-2021/Graf-2020-Bagian1.pdf>, diakses pada 11 Desember 2022)

Berdasarkan arah pada sisi graf, graf dapat dibedakan kembali menjadi dua jenis, yaitu:

1. Graf Berarah

Graf berarah adalah graf yang memiliki orientasi arah pada seluruh sisinya sehingga sisi (u, v) yang menyambungkan vertex u ke v berbeda dengan sisi (v, u) yang menyambungkan vertex v ke u . Pada graf ganda, jika sisi memiliki arah maka graf tersebut adalah graf ganda berarah.

2. Graf Tidak Berarah

Graf tidak berarah adalah graf yang tidak memiliki orientasi arah pada seluruh sisinya atau berkebalikan dengan graf berarah. Maka dari itu, sisi (u, v) yang menyambungkan vertex u dan v pada sebuah graf sama dengan sisi (v, u) .

Selain berdasarkan orientasi arah sisi dan keberadaan sisi ganda dan gelang, terdapat juga beberapa jenis graf khusus, yaitu:

1. Graf Lengkap (*Complete Graph*)

Graf lengkap adalah sebuah graf sederhana setiap vertexnya memiliki edge ke semua simpul lainnya sehingga graf dengan jumlah vertex n akan selalu memiliki jumlah edge atau sisi sebanyak $n(n-1)/2$. Graf lengkap dengan n buah vertex dilambangkan dengan K_n .

2. Graf Lingkaran

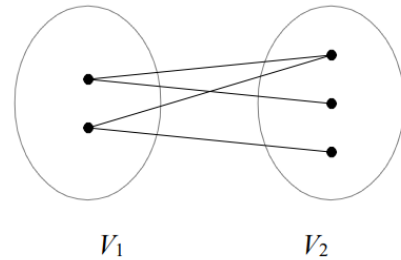
Graf lingkaran adalah graf sederhana yang setiap vertexnya berderajat dua. Graf lingkaran dengan jumlah vertex n dilambangkan dengan C_n .

3. Graf Teratur (*Regular Graph*)

Graf teratur adalah graf yang mempunyai yang setiap vertexnya memiliki jumlah derajat yang sama sehingga jumlah dari sisi sebuah graf teratur adalah $nr/2$ dengan n merupakan jumlah vertex dan r merupakan derajat vertex pada graf. Jika sebuah graf semua vertexnya memiliki derajat r , maka graf tersebut disebut sebagai graf teratur berderajat r .

4. Graf Bipartite (*Bipartite Graph*)

Graf bipartite adalah graf G yang himpunan vertexnya dapat dipisah menjadi dua himpunan bagian V_1 dan V_2 , sedemikian sehingga setiap sisi pada G menghubungkan sebuah vertex di V_1 ke sebuah vertex di V_2 dan dinyatakan sebagai $G(V_1, V_2)$. [2]



Gambar 2.2 Graf Bipartite

(Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2020-2021/Graf-2020-Bagian1.pdf>, diakses pada 11 Desember 2022)

Pada graf, dikenal juga beberapa terminologi penting, diantaranya yaitu:

1. Ketetanggaan (*Adjacent*)

Sepasang vertex dapat disebut bertetangga jika kedua vertex tersebut terhubung langsung oleh sebuah edge.

2. Beririsan (*Incidency*)

Sebuah edge disebut beririsan dengan vertex A dan B jika edge tersebut menyambungkan vertex A dengan B .

3. Simpul Terpencil (*Isolated Vertex*)

Sebuah vertex disebut simpul terpencil jika vertex tersebut tidak mempunyai satupun edge yang beririsan dengannya dan tidak mempunyai satupun vertex yang bertetangga dengannya.

4. Graf Kosong (*Null Graph* atau *Empty Graph*)

Sebuah graf disebut graf kosong jika semua vertex pada graf tidak memiliki satupun edge yang beririsan dengannya atau dengan kata lain, graf kosong adalah graf yang tidak memiliki satupun edge. Graf kosong dilambangkan dengan N_n dimana n adalah jumlah vertex pada graf.

