

Analisis Aplikasi Teori Graf pada Sistem Rekomendasi Restoran

Angelica Winasta Sinisuka – 13520097

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

Institut Teknologi Bandung, Jl. Ganesha 10 Bandung 40132, Indonesia

13520097@std.stei.itb.ac.id

Abstract— Informasi yang terlalu banyak perlu disaring agar mendapatkan informasi yang benar dan yang diperlukan oleh pengguna. Terdapat banyak e-commerce atau aplikasi yang menggunakan sistem rekomendasi. Makalah ini membahas tentang aplikasi graf pada rekomendasi restoran berdasarkan rating user terhadap restoran dengan menggunakan algoritma k-nearest neighbor algorithm dan menggunakan graf berbobot untuk menemukan jarak atau kedekatan antar suatu restoran berdasarkan ratingnya.

Keywords— Graf, sistem rekomendasi, restoran, k-nearest neighbour

I. PENDAHULUAN

Semakin berkembang zaman, semakin banyak orang menggunakan internet untuk mencari informasi. Pada tahun 2020, pengguna internet sebanyak 190,92 miliar orang. Angka tersebut bertambah menjadi 201,37 miliar orang. Pada Januari 2021 terdapat 4,66 miliar pengguna internet dengan total 92,6 persen pengguna internet via mobile device. Sistem rekomendasi semakin penting dalam menggali informasi yang tepat dan sesuai dengan keinginan pengguna. Salah satu jenis mobile aplikasi yang menggunakan sistem rekomendasi ialah Netflix, e-commerce seperti gojek, grab, dan yang lain-lain. Sosial media termasuk aplikasi yang menggunakan sistem rekomendasi dalam memberikan feeds, informasi, story, dan yang lain-lain.

Sistem rekomendasi merupakan sistem yang menyaring informasi dari dataset yang sangat besar. Ketika mengetahui apa yang disukai oleh user, maka aplikasi tersebut dapat memberi saran kepada user dengan konten yang relevan dan sesuai dengan keinginan pengguna. Sistem Rekomendasi bisa membantu penunjang website baru, permainan game komputer, basis yang memerlukan knowledge, platform social media, dan pertukaran dukungan sistem stock.



Gambar 1 Rekomendasi sistem pada Netflix

Sumber:

<https://www.martechadvisor.com/articles/customer->

[experience-2/recommendation-engines-how-amazon-and-netflix-are-winning-the-personalization-battle/](https://www.martechadvisor.com/articles/customer-experience-2/recommendation-engines-how-amazon-and-netflix-are-winning-the-personalization-battle/)

Berdasarkan pengalaman pribadi, ketika mencari jenis restoran atau makanan yang diinginkan di search engine, seringkali tidak ketemu sesuai selera user atau keadaan user. Pada google maps, saat mencari restoran yang menjual makanan tertentu, seringkali informasi yang diberikan tidak terupdate secara langsung sehingga pengguna perlu mencari ke sumber lain.

Graf tepat digunakan untuk mengupdate informasi dari sebuah objek dan menganalisis transaksi secara live dari data stream. Keberadaan data semakin banyak dan kompleks karena berhubungan dengan informasi yang lain. Dengan menggunakan graf, data dapat diolah secara langsung dan dianalisis.

II. TEORI DASAR

Bagian ini berisikan teori-teori dasar yang digunakan untuk mengaplikasikan graf pada sistem rekomendasi restoran makanan.

A. Graf

Graf digunakan untuk merepresentasikan objek-objek diskrit dan hubungan antara objek-objek tersebut. Graf memiliki simpul/vertices yang merupakan himpunan simpul-simpul yang tidak kosong dan sisi/edges yang menghubungkan sepasang simpul. Graf $G = (V, E)$ yang dalam hal ini:

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$$

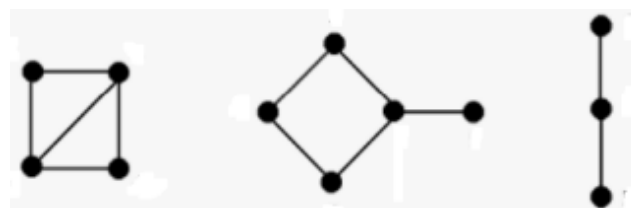
$$E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$$

B. Jenis-Jenis Graf

Berdasarkan graf yang mempunyai atau tidak sisi ganda atau gelang dibagi menjadi 2, yaitu:

1. Graf sederhana (simple graph)

Graf yang tidak memiliki sisi ganda atau cincin/gelang.



