

Menemukan Struktur Komunitas di Jejaring Sosial Menggunakan Algoritma BFS

Pendekatan algoritmik untuk mengidentifikasi kelompok individu terkait dalam jejaring sosial

Ariel Jovananda - 13521086

Program Studi Teknik Informatika

Sekolah Teknik Elektro dan Informatika

Institut Teknologi Bandung, Jalan Ganesha 10 Bandung

E-mail (gmail): arieljovananda@gmail.com

Abstract—Jejaring sosial adalah sistem kompleks yang mencakup individu dan hubungan mereka satu sama lain. Mengidentifikasi kelompok individu dan yang memiliki sifat yang sama, juga dikenal sebagai komunitas, merupakan masalah penting dalam analisis jaringan sosial. Dalam tulisan ini, kami akan mengusulkan pendekatan algoritmik untuk menemukan struktur komunitas di jejaring sosial menggunakan algoritma Breadth-First Search (BFS). Pendekatan ini melibatkan mulai dari satu simpul dalam grafik dan menjelajahi semua simpul yang berjarak satu langkah dari simpul tersebut, sebelum pindah ke tingkat simpul berikutnya. Kami menerapkan BFS berulang kali untuk mengungkap kelompok individu yang terhubung lebih dekat satu sama lain daripada individu lain dalam jaringan. Cluster yang terjalin erat ini ditafsirkan sebagai komunitas, di mana individu dalam komunitas memiliki sifat yang sama. Kami kemudian mengevaluasi kinerja algoritma kami pada beberapa set data jaringan sosial benchmark.

Keywords—Analisis jejaring sosial, Deteksi komunitas, Breadth-First Search, Clustering, Struktur jaringan.

I. PENGANTAR

Jejaring sosial telah muncul di mana-mana dalam masyarakat modern. Memahami struktur dan dinamika mereka adalah topik yang sangat menarik di berbagai bidang. Dalam analisis jaringan sosial, salah satu masalah mendasar adalah deteksi komunitas, yang merupakan proses mengidentifikasi sekelompok individu yang memiliki jenis sifat yang sama dan memiliki ikatan yang kuat satu sama lain. Banyak algoritma telah diusulkan untuk mengatasi masalah ini, tetapi masih diperlukan pendekatan baru yang dapat menangani kompleksitas dan skala jaringan sosial modern.

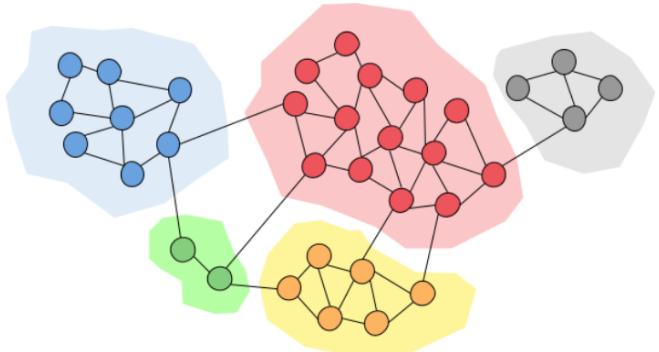
Dalam makalah ini, kami mengusulkan algoritma Breadth-First-Search (BFS) untuk menemukan struktur komunitas di jejaring sosial. Pendekatan kami melibatkan mulai dari satu node dalam grafik dan menjelajahi semua node yang berjarak satu langkah sebelum pindah ke level node berikutnya yang berjarak dua langkah, dan seterusnya. Kami menerapkan BFS berulang kali untuk mengungkap kelompok individu yang terhubung lebih dekat satu sama lain daripada individu lain dalam jaringan. Cluster ini dapat diartikan sebagai komunitas, dimana individu-individu dalam suatu komunitas memiliki kesamaan sifat.

Kami mengevaluasi kinerja algoritma kami dengan membandingkannya dengan kumpulan data tolok ukur lain dan menunjukkan apakah algoritma tersebut mengungguli algoritma deteksi komunitas canggih yang ada dalam hal akurasi dan kecepatan atau tidak. Secara keseluruhan, pekerjaan kami memberikan analisis mengenai pendekatan dengan algoritma BFS untuk deteksi komunitas di jejaring sosial, yang dapat membantu memajukan pemahaman kami tentang struktur dan dinamika sistem kompleks ini.