5. Derajat (*Degree*)

Derajat merupakan terminologi untuk jumlah edge yang beririsan pada suatu vertex. Pada graf berarah, derajat suatu vertex dipisah menjadi dua jenis derajat, yaitu derajat masuk (*in-degree*) yang merupakan jumlah edge yang beririsan dan mengarah ke vertex tersebut, dan derajat keluar (*out-degree*) yang merupakan jumlah edge yang beririsan dengan sebuah vertex namun tidak mengarah kepada vertex tersebut.

6. Lintasan (*Path*)

Lintasan dari sebuah vertex v_0 ke vertex tujuan v_n adalah barisan berselang-seling vertex-vertex dan edge-edge yang berbentuk $v_0, e_1, v_1, \dots, v_{n-1}, e_n, v_n$ sedemikian sehingga $e_1 = (v_0, v_1), \dots, e_n = (v_{n-1}, v_n)$ adalah edge-edge dari graf tersebut.

7. Siklus (*Cycle*) atau Sirkuit (*Circuit*)

Siklus atau sirkuit adalah sebuah lintasan yang vertex awalnya dan vertex tujuannya sama.

8. Keterhubungan (*Connected*)

Dua buah vertex disebut terhubung jika terdapat lintasan yang menghubungkan kedua vertex tersebut. Graf dapat disebut sebagai graf terhubung (*connected graph*) jika setiap vertex pada graf terhubung. Sedangkan, jika terdapat vertex yang tidak terhubung pada sebuah graf, graf tersebut disebut sebagai graf

tak-terhubung (*disconnected graph*).

Pada graf berarah, sebuah graf disebut sebagai graf terhubung jika graf tak-berarahnya terhubung. Jika dua vertex pada graf berarah memiliki lintasan berarah dari vertex pertama ke vertex kedua dan sebaliknya, maka vertex tersebut disebut terhubung kuat (*strongly connected*), sebaliknya, jika dua vertex pada graf berarah tidak terhubung kuat namun terhubung pada graf tak-berarahnya, maka vertex tersebut disebut terhubung lemah (*weakly connected*).

9. Upagraf (*Subgraph*) dan Komplemen Graf

Misalkan $G = (V, E)$ adalah sebuah graf, $G_1 = (V_1, E_1)$ adalah upagraf (*subgraph*) dari G jika $V_1 \subseteq V$ dan $E_1 \subseteq E$. Komplemen dari upagraf G_1 terhadap G adalah graf $G_2 = (V_2, E_2)$ sedemikian sehingga $E_2 = E \setminus E_1$ dan V_2 adalah himpunan vertex yang anggota-anggota E_2 beririsan dengannya.

Komponen graf (*connected component*) merupakan jumlah maksimum upagraf terhubung dalam graf G . Pada graf berarah, komponen graf terhubung kuat (*strongly connected component*) adalah jumlah maksimum upagraf yang terhubung kuat.

10. Upagraf Merentang (*Spanning Subgraph*)

Sebuah upagraf dikatakan upagraf merentang dari sebuah graf jika upagraf tersebut mengandung seluruh vertex dari graf tersebut.

11. *Cut-Set*

Himpunan edge yang dapat menyebabkan sebuah graf tidak terhubung ketika himpunan tersebut dihilangkan disebut dengan *cut-set* atau jembatan (*bridge*). Himpunan *cut-set* tidak dapat mengandung himpunan bagian yang juga merupakan sebuah *cut-set* sehingga disebut sebagai *fundamental cut-set*.

12. Graf Berbobot (*Weighted Graph*)

Sebuah graf dikatakan sebagai graf yang berbobot jika setiap edge pada graf diberi nilai atau bobot. Nilai atau bobot pada edge sebuah graf dapat merepresentasikan hal-hal yang berbeda tergantung dengan masalah yang dimodelkan dengan graf.