Gambar 2 Salah satu contoh graf sederhana

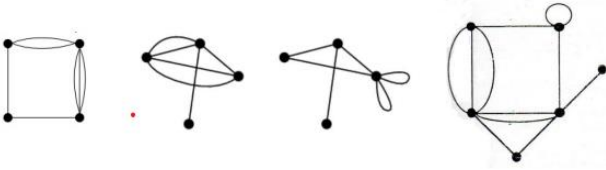
Sumber: :

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2020-2021/Graf-2020-Bagian1.pdf>

C. Terminologi Graf

2. Graf tak-sederhana

Graf yang mempunyai sisi gelang atau ganda.



Gambar 3 Contoh graf tak sederhana yang memiliki sisi ganda dan gelang

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2020-2021/Graf-2020-Bagian1.pdf>

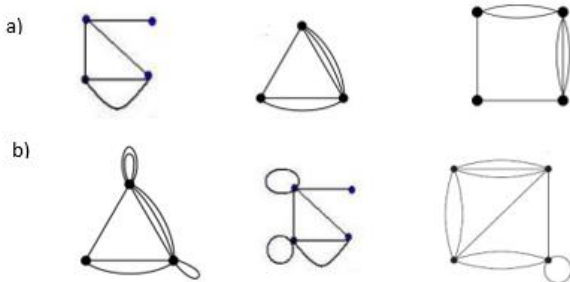
Graf tak- sederhana dapat dibedakan menjadi 2, yaitu

1. Graf ganda (multi-graph)

Graf yang memiliki sisi ganda, tetapi tidak boleh ada sisi gelang.

2. Graf semu

Graf yang memiliki sisi gelang dan boleh memiliki sisi ganda.



Gambar 4 a) Graf Ganda b) Graf Gelang

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2020-2021/Graf-2020-Bagian1.pdf>

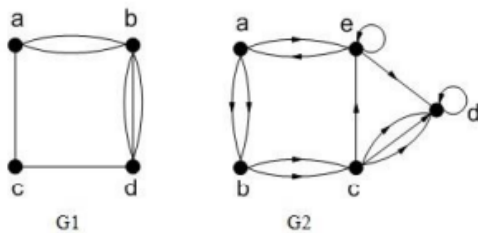
Berdasarkan orientasi arah pada sisi, graf dibedakan menjadi 2, yaitu:

1. Graf tak-berarah (undirected graph)

Graf yang tidak memiliki orientasi arah.

2. Graf berarah (directed graph)

Setiap sisi pada graf memiliki orientasi arah.



Gambar 5 G1) Graf Tidak Berarah G2) Graf Berarah

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2020-2021/Graf-2020-Bagian1.pdf>

Terdapat beberapa unsur dari graf yaitu:

1. Ketetanggaan (*Adjacent*)

Apabila terdapat 2 simpul yang berhubungan, maka simpul tersebut bertetangga. Pada gambar 5, graf G_3 , simpul 1 bertetangga dengan simpul 3 dan 2, tetapi tidak dengan simpul 4 dan 5.

2. Bersisian (*Incidency*)

Sembarang sisi pada graf dikatakan bersisian apabila $e = (v_j, v_k)$

3. Simpul Terpencil (*Isolated Vertex*)

Simpul terpencil adalah simpul yang tidak memiliki tetangga atau sisi yang bersisian. Pada gambar 5, graf 3, simpul yang terpencil ialah simpul 5.

4. Graf kosong (*null graph*)

Sisi-sisi pada graf adalah himpunan kosong jadi tidak memiliki sisi.