II. DASAR TEORI

A. Struktur komunitas dalam jaringan sosial

Struktur komunitas dalam jejaring sosial mengacu pada pembagian atau pengelompokan individu atau entitas yang melekat dalam jaringan ke dalam kelompok atau komunitas yang berbeda. Komunitas ini dicirikan oleh kepadatan koneksi atau interaksi yang lebih tinggi di antara anggota dalam komunitas yang sama dibandingkan dengan mereka yang berada di luar komunitas. Konsep struktur komunitas muncul dari pengamatan bahwa individu cenderung membentuk hubungan yang bermakna dan lebih sering berinteraksi dengan orang lain yang memiliki minat, afiliasi, atau karakteristik yang sama.



Gambar 1. Visualisasi komunitas dengan graf

Sumber:

<https://towardsdatascience.com/community-detection-algorithm-9bd8951e7dae>

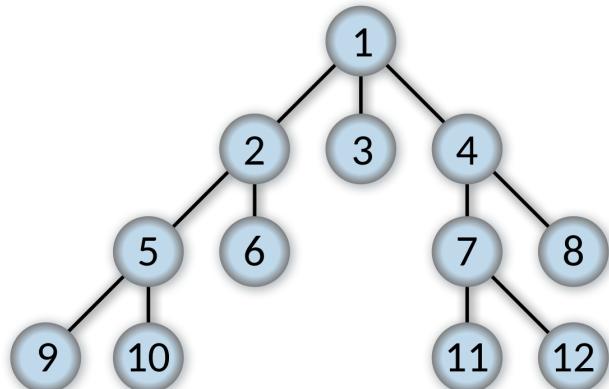
Di jejaring sosial, komunitas sering menunjukkan sifat-sifat tertentu:

- Koneksi Internal Padat: Anggota dalam komunitas cenderung memiliki lebih banyak koneksi di antara mereka sendiri dibandingkan dengan koneksi dengan individu di luar komunitas. Hal ini berimplikasi pada kepadatan interaksi yang lebih tinggi dalam komunitas.
- Jarang Koneksi Eksternal: Koneksi antara individu dalam komunitas yang berbeda relatif lebih jarang dibandingkan dengan koneksi dalam komunitas yang sama. Hal ini menyebabkan rendahnya kepadatan interaksi antar komunitas.
- Minat atau Atribut yang Mirip: Anggota komunitas biasanya berbagi minat, afiliasi, kepercayaan, atau atribut yang sama yang berkontribusi pada pembentukan komunitas. Karakteristik bersama ini mungkin termasuk hobi, profesi, kedekatan geografis, atau koneksi sosial.
- Kohesi Struktural: Komunitas sering menunjukkan struktur internal yang kohesif, dengan sub kelompok atau kelompok yang saling berhubungan erat di dalam komunitas. Kohesi struktural ini dimanifestasikan melalui kehadiran sub kelompok individu yang terhubung erat dalam suatu komunitas.
- Deteksi Batas: Komunitas dalam jejaring sosial dicirikan oleh batas-batas yang relatif lebih jelas, yang berarti bahwa individu dalam komunitas lebih mungkin terhubung satu sama lain daripada dengan individu di luar komunitas. Batas-batas ini dapat bertindak sebagai partisi alami dalam jaringan.

Memahami struktur komunitas di jejaring sosial sangat berharga karena beberapa alasan. Ini membantu dalam mengidentifikasi kelompok individu dengan minat atau afiliasi yang sama, memahami pola difusi informasi, memprediksi perilaku pengguna, merancang intervensi yang ditargetkan, dan meningkatkan visualisasi dan navigasi jaringan. Berbagai algoritma dan metode, seperti algoritma BFS, telah dikembangkan untuk mengungkap dan menganalisis struktur komunitas di jejaring sosial, memberikan wawasan tentang organisasi dan dinamika hubungan sosial.

B. Algoritma BFS dan aplikasinya

Algoritma Breadth-First Search (BFS) adalah algoritma traversal graf yang menjelajahi semua simpul dari graf dalam urutan lebar-pertama, dimulai dari simpul sumber yang diberikan. Ini secara sistematis menjelajahi simpul dengan mengunjungi semua tetangga dari sebuah simpul sebelum pindah ke tingkat tetangga berikutnya. BFS beroperasi dengan menggunakan struktur data antrian untuk melacak simpul yang akan dikunjungi.