B. Sistem Rekomendasi

Recommender Systems atau sistem rekomendasi adalah sebuah alat dan teknik perangkat lunak yang bertujuan memberikan rekomendasi kepada pengguna mengenai produk-produk atau konten-konten yang mungkin berguna atau menarik bagi pengguna [3]. Sistem rekomendasi memberikan rekomendasi kumpulan produk atau konten yang tidak hanya populer namun juga karena preferensi personal pengguna itu sendiri. Menggunakan riwayat pengguna mengenai produk atau konten yang dilihat dan disukai, sistem rekomendasi menciptakan suatu rekomendasi yang unik dan *personalized* bagi setiap pengguna.

Terdapat banyak teknik dan metode dalam mengimplementasikan sistem rekomendasi, diantaranya yaitu:

1. *Content-Based*

Content-based recommender system menggunakan

similaritas produk yang pernah disukai oleh pengguna sebelumnya untuk merekomendasikan produk lainnya. Similaritas dari sebuah produk dikalkulasikan menggunakan fitur atau elemen yang terasosiasi oleh produk tersebut. Misalnya jika seorang pengguna menyukai sebuah lagu, maka similaritas yang dicari dapat berdasarkan penyanyi, komposer, *genre* lagu, atau bahkan tahun keluarnya lagu tersebut.

2. *Collaborative Filtering*

Metode *collaborative filtering* menggunakan pengguna lain untuk merekomendasikan produk kepada pengguna. Dengan menggunakan pengguna lain dengan riwayat yang similar, sistem rekomendasi dapat mengestimasi dan memberikan rekomendasi produk lain yang disukai oleh pengguna lain (pengguna dengan riwayat yang *similar*) yang pengguna tersebut (pengguna yang sedang diberikan rekomendasi) belum pernah lihat atau interaksi sebelumnya.

3. *Demographic*

Metode sistem rekomendasi *demographic* memberikan rekomendasi berdasarkan demografi profil dari pengguna. Misalnya pengguna yang berasal dari suatu negara akan direkomendasikan produk-produk lain berdasarkan negara asal mereka.

4. *Knowledge-Based*

Metode sistem rekomendasi *knowledge-based* memberikan rekomendasi produk berdasarkan informasi mengenai preferensi dan kebutuhan pengguna yang ada. Metode ini memfokuskan pada bagaimana produk dapat memenuhi apa yang diperlukan pengguna dibandingkan apa yang diinginkan pengguna.

5. *Community-Based*

Metode sistem rekomendasi *community-based* memberikan rekomendasi produk berdasarkan kumpulan preferensi teman dan relasi pengguna. Metode diciptakan karena penelitian yang membuktikan bahwa banyak orang yang sering mengandalkan rekomendasi dari temannya dibandingkan rekomendasi dari similaritas dari seseorang yang tidak dikenal.

6. *Hybrid*

Metode *hybrid* adalah sistem rekomendasi yang menggabungkan semua teknik dan metode yang baru saja disebutkan sehingga dapat saling memenuhi dan menutupi kelemahan dari setiap metode.

III. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. *Recommender System* Menggunakan Teknik *Content-Based* (CB)

Content-based recommender system pada dasarnya menggunakan riwayat produk atau konten yang pernah dilihat dan disukai kemudian mengkalkulasi nilai berdasarkan elemen dan fitur yang terasosiasi pada produk tersebut untuk dibuat suatu rekomendasi.

Diberikan contoh kumpulan film yang disukai seorang pengguna beserta rating yang diberikan adalah sebagai berikut:

Nama Film	Rating Pengguna (1 - 5)
Forrest Gump	5

Interstellar	3
Avengers: Endgame	3
My Neighbour Totoro	4
The Wolf of Wall Street	2

Tabel 3.1 Matrix Rating Film Pengguna

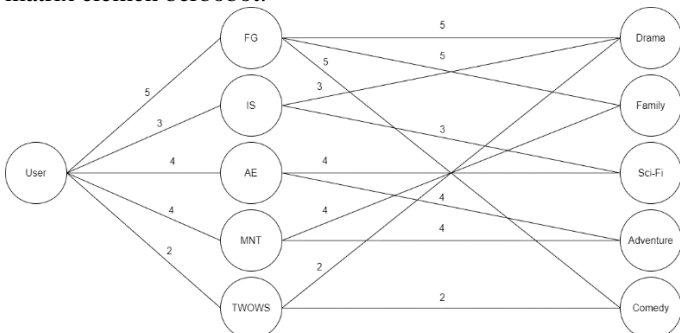
Dari informasi pengguna tersebut diperlukan informasi yang lebih kecil untuk lebih mudah dikalkulasi dan mudah untuk dibandingkan. Untuk itu, perlu diekstraksi elemen-elemen dan fitur-fitur yang ada pada setiap produk. Hal tersebut dapat dimudahkan dengan membuat suatu matrix Boolean seperti berikut:

