

Penggunaan Struktur Graf dalam Membangun Model Prediksi Viralitas Konten di TikTok

Farrel Natha Saskoro - 13522145¹

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

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

¹13522145@std.stei.itb.ac.id

Abstrak—Dalam dunia media sosial yang terus berkembang seperti TikTok, peran struktur graf dalam membangun model prediksi viralitas konten menjadi krusial. Penelitian ini membahas penerapan teori graf dalam mengembangkan model prediksi yang mampu mengantisipasi tingkat viralitas konten di platform TikTok. Melalui analisis struktur graf, penelitian ini mengeksplorasi hubungan antara elemen-elemen konten seperti like, komentar, share, dan variabel lainnya untuk memahami faktor-faktor yang memengaruhi potensi viral suatu konten. Penggunaan struktur graf sebagai dasar model prediksi dapat memberikan wawasan baru dalam memahami dinamika viralitas konten di TikTok.

Keywords—TikTok, Struktur Graf, Model Prediksi, Viralitas Konten

I. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang berkembang pesat, platform media sosial seperti TikTok telah menjadi pusat perhatian yang signifikan. Kemunculan konten viral di platform ini tidak hanya mencerminkan pergeseran dalam dinamika media sosial, tetapi juga memberikan wawasan mendalam tentang bagaimana pengguna berinteraksi dengan konten secara daring. Dalam konteks ini, penelitian ini mengeksplorasi peran krusial dari struktur graf dalam mengembangkan model prediksi untuk menilai dan memprediksi viralitas konten di TikTok.

Struktur graf menjadi landasan yang penting dalam analisis konten TikTok, memungkinkan penggalian yang mendalam terhadap keterkaitan dan interaksi antara elemen-elemen konten. Melalui pemahaman yang mendalam terhadap hubungan likes, comments, shares, dan variabel lainnya, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor kunci yang memengaruhi potensi suatu konten menjadi viral.

Model prediksi yang dibangun berdasarkan struktur graf ini memiliki peran penting dalam memahami dan meramalkan viralitas konten. Analisis yang lebih mendalam terhadap struktur graf membuka jalan bagi model prediksi yang lebih canggih, yang pada gilirannya akan memberikan pemahaman yang lebih baik tentang dinamika konten TikTok yang viral.

Dengan fokus pada penggunaan struktur graf sebagai fondasi utama, makalah ini bertujuan untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang bagaimana model prediksi dapat dikembangkan untuk mengukur dan memprediksi viralitas konten di TikTok, memberikan kontribusi pada pemahaman

yang lebih luas tentang fenomena viral dalam ekosistem media sosial yang terus berkembang.

II. PENGGUNAAN STRUKTUR GRAF DALAM MODEL PREDIKSI VIRALITAS KONTEN TIKTOK

Struktur graf memegang peran penting dalam mengembangkan model prediksi viralitas konten di TikTok. Konsep ini menggambarkan kajian matematis tentang graf, yang menjadi dasar dalam merepresentasikan koneksi antar objek, terutama dalam konteks konten yang menjadi viral di TikTok. Simpul dan relasi antara mereka mewakili pengguna dan interaksi yang terjalin, menjadi fondasi dalam pembangunan model prediksi yang mampu memproyeksikan potensi viral suatu konten.

Algoritma TikTok dalam menyajikan konten bergantung pada struktur graf yang kompleks. Dengan menganalisis interaksi seperti like, komentar, dan share, TikTok membentuk jaringan koneksi yang dinamis. Setiap pengguna diwakili sebagai simpul, sedangkan relasi antara mereka membentuk sisi dalam graf, memungkinkan platform ini untuk mengidentifikasi pola perilaku dan preferensi pengguna. Penggunaan struktur graf secara spesifik sangat berperan dalam mengurutkan, menyesuaikan, dan menyarankan konten yang berpotensi viral di TikTok.

Tantangan utama dalam menerapkan teori graf di TikTok adalah dalam mengelola besar volume data dan interaksi. Algoritma harus mampu memproses jutaan simpul dan relasi dengan efisiensi dan skala yang optimal. TikTok menghadapi tantangan ini dengan memanfaatkan struktur data tingkat lanjut dan teknik optimasi, memastikan pengalaman pengguna yang mulus dan responsif.