5. Derajat

Suatu simpul memiliki derajat, yaitu jumlah sisi yang bersisian dengan simpul tersebut.

6. Lintasan (*Path*)

Lintasan merupakan sisi-sisi yang dilewati dari simpul v_0 sampai simpul tujuan v_n . Pada gambar 4, lintasan yang dibentuk dari simpul a sampai d adalah a,b,d atau a,c,d.

7. Siklus atau Sirkuit

Siklus merupakan lintasan yang berawal dan berakhir di simpul yang sama. Pada gambar 4, a,b,d,c,a merupakan sebuah sirkuit.

8. Keterhubungan (*Connected*)

Apabila terdapat lintasan yang menghubungkan 2 buah simpul, maka dua buah simpul tersebut terhubung. Graf terhubung merupakan graf yang setiap pasang simpul v_i dan v_j dalam himpunan V mempunyai lintasan dari v_i ke v_j . Apabila tidak, maka graf tersebut tidak terhubung.

9. Upagraf (*Subgraph*) dan Komplemen Graf

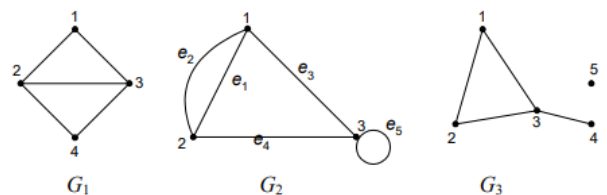
Apabila terdapat sebuah graf $G = (V, E)$. $G_1 = (V_1, E_1)$ adalah upagraf dari G jika $V_1 \subseteq V$ dan $E_1 \subseteq E$.

10. Cut-Set

Kumpulan atau himpunan sisi dari graf G yang apabila dibuang akan menyebabkan graf G tidak terhubung. Jadi, cut-set selalu menghasilkan dua buah komponen

11. Graf Berbobot

Graf berbobot memiliki nilai/harga/bobot pada setiap sisi graf.



Gambar 6 Graf

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2020-2021/Graf-2020-Bagian1.pdf>

D. Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi dibagi menjadi 2, yaitu personalized dan non-personalized. *Non personalized* hanya memberikan rekomendasi berdasarkan popularitas suatu konten sedangkan *personalized* menggunakan model untuk menghasilkan suatu prediksi konten yang diinginkan oleh user. Terdapat dua jenis model utama pada personalized sistem rekomendasi, yaitu collaborative filtering method dan metode content based.

1. Collaborative Filtering Method

Metode ini merupakan metode yang bergantung pada kegiatan user dengan item untuk menghasilkan rekomendasi baru berdasarkan kedekatan atau kemiripan dari user dan item. Interaksi ini disimpan dalam user-item interaction matrix.

Terdapat 2 kelompok pada algoritma *collaborative filtering*, yaitu *memory based* dan *model based*. Pada *memory based*, tidak ada model yang digunakan, tetapi bergantung pada searching tetangga terdekat. Pada *model based*, terdapat model yang dapat menghasilkan prediksi baru berdasarkan analisis dari interaksi user dengan benda.

2. Content Based Method

Metode ini membangun sebuah model berdasarkan informasi identifikasi user. Misalnya model untuk pengguna anak-anak dalam menggunakan item tertentu untuk mengenerate item yang lebih digunakan, atau movie yang lebih tinggi raking di kalangan laki-laki.

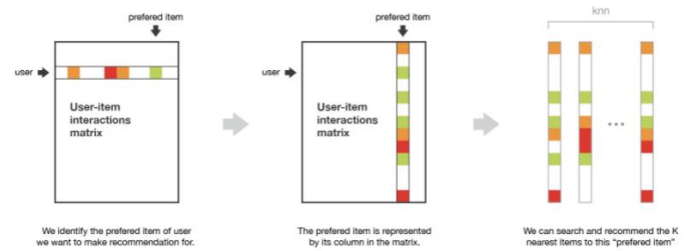
E. Perbedaan Sub Metode pada Collaborative Filtering

Sub metode pada collaborative method, yaitu metode *memory based*, algoritma bergantung pada interaksi user-item dan tidak berbasis model sehingga variansinya pada sistem rekomendasi tinggi tetapi bias yang rendah. Pada model based collaborative, terdapat model interaksi yang digunakan sehingga menghasilkan rekomendasi yang baru. Oleh karena itu, metode ini memiliki variance yang lebih rendah dan bias yang tinggi jika model statik.