	Drama	Family	Sci-Fi	Adventure	Comedy
Forrest Gump	1	1	0	0	1
Interstellar	1	0	1	0	0
Avengers: Endgame	0	0	1	1	0
My Neighbour Totoro	0	1	0	1	0
The Wolf of Wall Street	1	0	0	0	1

Tabel 3.2 Matrix Boolean Film Berdasarkan Genre

Pada matrix diatas dapat dilihat bahwa dari film-film yang telah dirating pengguna, telah diekstraksi elemen-elemennya berupa genre film. Elemen atau fitur tidak terbatas pada genre saja namun dalam hal film seperti ini, bisa juga diekstraksi elemen-elemen seperti aktor dalam film, tahun rilis, dan elemen lainnya.

Setelah mendapatkan matrix rating film dan elemen film, kedua matrix tersebut kemudian dikalikan untuk mendapatkan matrix elemen berbobot.



Gambar 3.1 Representasi Graf Berbobot User Profile Setelah Dikalikan

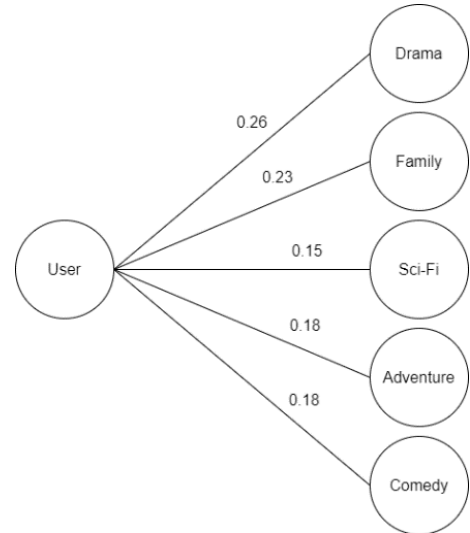
(Sumber: Dokumen Pribadi)

	Drama	Family	Sci-Fi	Adventure	Comedy
Forrest Gump	5	5	0	0	5
Interstellar	3	0	3	0	0
Avengers: Endgame	0	0	3	3	0
My Neighbour Totoro	0	4	0	4	0

The Wolf of Wall Street	2	0	0	0	2
-------------------------	---	---	---	---	---

Tabel 3.3 Matrix Elemen Berbobot Setelah dikalikan dengan Rating Pengguna

Matrix berbobot tersebut kemudian akan diambil seluruh nilai pada setiap elemennya dan akan distandarisasi untuk mendapatkan nilai user profile matrix terbaru berdasarkan elemen produk. Standarisasi dapat dilakukan dengan banyak cara, namun pada pemaparan ini akan dilakukan standarisasi dengan cara membagikan total value pada setiap kategori dengan total value secara keseluruhan sehingga didapatkan hasil sebagai berikut:



Gambar 3.2 Representasi Graf Berbobot User Profile Setelah Standarisasi

(Sumber: Dokumen Pribadi)

	Drama	Family	Sci-Fi	Adventure	Comedy
User Profile	0.26	0.23	0.15	0.18	0.18

Tabel 3.4 Matrix User Profile Setelah Standarisasi

Setelah mendapatkan informasi-informasi yang dibutuhkan, recommender system dapat melakukan prediksi untuk produk-produk lain yang belum pernah dirating oleh pengguna. Hal tersebut dapat dilakukan dengan mengekstrak juga produk-produk lain menjadi sebuah matrix boolean kemudian dikalikan dengan bobot pada user profile sehingga didapatkan:

	Drama	Family	Sci-Fi	Adventure	Comedy
Paddington	0.26	0.23	0	0	0.18
Maze Runner	0.26	0	0.15	0.18	0
Johnny English	0	0.23	0	0.18	0.18

Tabel 3.5 Matrix bobot produk lain yang ingin direkomendasikan

Setelah dijumlahkan bobot pada setiap produk maka didapatkan bahwa film yang memiliki bobot terbesar atau paling direkomendasikan adalah film "Paddington" dengan total bobot sebesar 0.67.