Penggunaan struktur graf di TikTok berdampak signifikan pada pengalaman pengguna. Kemampuan algoritma untuk memprediksi preferensi pengguna dan menyesuaikan konten di feed mereka telah membawa peningkatan keterlibatan dan kepuasan pengguna. Namun, aspek personalisasi ini juga memunculkan pertanyaan tentang fenomena "echo chamber", di mana pengguna cenderung terpapar pada konten yang memperkuat pandangan atau minat yang sudah ada.

Analisis perbandingan dengan platform media sosial lain mengungkapkan perbedaan dalam implementasi teori graf, meskipun dasar konsepnya serupa. Meskipun banyak platform mengandalkan algoritma berbasis interaksi pengguna,

penggunaan teori graf secara spesifik dapat menghasilkan pengalaman pengguna yang unik di setiap platform.

Ketika melihat ke masa depan, potensi teori graf dalam konteks media sosial seperti TikTok sangatlah menjanjikan. Kemajuan dalam bidang pembelajaran mesin dan kecerdasan buatan berpotensi memperbaiki lagi kurasi konten, menciptakan pengalaman pengguna yang semakin personal dan dinamis, bahkan mungkin mengaburkan batas antara preferensi pengguna dan rekomendasi algoritma.

Secara keseluruhan, penerapan struktur graf di TikTok menunjukkan bagaimana konsep matematis memiliki peran kunci dalam membentuk wajah media sosial modern. Dengan terus memahami dan menerapkan prinsip-prinsip ini, platform seperti TikTok dapat terus berkembang, memberikan pengalaman yang menarik bagi pengguna mereka di seluruh dunia.

III. LANDASAN TEORI

A. Definisi Graf

Dalam matematika dan ilmu komputer, graf adalah representasi visual atau matematis dari kumpulan objek yang terhubung. Secara umum, graf terdiri dari simpul (vertice) yang mewakili objek atau entitas, dan sisi (edge) yang menggambarkan hubungan atau koneksi di antara simpul-simpul tersebut. Sisi-sisi ini menunjukkan relasi atau interaksi antara simpul-simpul dalam struktur graf.

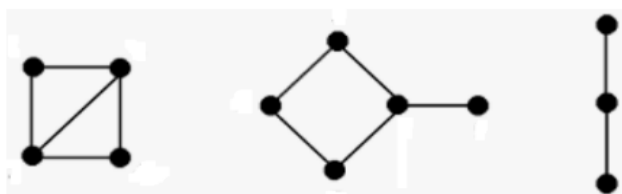
Graf dapat digunakan untuk memodelkan berbagai situasi, termasuk jaringan sosial, rute perjalanan, sistem komputer, atau hubungan matematis lainnya di mana koneksi antar entitas memiliki arti atau relevansi tertentu.

B. Jenis – Jenis Graf

Berdasarkan ada tidaknya gelang atau sisi ganda pada suatu graf, maka graf digolongkan menjadi:

Graf Sederhana:

Graf yang tidak mengandung gelang maupun sisi ganda dinamakan graf sederhana.



Gambar Graf Sederhana

Sumber:

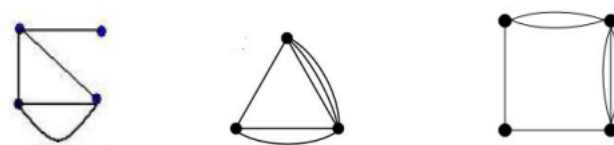
<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/19-Graf-Bagian1-2023.pdf>

Graf tak-sederhana:

Graf yang mengandung sisi ganda atau gelang dinamakan graf tak-sederhana. Graf tak-sederhana dibedakan lagi menjadi,

Graf ganda:

Graf mengandung sisi ganda.



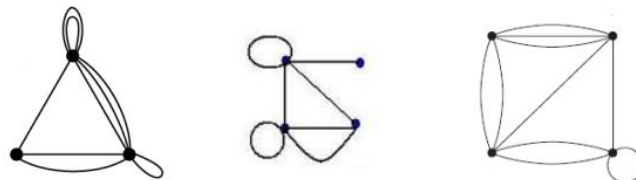
Gambar Graf Ganda

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/19-Graf-Bagian1-2023.pdf>

Graf semu:

Graf mengandung sisi gelang.