G. Metode Collaborative Filtering Memory based

Terdapat berbagai pendekatan untuk menghasilkan rekomendasi baru yaitu, user-user dan item-item.

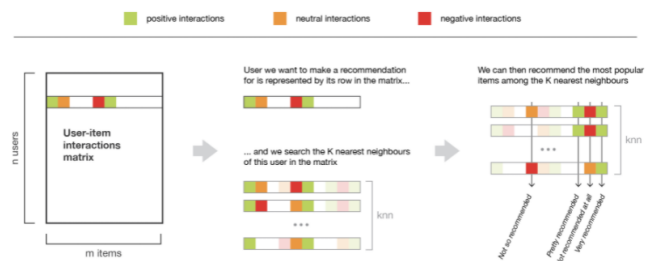
Item-item filtering menganalisis produk dari rating user. Kemudian pengguna dapat melihat rekomendasi berdasarkan rating produk secara individual. Metode ini mencari item yang mirip dengan user yang memberi rating positif. Misalnya membuat rekomendasi pada user, kita mengambil item yang disukai oleh user yang paling banyak dan direpresentasikan dengan interaksi vector pada setiap user. Kemudian dikomputasi berdasarkan kemiripan antara item terbaik dan semua item lainnya. Jika kemiripan sudah dikomputasi, kita dapat menyimpan k-nearest-neighbour untuk memilih item terbaik yang baru kepada user.



Gambar 7 Ilustrasi metode collaborative item-item
Sumber:

<https://towardsdatascience.com/introduction-to-recommender-systems-6c66cf15ada>

User-user filtering mengidentifikasi user yang memiliki interaksi profile yang paling mirip. Metode ini disebut dengan user-centered karena mengevaluasi jarak antara user dan interaksi user dengan item. Misalnya setiap user dijadikan vector interaksi Dengan setiap ide. Kemudian dikomputasi kemiripan minat user dengan user lainnya. Apabila terdapat 2 user yang memiliki interaksi yang sama dengan item nya dianggap memiliki jarak yang lebih dekat. Jika setiap kemiripan dengan user sudah dikomputasi, maka digunakan k-nearest-neighbours pada user dan menggunakan item yang paling populer di antara user yang referensi user belum pernah berinteraksi.

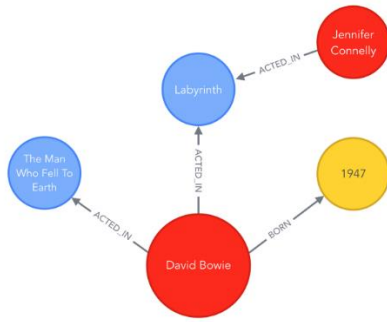


Gambar 8 Ilustrasi dari metode kolaboratif user-user
Sumber:

<https://towardsdatascience.com/introduction-to-recommender-systems-6c66cf15ada>

F. Knowledge Graph

Knowledge graf merupakan graf yang terdiri dari dataset dari berbagai sumber. Untuk membangun suatu struktur, knowledge menggunakan skema, identitas, dan isi. Skema digunakan sebagai framework. Identitas digunakan untuk mengklasifikasi node. Context digunakan untuk menentukan jika knowledge graph suatu content ada. Biasanya knowledge graph dilengkapi dengan machine learning, natural language processing untuk menghasilkan node, edge, dan label yang lebih tepat. Pemrosesan untuk menghasilkan knowledge graph yang lebih lengkap disebut dengan semantic enrichment. Semantic enrichment memproses segala bentuk content yang digital yang digunakan pada tahap untuk mengidentifikasi jika ada bagian dari text yang dikenal.