Metode *content-based* dapat diimplementasikan tidak hanya pada produk dengan data yang sedikit seperti contoh kasus di atas, namun juga dapat diimplementasikan pada data yang lebih

besar dan variatif. Akan tetapi, metode *content-based* ini memiliki beberapa kekurangan, diantaranya:

1. Mengekstraksi suatu elemen pada sebuah produk dalam beberapa kasus sangat susah dilakukan karena elemen pada suatu produk sangat banyak dan kadang tidak secara eksplisit dapat diekstraksi.
2. Karena *content-based* hanya merekomendasikan berdasarkan produk yang pernah disukai atau rating, maka *recommender system* tidak akan pernah merekomendasikan produk di luar lingkup tersebut atau dalam kata lain, *overspecialization*.

B. Recommender System Menggunakan Teknik Collaborative Filtering (CF)

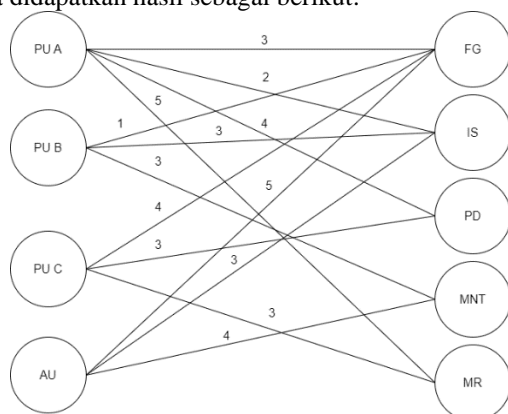
Collaborative filtering pada dasarnya terdapat dua jenis pendekatan. Pendekatan pertama adalah menggunakan pengguna lain untuk memprediksi bobot rekomendasi dari sebuah produk berdasarkan similaritas pengguna-pengguna tersebut atau disebut juga *user-based collaborative filtering*. Pendekatan kedua adalah dengan menggunakan produk lain untuk memprediksi bobot rekomendasi dari sebuah produk berdasarkan similaritas produk-produk lain tersebut atau disebut juga *item-based collaborative filtering*. Tahapan prediksi pada kedua pendekatan adalah sama, namun yang membedakan adalah bobot similaritas yang dicari. Pada makalah ini akan digunakan pendekatan *user-based*.

Diberikan contoh matrix film yang disukai lima pengguna berdasarkan rating yang diberikan adalah sebagai berikut:

	Forrest Gump	Interstellar	Paddington	My Neighbor Totoro	Maze Runner
Passive User A	3	2	4	?	5
Passive User B	1	5	?	3	?
Passive User C	4	?	3	4	2
Active User	5	3	?	4	?

Tabel 3.6 Matrix User Profile Kumpulan Pengguna

Tabel diatas dapat direpresentasikan menjadi graf bipartit sehingga didapatkan hasil sebagai berikut:



Gambar 3.3 Representasi Graf Bipartite Berbobot User

Profile Kumpulan Pengguna

(Sumber: Dokumen Pribadi)

Untuk mengisi kekosongan pada tabel diatas (dilambangkan dengan simbol “?”), pertama perlu *similarity value* dari user lain. Hal tersebut dapat dihitung menggunakan banyak cara, diantaranya menggunakan *euclidean shortest distance*, *Jaccard Similarity*, *cosine similarity*, dan *centered cosine similarity*. Setiap cara memiliki keunggulan dan kelemahan masing-masing namun pada makalah ini akan digunakan *centered cosine similarity* atau disebut juga *Pearson Correlation*. Alasan digunakannya cara ini adalah karena *Pearson Correlation* menganggap nilai yang belum ada sebagai *average* atau rata-rata sehingga menanggapi intuisi lebih baik.