Gambar Graf Semu

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/19-Graf-Bagian1-2023.pdf>

Berdasarkan orientasi arah pada sisi, graf dibedakan menjadi:

Graf tak-berarah:

Graf yang sisinya tidak mempunyai orientasi arah disebut graf tak-berarah



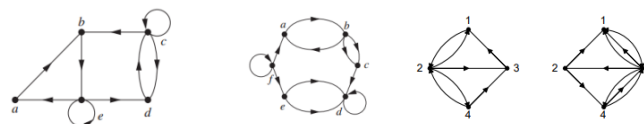
Gambar Graf tak-berarah

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/19-Graf-Bagian1-2023.pdf>

Graf berarah:

Graf yang setiap sisinya diberikan orientasi arah disebut sebagai graf berarah.



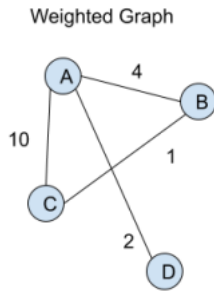
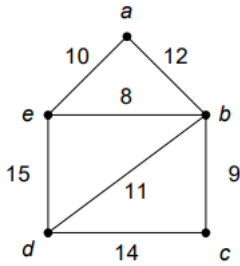
Gambar Graf berarah

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/19-Graf-Bagian1-2023.pdf>

Graf berbobot:

Graf berbobot adalah graf yang setiap sisinya diberi sebuah harga (bobot).



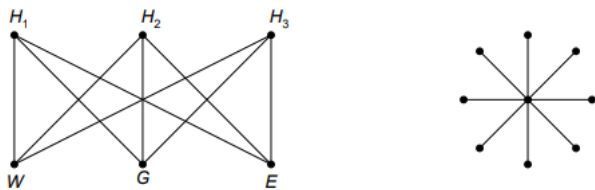
Gambar Graf berbobot

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/19-Graf-Bagian1-2023.pdf>

Graf bipartite:

Graf G yang himpunan simpulnya dapat dipisah menjadi dua himpunan bagian V_1 dan V_2 , sedemikian sehingga setiap sisi pada G menghubungkan sebuah simpul di V_1 ke sebuah simpul di V_2 disebut graf bipartit dan dinyatakan sebagai $G(V_1, V_2)$.



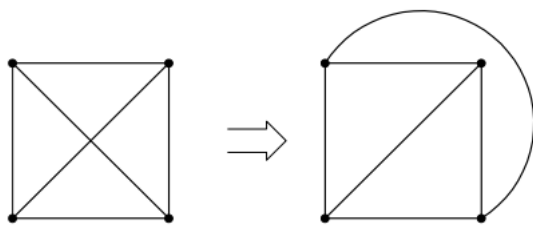
Gambar Graf bipartite

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/19-Graf-Bagian1-2023.pdf>

Graf planar:

Graf yang dapat digambarkan pada bidang datar dengan sisi-sisi tidak saling memotong (bersilangan)



Gambar Graf Planar

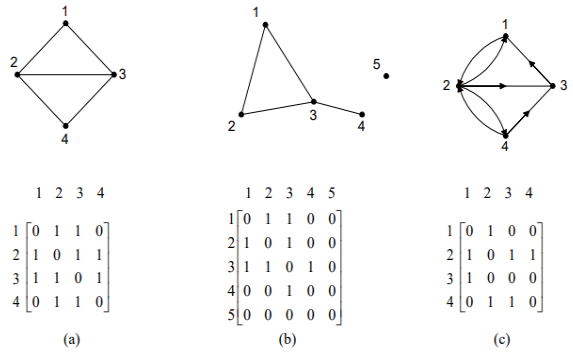
Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/20-Graf-Bagian2-2023.pdf>

Beberapa representasi graf sebagai berikut:

Matriks ketetanggaan (adjacency matrix):

Jika i dan j bertetangga maka $M[i][j]$ dan $M[j][i]$ berelemen satu.



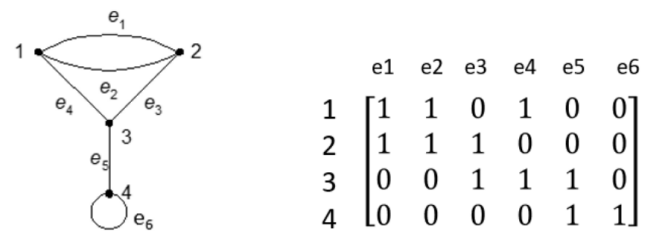
Gambar Graf adjacency matrix

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/20-Graf-Bagian2-2023.pdf>

Matriks bersisian (incidency matrix):

Jika i dan j bersisian maka $M[i][j]$ dan $M[j][i]$ berelemen satu.