Gambar 9 Contoh knowledge graf yang menggunakan objek David Bowie

Sumber:

<https://towardsdatascience.com/knowledge-graphs-applied-in-the-retail-industry-ecac4e7baf8>

I. K-nearest neighbor

K-nearest neighbors (KNN) merupakan algoritma yang digunakan untuk supervised machine learning yang dapat digunakan untuk masalah klasifikasi dan regresi.

Supervised machine learning merupakan jenis machine learning yang membutuhkan input data agar dapat dipelajari dan menghasilkan output yang tepat saat diberikan data yang baru yang tidak memiliki klasifikasi. Unsupervised machine learning merupakan algoritma yang menggunakan input data tanpa klasifikasi apapun diklasifikasi menjadi sesuatu. Jadi, supervised learning membuat mesin untuk mempelajari fungsi pada data yang tersedia untuk menghasilkan prediksi untuk data yang baru sedangkan unsupervised learning mencoba untuk belajar dari struktur data kemudian memberikan suatu pandangan baru terhadap data yang diterima. Masalah klasifikasi memiliki hasil diskrit, sedangkan masalah regresi memiliki hasil angka bilangan real.

Algoritma KNN mengasumsikan jika hal-hal yang mirip memiliki jarak yang dekat antar satu dengan yang lain. KNN menghitung jarak antar node pada graf. Terdapat beberapa cara untuk menghitung jarak antar 2 titik. Berikut Langkah-langkah yang dilakukan oleh algoritma KNN:

1. Menerima data
2. Nilai K diinisialisasi sendiri dengan jumlah tetangga
3. Setiap contoh pada data dikalkulasi jaraknya dengan query. Kemudian jarak dan indeks ditambahkan pada list yang disortir.
4. Hasil koleksi dari jarak disortir ascending
5. Mengambil jumlah K dari hasil koleksi
6. Mengambil jenis klasifikasi dari masukan K
7. Jika masalah berbentuk regresi, maka output merupakan rata-rata dari label K
8. Jika masalah berupa klasifikasi, maka mengembalikan jenis dari label K

F. Sorting hasil K-Clustering

Sorting melalui brute-force sebaiknya dihindari. Kalau menggunakan metode brute force, sorting yang dapat digunakan salah satunya adalah partial sorting yang menerima suatu array yang terdiri dari n elemen dan memiliki value $1 \leq$

$m \leq n$, kemudian diurutkan A agar posisi m pertama berisi nilai elemen terkecil dengan urutan membesar. Algoritma yang dapat digunakan ialah partial heapsort yang membangun suatu heap dengan n elemen dan melakukan m ekstraksi dari minimum heap. Worst-case dari partial heapsort ialah $\Theta(n + m \log n)$. Selain itu, algoritma yang dapat digunakan adalah on-line selection, yaitu algoritma yang membangun suatu heap dengan m elemen pertama kemudian mengolah sisa n-m elemen dan mengupdate heap sebanyak yang diperlukan. Kemudian mengekstraksi m element dari heap. Worst case dari algoritma ini adalah $\Theta(n \log m)$. Alternatif lain adalah quickselect kemudian menggunakan quicksort untuk m-1 elemen. Average case dari algoritma ini adalah $\Theta(n + m \log m)$. Apabila tidak menggunakan brute-force dapat menggunakan KD-trees yang merupakan jenis data struktur yang menggunakan spatial partitioning dan mendukung pengolahan NN dan KNN.

III. PEMBAHASAN

A. Dataset

Dataset yang digunakan untuk menganalisis graf sistem rekomendasi berasal dari UCI ML Repository. Dataset ini digunakan untuk menghasilkan list restoran yang sesuai Dengan preferensi konsumen. Jenis sistem rekomendasi yang akan digunakan ialah metode collaborative filter.