Dengan menggunakan *Pearson Correlation* didapatkan bobot similaritas pengguna lain jika dibandingkan dengan pengguna aktif adalah sebagai berikut:

Passive User A	0.316
Passive User B	-1
Passive User C	0.319

Tabel 3.7 Bobot Similaritas Pengguna

Setelah mendapatkan bobot similaritas pengguna, produk yang ingin dicari bobot rekomendasinya dapat dihitung dengan mengalikan bobot pada Tabel 3.6 dengan bobot pada Tabel 3.7 sesuai dengan penggunaanya kemudian dijumlahkan total bobot pada setiap produk.

	Forrest Gump	Interstellar	Paddington	My Neighbor Totoro	Maze Runner
Passive User A	0.95	0.63	1.26	?	1.58
Passive User B	-1	-5	?	-3	?
Passive User C	1.28	?	0.96	1.28	0.64
Total	1.23	-4.37	2.22	-1.72	2.22

Tabel 3.8 Matrix User Profile Kumpulan Pengguna Setelah Dikalikan dengan Bobot Similaritas

Langkah terakhir adalah dengan membagi bobot total produk yang ingin direkomendasikan dengan total bobot similaritas pengguna untuk mendapatkan prediksi akhir bobot rekomendasi. Pada akhir prediksi akan didapatkan hasil sebagai berikut:

	Forrest Gump	Interstellar	Paddington	My Neighbor Totoro	Maze Runner
Active User	5	3	3.5	4	3.5

Tabel 3.9 Hasil Prediksi Rating Pengguna

Metode *collaborative filtering* adalah sistem rekomendasi yang paling sering digunakan oleh banyak orang, namun memiliki beberapa kelemahan. Beberapa kelemahan *collaborative filtering* adalah masalah *scalability* dimana

bertambahnya jumlah item atau pengguna dapat mengurangi akurasi prediksi. Terdapat juga masalah *cold start* dimana sistem rekomendasi akan mengalami kendala dalam merekomendasikan produk baru atau merekomendasikan kepada pengguna baru.



IV. KESIMPULAN

Graf memiliki banyak aplikasi dan dapat diterapkan pada banyak problematika. Salah satu problematika yang dapat direpresentasikan dan diterapkan oleh konsep graf adalah sistem rekomendasi. Vertex pada graf dapat merepresentasikan seorang pengguna, sebuah item, ataupun sebuah elemen atau fitur dari sebuah item, sedangkan edge berbobot pada graf merepresentasikan suatu afeksi seorang pengguna terhadap item tersebut. Apapun metode yang digunakan dalam sistem rekomendasi, baik itu *content-based*, *collaborative filtering*, atau metode lainnya, representasi graf pada sistem rekomendasi terbukti dapat mempermudah dalam kalkulasi serta prediksi.

Edia Zaki Naufal Ilman - 13521141

V. UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang telah memberikan rahmat serta karunianya sehingga pada akhirnya, penulis dapat menyelesaikan makalah ini tepat pada waktunya. Penulis sadar bahwa makalah ini tidak akan terwujud tanpa adanya bantuan dan dorongan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih dan penghargaan sebesar-besarnya kepada Ibu Fariska Zakhralativa Ruskanda, S.T., M.T. sebagai dosen pengampu mata kuliah IF2120 Matematika Diskrit kelas 02 yang telah mendidik penulis selama satu semester. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada keluarga dan teman-teman penulis yang telah memberikan dukungan yang luar biasa kepada penulis

REFERENSI

- [1] Resnick, P., & Burke, R. (2015, April 3). Recommender System Application Developments: A survey.
- [2] <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2020-2021/Graf-2020-Bagian1.pdf>, diakses pada 11 Desember 2021.
- [3] Ricci, F., Rokach, L., dan Shapira, B. (2010). Introduction to recommender systems handbook. Recommender Systems Handbook, 1–35. https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_1

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 12 Desember 2022