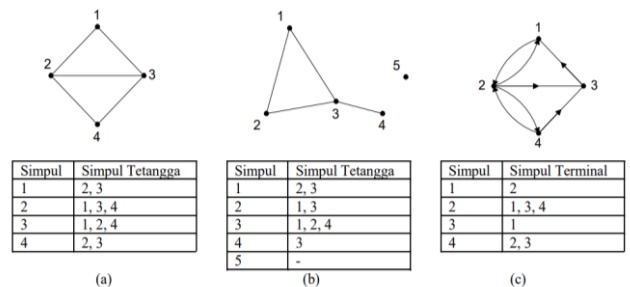
Gambar Graf incidency matrix

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/20-Graf-Bagian2-2023.pdf>

Senarai Ketetanggaan (adjacency list):

Representasi ini fokus pada daftar atau urutan simpul-simpul (vertices) dalam graf, dan untuk setiap simpul, daftar ini mencantumkan simpul-simpul mana yang langsung terhubung atau bertetangga dengannya.



Gambar Graf adjacency list

Sumber:

<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/20-Graf-Bagian2-2023.pdf>

C. Viralitas dalam Media Sosial

Viralitas dalam ranah media sosial mencerminkan fenomena di mana suatu konten, pesan, atau informasi menyebar dengan cepat dan secara luas di antara para pengguna, seringkali melalui proses berbagi dari satu individu ke individu lainnya. Fenomena viral terjadi ketika suatu konten mendapat perhatian yang signifikan dalam jangka waktu singkat, seringkali memicu

penyebaran konten tersebut secara eksponensial di berbagai platform media sosial. Beragam faktor dapat memicu konten menjadi viral, mulai dari keunikan konten, kontroversi, hingga keterlibatan aktif pengguna yang tinggi dalam berinteraksi dengan konten tersebut. Dampak dari viralitas ini sangat besar, memengaruhi opini publik, mengubah tren, dan membentuk arus diskusi di berbagai media sosial.

Sebuah konten dikatakan viral ketika konten tersebut tersebar luas di media social, memiliki jumlah *views* yang banyak, dan memiliki jumlah *likes* yang banyak.

D. Cara Penggunaan Graf dalam Menentukan Viralitas Konten TikTok

Penggunaan struktur graf dalam membangun model prediksi viralitas konten di TikTok mewakili fondasi yang kuat untuk memahami dan memprediksi dinamika penyebaran konten di platform ini. Struktur graf memungkinkan TikTok untuk merepresentasikan hubungan yang kompleks antara konten, pengguna, dan interaksi di antara mereka. Dalam struktur ini, setiap konten dan pengguna direpresentasikan sebagai simpul (*vertices*), sedangkan interaksi antara mereka seperti *likes*, komentar, atau *share* diwakili sebagai sisi atau *edge* dalam graf.

Pendekatan ini memungkinkan analisis mendalam terhadap pola interaksi yang menyertai konten yang menjadi viral. Melalui graf, TikTok dapat mengidentifikasi pola interaksi khusus yang sering terjadi saat suatu konten mulai menyebar secara luas di platform. Misalnya, graf memungkinkan pendeteksian pola tertentu di mana suatu konten yang viral cenderung menerima tingkat keterlibatan yang tinggi dari berbagai kelompok pengguna dengan preferensi yang berbeda.

Lebih jauh lagi, struktur graf memungkinkan pengenalan pengguna atau konten yang memiliki peran kunci dalam penyebaran konten. Ini membantu TikTok dalam memahami *influencer* atau konten-konten tertentu yang mungkin memiliki dampak besar dalam menarik perhatian pengguna lainnya dan mendorong viralitas.

Dalam menerapkan model prediksi, struktur graf menjadi fundamental. Algoritma Machine Learning yang digunakan untuk memprediksi viralitas konten di TikTok memanfaatkan informasi dari graf, termasuk keterlibatan pengguna, hubungan antar konten, dan pola interaksi. Graf memberikan representasi yang kaya akan hubungan-hubungan ini, memungkinkan model untuk mengevaluasi dan memahami faktor-faktor yang mempengaruhi potensi viralitas suatu konten.