Tabel berikut ini merupakan sampel data review restoran yang diperoleh.

	userID	placeID	rating	food_rating	service_rating
0	U1077	135085	2	2	2
1	U1077	135038	2	2	1
2	U1077	132825	2	2	2
3	U1077	135060	1	2	2
4	U1068	135104	1	1	2
5	U1068	132740	0	0	0
6	U1068	132663	1	1	1
7	U1068	132732	0	0	0
8	U1068	132630	1	1	1
9	U1067	132584	2	2	2
10	U1067	132733	1	1	1
11	U1067	132732	1	2	2
12	U1067	132630	1	0	1
13	U1067	135104	0	0	0
14	U1067	132560	1	0	0
15	U1103	132584	1	2	1
16	U1103	132732	0	0	2
17	U1103	132630	1	2	0
18	U1103	132613	2	2	2
19	U1103	132667	1	2	2

Gambar 10 Sampel data restoran

Sumber:

https://www.kaggle.com/uciml/restoran-data-with-consumer-ratings/version/1?select=rating_final.csv

Kolom userID menunjukkan ID dari reviewer. Kemudian placeID menunjukkan ID dari restoran. Rating menunjukkan rating dari user terhadap restoran secara keseluruhan. Food_rating menunjukkan rating user terhadap makanan yang diperoleh dari restoran. Service_rating menunjukkan rating pelayanan pada restoran. Setiap review dari user hanya terdiri atas 0,1, dan 2.

	placeID	Rcuisine
0	135110	Spanish
1	135109	Italian
2	135107	Latin_American
3	135106	Mexican
4	135105	Fast_Food
5	135104	Mexican
6	135103	Burgers
7	135103	Dessert-Ice_Cream
8	135103	Fast_Food
9	135103	Hot_Dogs
10	135102	Latin_American
11	135102	Mexican
12	135102	Steaks
13	135101	Mexican
14	135101	Steaks
15	135100	Mexican
16	135100	Steaks
17	135099	Asian
18	135099	Dessert-Ice_Cream
19	135099	International

Gambar 11 Sampel data kategori restoran

Sumber:

https://www.kaggle.com/uciml/restoran-data-with-consumer-ratings/version/1?select=rating_final.csv

Dataset kedua menjelaskan deskripsi dari restoran-restoran yang terdaftar. Kolom Rcuisine menunjukkan jenis makanan atau kategori makanan yang dijual. placeId menunjukkan ID dari restoran yang dilist pada dataset.

B. Konstruksi Graf

Dengan menggunakan data yang dijelaskan diatas, node pada graf ialah id restoran dan setiap sisi/edge menjelaskan relasi antara kedua restoran. Untuk menentukan bobot dari setiap sisi pendekatan dapat dilakukan dengan berbagai cara, salah satunya adalah sebagai berikut

1. Memberikan variasi rekomendasi yang memiliki ranking yang tinggi
2. Memberikan rekomendasi variasi restoran yang sudah dirate dengan tujuan user menemukan restoran yang disukainya.

Weighted graf sangat diperlukan untuk mengkalkulasi kedekatan antar restoran untuk mengkalkulasi jaraknya. Maka cara untuk menentukan kedekatan antar restoran ialah membandingkan user dan mengambil user yang telah rate restorans terbanyak. Ini dapat digunakan untuk memberikan rekomendasi untuk memberikan rekomendasi yang berbeda sebanyak mungkin. Asumsi yang digunakan ialah semakin banyak jumlah rekomendasi yang diberikan pada user, semakin banyak kesempatan untuk user menemukan apa yang disuka. Pendekatan ini baik digunakan untuk sistem rekomendasi restoran. Apabila terdapat 2 atau user lebih yang memiliki jumlah rate yang sama, maka dipilih user yang random. Langkah yang dilakukan ialah mengecek jika user 1 telah rating restoran dengan misal A, jika benar diperiksa user lain dan apabila ditemukan, maka value rating common bertambah 1 dan diperiksa lagi untuk semua rating. Jika tidak ada common rating max yang sama, maka untuk user yang memiliki max common rating counter terbanyak diassign ke user yang belum rating. Else apabila max common rating counter value sama, maka weight diassign pada user yang belum memberikan rating.