Tidak hanya sebagai landasan untuk membangun model prediksi, namun graf juga menjadi instrumen vital dalam evaluasi dan perbaikan model. Dengan menganalisis perubahan pola interaksi yang terjadi di platform, TikTok dapat terus memperbaiki modelnya untuk memastikan akurasi prediksi yang lebih tinggi.

Secara keseluruhan, penggunaan struktur graf dalam konteks ini bukan hanya sekadar memahami hubungan antara pengguna dan konten di TikTok, tetapi juga sebagai alat yang kuat untuk memprediksi dan mengoptimalkan viralitas konten di platform tersebut.

IV. ALGORITMA, PERHITUNGAN, DAN IMPLEMENTASI

A. Algoritma yang Digunakan

1. PageRank

PageRank, yang dikembangkan oleh Google, menilai otoritas atau "peringkat" halaman web berdasarkan seberapa banyak tautan masuk yang diterima oleh halaman tersebut dari halaman-halaman lain di web. Semakin banyak tautan masuk yang diterima oleh suatu halaman, semakin tinggi peringkatnya dalam hasil pencarian. Dalam konteks TikTok, konsep ini dapat diadaptasi untuk mengukur pengaruh suatu konten atau pengguna berdasarkan seberapa banyak interaksi atau "tautan" yang mereka terima dari pengguna lain di platform.

$$PR_{i+1} = (1 - d) + d \sum_{j=1, i \neq j}^n I_{ij} \frac{PR_j}{n_j}$$

Gambar Algoritma PageRank

Sumber:

<https://www.searchenginejournal.com/google-pagerank/483521/>

B. Perhitungan

1. Perhitungan Metrik Sentralitas

Melalui metrik-metrik seperti sentralitas antara, sentralitas degree, atau sentralitas closeness, kita bisa menentukan simpul mana yang penting dalam jaringan.

Sentralitas degree mengukur seberapa banyak hubungan yang dimiliki suatu simpul dalam sebuah graf. Dalam konteks jaringan sosial, simpul (atau node) dengan sentralitas degree yang tinggi memiliki lebih banyak koneksi dengan simpul lain. Sentralitas degree berguna dalam mengidentifikasi simpul-simpul yang penting atau berpengaruh dalam jaringan.

Sementara itu, sentralitas closeness mengukur seberapa dekat suatu simpul dengan simpul lain dalam sebuah graf. Ini diukur dengan menghitung jarak rata-rata antara simpul tersebut dengan semua simpul lain dalam jaringan. Simpul dengan sentralitas closeness yang tinggi berada lebih dekat dengan simpul lain dan dapat berperan sebagai penghubung penting dalam jaringan.

Dalam implementasi ini, digunakan sentralitas closeness untuk mengukur jarak node konten dengan node viral. Semakin dekat dengan node viral maka mengindikasikan bahwa konten lebih viral.

$$Closeness\ Centrality\ Score(u) = \frac{number\ of\ nodes - 1}{\sum (distance\ from\ u\ to\ all\ other\ nodes)}$$

Gambar Rumus Algoritma Closeness Centrality

2. Perhitungan Faktor-Faktor Prediksi

Perhitungan faktor-faktor prediksi dalam konteks viralitas konten melibatkan analisis terhadap berbagai macam data interaksi yang ada di platform seperti TikTok. Beberapa faktor penting yang sering dipertimbangkan meliputi:

a. Jumlah Likes dan Komentar

Jumlah interaksi seperti *likes* (suka) dan

komentar sering menjadi indikator awal yang kuat dalam mengevaluasi respons pengguna terhadap suatu konten. Konten dengan jumlah likes dan komentar yang tinggi cenderung memiliki potensi untuk menjadi viral karena menunjukkan keterlibatan yang besar dari pengguna.

b. Pola Konsumsi atau Interaksi Pengguna

Melacak pola konsumsi konten dari pengguna, seperti seberapa sering mereka berinteraksi dengan jenis konten tertentu, durasi waktu yang dihabiskan untuk menonton, atau kecenderungan berbagi atau menyimpan konten, dapat memberikan pemahaman yang lebih dalam tentang preferensi dan minat pengguna.

c. Keterlibatan Pengguna Terkait Sharing atau Duet

Penggunaan fitur-fitur spesifik pada platform, seperti sharing (berbagi) konten ke pengguna lain atau berpartisipasi dalam video duet (membuat video berdampingan), dapat menjadi indikator aktifnya pengguna dalam menyebarluaskan konten.

Video_ID	Viral_Score
0	101
1	102
2	103
3	104
4	105
5	106
6	107
7	108
8	109
9	110

Gambar Tabel Hasil Pengolahan

d. Kelima, setelah mengolah data, akan dibuatkan graf yang menghubungkan video_id dengan status viralitasnya.

```
# Membuat graf kosong
G = nx.Graph()

# Menambahkan node konten (video_id) ke graf
for video_id in df['video_ID']:
    G.add_node(video_id, type='content')

# Menambahkan node viralitas ke graf
G.add_node('viral', type='viral')

# Menambahkan edge dari konten ke viralitas dengan weight dari kolom 'viral_score'
for video_id, viral_score in zip(df['video_ID'], df['viral_score']):
    G.add_edge(video_id, 'viral', weight=viral_score)

# Menambahkan edge dari konten ke konten dengan weight dari kolom 'viral_score'
edge_labels = nx.get_edge_attributes(G, 'weight')

# Menampilkan graf
pos = nx.spring_layout(G)
nx.draw(G, pos, with_labels=True)
nx.draw_networkx_edge_labels(G, pos, edge_labels=edge_labels, font_size=8, font_color='red')
plt.show()
```

Gambar Algoritma Pembuatan Graf

C. Implementasi dalam Pemrograman

a. Pertama, mengambil data video yang menampilkan jumlah likes, jumlah comments, jumlah views, jumlah shares, apakah video diduet atau tidak, dan jenis kontennya.

User_ID	Video_ID	Likes	Comments	Views	Shares	Duet	Content_Type	
0	1	101	1500	300	10000	500	True	Dance
1	2	102	2000	400	15000	1000	False	Dance
2	3	103	500	100	5000	200	False	Music
3	4	104	8000	1200	20000	2500	True	Music
4	5	105	1200	200	8000	400	True	Tutorial
5	6	106	1000	200	10000	500	False	Tutorial
6	7	107	200	50	50000	1000	False	Tutorial
7	8	108	3000	800	12000	2000	True	Music
8	9	109	400	100	20000	4000	True	Music
9	10	110	6000	1500	25000	3000	False	Tutorial

Gambar Sampel Data

b. Kedua, mengolah data tersebut untuk dihitung viralitas scorenya dengan syarat:

- Jumlah views dikali 40%
- Jumlah likes dikali 30%
- Jumlah comments dikali 20%
- Jumlah shares dikali 10%
- Jika video diduet, maka score akan bertambah sebesar 1000

```
# Menambahkan kolom Viral_score ke DataFrame, jika duet true, maka viral score ditambah 1000
df['Viral_Score'] = (df['Likes'] * 0.3) + (df['Comments'] * 0.2) + (df['Views'] * 0.4) + (df['Shares'] * 0.1)
df.loc[df['duet'] == True, 'Viral_Score'] += 1000
```

Gambar Program mencari viral_score

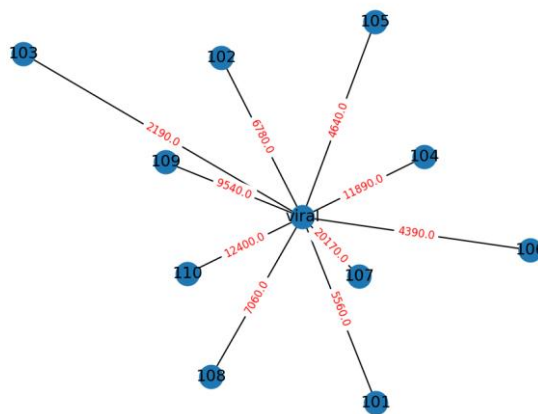
c. Ketiga, menampilkan data hasil pengolahan.

Algoritma:

```
# menampilkan DataFrame hasil pengolahan
print(df[['Video_ID', 'Viral_Score']])
print()
```

Gambar Algoritma penampilan hasil pengolahan Data Hasil:

e. Keenam, menampilkan Grafnya.