C. Search K-nearest Restoran

Rekomendasi untuk setiap produk, pendekatannya ialah menggunakan k nearest restoran kemudian dikembalikan kepada user. Langkah-langkah pemrosesannya adalah sebagai berikut:

1. Menambahkan restoran yang koneksinya menuju restoran A pada list kandidat.
2. Setiap restoran pada list kandidat ditambahkan jika kandidat list tidak memiliki K item, jika tidak ditambahkan apabila jarak ke restoran A lebih kecil dibandingkan jarak seluruh produk dalam list.
3. List kandidat disortir
4. Mengembalikan K first sebagai rekomendasi.

V. CONCLUSION

Sistem rekomendasi dengan metode 1 ini secara teori akan lebih banyak yang memilih tetapi, akan menyebabkan ketidak seimbangan pada rekomendasi karena bisa menyebabkan overrate pada restoran. Pada metode kedua memiliki kelemahan secara teori bahwa user tidak akan menyukai sistem rekomendasi karena variasi yang berdasarkan user lain bukan dengan atribut yang disukai oleh user itu sendiri. Sistem rekomendasi restoran dapat menggunakan berbagai teknik. Search K-nearest neighbor merupakan salah satu teknik yang dapat menggunakan graf sebagai dasar implementasi teknik ini untuk mempercepat run time. Kelemahan dari teknik memerlukan server yang besar karena memerlukan storage data yang besar. Oleh karena itu, harga komputasi tinggi karena membutuhkan rangka komputer yang baik agar dapat mengolah jarak setiap query untuk semua training data.

VII. UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa karena berkat rahmatnya, penulis berhasil menyelesaikan makalah ini dengan baik dan tepat waktu. Penulis menyampaikan terima kasih sebanyak-banyaknya kepada pihak yang telah mendukung dalam pembuatan makalah ini. Terima kasih sebesar-besarnya kepada dosen Ibu Harlili yang membimbing penulis selama kuliah IF2120 untuk mata kuliah Matematika Diskrit prodi Informatika, fakultas Sekolah Teknik Elektro dan Informatika di Institut Teknologi Bandung.

Penulis ingin berterimakasih kepada pembuat referensi yang penulis gunakan untuk membantu penyelesaian makalah ini. Serta berbagai dukungan dari belah pihak keluarga dan teman.

Makalah ini tentunya belum sempurna sehingga pembaca boleh menambahkan atau menyelesaikan topik ini dengan lebih lengkap. Semoga makalah ini dapat menjadi inspirasi dan menambahkan wawasan untuk menyelesaikan tugas pembaca.

REFERENCES

- [1] Munir, Rinaldi. Graf Bagian 2. Diakses melalui <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2020-2021/Graf-2020-Bagian2.pdf> pada 12 Desember 2021
- [2] Jain, Ankit Enhancing Recommendations on Uber Eats with Graph Convolutional Networks. Diakses melalui https://w4nderlu.st/media/pages/projects/graph-learning/1590012686-1593037303/glue_presentation.pdf pada 12 Desember 2021
- [3] Ben Fraj, Mohtadi. Graph based recommendation engine for Amazon products. Diakses melalui <https://towardsdatascience.com/graph-based-recommendation-engine-for-amazon-products-1a373e639263> pada 12 Desember 2021

- [4] Sirohi, Kshitiz. K-nearest Neighbors Aloritm with Examples in r (simply Explained knn). Diakses melalui <https://towardsdatascience.com/k-nearest-neighbors-algorithm-with-examples-in-r-simply-explained-knn-1f2c88da405c> pada tanggal 13 Desember 2021
- [5] Ponce Medellin, Rafael, Restoran Data with Consumer Ratings. Diakses pada melalui <https://www.kaggle.com/uciml/restoran-data-with-consumer-ratings/version/1?select=userprofile.csv> pada tanggal 13 Desember 2021
- [6] Hood, Rosie, Knowledge graphs applied in the retail industry. Diakses melalui <https://towardsdatascience.com/knowledge-graphs-applied-in-the-retail-industry-ecac4e7baf8> pada tanggal 14 Desember 2021

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, 3 Desember 2021



Angelica Winasta Sinisuka
13520097