Gambar Graf Hasil Algoritma

f. Ketujuh, Memanfaatkan algoritma PageRank untuk mengurutkan konten yang paling viral ke yang tidak.

```
# Menerapkan PageRank pada graf yang membaca weight dari kolom 'viral_score'
viral_score = nx.pagerank(G, weight='weight')

# Menampilkan page rank
print("PageRank:")
for video_id, score in sorted(viral_score.items(), key=lambda item: item[1], reverse=True):
    if video_id != 'viral':
        print(f'{video_id}: {score}')
```

Gambar Algoritma PageRank

didapatkan hasilnya:


```

PageRank:
107: 0.10821944461242387
110: 0.07178362214420433
104: 0.06939208167331733
109: 0.05837223832707334
108: 0.0467427866255052
102: 0.04542978401403782
101: 0.03970884406407286
105: 0.03539469262639435
106: 0.03422236886615563
103: 0.023905919776054857

```

Gambar Hasil Pengolahan Graf menggunakan PageRank

- g. Kedelapan, memanfaatkan algoritma closeness centrality untuk mengurutkan konten yang viral atau tidak. Semakin dekat dengan node viral maka akan semakin viral.

```

# menghitung sentralitas closeness yang membaca weight dari kolom 'viral_score'
closeness = nx.closeness_centrality(G, distance='weight')

# Menampilkan sentralitas closeness
print("Closeness Centrality:")
for video_id, score in sorted(closeness.items(), key=lambda item: item[1], reverse=True):
    if video_id != 'viral':
        print(f'{video_id}: {score}')

```

Gambar Algoritma Closeness Centrality

Didapatkan hasilnya:

```

Closeness Centrality:
107: 3.7572797294758594e-05
110: 5.0963204566303126e-05
104: 5.218389604967907e-05
109: 5.8657907085875174e-05
108: 6.749460043196545e-05
102: 6.866245536940401e-05
101: 7.42611020347542e-05
105: 7.912644405760406e-05
106: 8.05607024893257e-05
103: 9.584970765839164e-05

```

Gambar Hasil Algoritma Closeness Centrality

Dari hasil kedua algoritma, PageRank dan Closeness centrality, dapat diurutkan konten yang paling viral ke yang paling tidak. Dengan urutan tersebut dapat diprediksikan jenis konten seperti apa yang akan lebih viral, ataupun harus membuat konten seperti apa untuk mencapai keviralitas.

V. KONKLUSI

Penggunaan struktur graf untuk memprediksi viralitas konten di TikTok adalah pendekatan kuat dalam menganalisis pola interaksi pengguna dengan konten. Dengan model ini, kita bisa mengidentifikasi potensi viralitas berdasarkan pola likes, komentar, dan tipe konten tertentu. Algoritma seperti PageRank dan Closeness Centrality dapat membantu mengukur pengaruh suatu konten dalam jaringan, memetakan konten potensial yang bisa berdampak besar. Namun, penggunaan struktur graf ini perlu mempertimbangkan evolusi tren konten dan perubahan preferensi pengguna yang cepat. Kesenjangan antara model dan dinamika pengguna bisa menjadi tantangan. Secara keseluruhan, model ini menjanjikan untuk mengidentifikasi konten viral, tapi keberhasilannya bergantung pada adaptasinya terhadap perubahan tren dan preferensi pengguna.

REFERENCES

- [1] Munir, Rinaldi, "IF2120 Matematika Diskrit – Semester I Tahun 2023/2024", 2023. Tersedia pada <https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Matdis/2023-2024/matdis23-24.htm> Diakses pada 10 Desember 2023
- [2] Jones, Dixon, "Google PageRank Explained for SEO Beginners", 2023. Tersedia pada <https://www.searchenginejournal.com/google-pagerank/483521/> Diakses pada 10 Desember 2023
- [3] Berger, J. and Milkman, K. L. (2018) 'Emotion and Virality: What Makes Online Content Go Viral?', GfK Marketing Intelligence Review, 5(1), pp. 18–23. doi: 10.2478/gfkmir-2014-0022.
- [4] Rubio, Fatima, Sr. Data Scientist, "When is the Closeness Centrality Algorithm best applied?", 2023. Tersedia pada <https://www.graphable.ai/blog/closeness-centrality-algorithm/> Diakses pada 10 Desember 2023

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, 10 Desember 2023



Farrel Natha Saskoro
13522145