Gambar 2. Tree yang dihasilkan oleh BFS Search

Sumber: https://en.wikipedia.org/wiki/Breadth-first_search

Algoritma BFS dimulai dengan menginisialisasi simpul sumber sebagai simpul yang pertama kali dikunjungi dan mengantrekan-nya. Kemudian, saat antrian tidak kosong, ia mengeluarkan sebuah simpul, mengunjunginya, dan mengantrekan tetangganya yang belum dikunjungi. Proses ini berlanjut sampai semua simpul telah dikunjungi atau sampai kondisi tertentu terpenuhi.

Algoritma BFS (Breadth-First Search) memiliki kekuatan dan keterbatasan dalam hal deteksi komunitas di jejaring sosial. Berikut adalah diskusi tentang kesesuaian BFS untuk tugas ini:

Kekuatan:

- Identifikasi Komunitas Lokal: BFS efektif dalam mendeteksi komunitas lokal atau cluster dalam jaringan. Itu dimulai dari simpul sumber tertentu dan menjelajahi tetangga terdekatnya sebelum pindah ke level tetangga berikutnya. Eksplorasi lokal ini memungkinkan BFS untuk mengidentifikasi kelompok individu yang saling berhubungan erat dalam jaringan.
- Mengungkap Komunitas Hirarkis: BFS dapat mengungkap struktur komunitas hierarkis di jejaring sosial. Dengan melintasi jaringan dalam urutan luas-pertama, BFS menjelajahi komunitas pada tingkat kedalaman yang berbeda, memungkinkan identifikasi komunitas bersarang atau tumpang tindih.
- Efisiensi untuk Jaringan Jarang: BFS bekerja dengan baik di jaringan jarang di mana jumlah koneksi relatif rendah. Karena mengeksplorasi lapisan demi lapisan jaringan, BFS menghindari traversal yang tidak perlu dari simpul yang jauh atau tidak terkait, menjadikannya efisien untuk jaringan dengan koneksi terbatas.

Keterbatasan:

- Kurangnya Perspektif Global: BFS berfokus pada eksplorasi lokal dari titik sumber tertentu dan mungkin tidak menangkap struktur komunitas global

- dari seluruh jaringan. Itu mungkin kehilangan koneksi atau komunitas yang jauh dari simpul sumber, yang mengarah ke hasil deteksi komunitas yang tidak lengkap.
- Sensitivitas terhadap Seleksi Benih: Pilihan simpul sumber atau simpul benih di BFS dapat berdampak signifikan terhadap komunitas yang terdeteksi. Titik awal yang berbeda dapat menghasilkan struktur komunitas yang berbeda, membuat hasil sensitif terhadap pemilihan benih. Ketergantungan pada simpul awal ini dapat membatasi keandalan dan konsistensi komunitas yang terdeteksi.
- Ketidakmampuan untuk Menangani Jaringan Berbobot: BFS terutama dirancang untuk grafik tidak berbobot, di mana semua sisi memiliki kepentingan yang sama. Itu tidak mempertimbangkan kekuatan atau bobot koneksi antar individu dalam jejaring sosial. Oleh karena itu, BFS mungkin tidak secara efektif menangkap nuansa jaringan berbobot, di mana intensitas atau pentingnya hubungan memainkan peran penting dalam deteksi komunitas.
- Skalabilitas untuk Jaringan Besar: BFS memiliki kompleksitas waktu $O(V+E)$, di mana V mewakili jumlah simpul dan E mewakili jumlah tepi dalam jaringan. Dalam jejaring sosial berskala besar dengan jutaan atau miliaran simpul dan sisi, biaya komputasi BFS bisa menjadi mahal. Ini mungkin memerlukan sumber daya komputasi dan waktu yang signifikan untuk melakukan deteksi komunitas menggunakan BFS pada jaringan besar tersebut.

Singkatnya, sementara BFS menawarkan manfaat seperti mengidentifikasi komunitas lokal dan mengungkap struktur hierarkis, keterbatasannya dalam menangkap perspektif global, kepekaan terhadap pemilihan benih, ketidakmampuan menangani jaringan berbobot, dan skalabilitas untuk jaringan besar perlu dipertimbangkan. Tergantung pada karakteristik spesifik jaringan sosial dan tujuan penelitian, peneliti mungkin perlu mengeksplorasi algoritma pendekripsi komunitas lain atau menggunakan BFS bersama dengan teknik lain untuk mengatasi keterbatasan ini dan mendapatkan struktur komunitas yang lebih akurat dan komprehensif.

III. MEKANISME

Algoritma Breadth-First Search (BFS) dapat diimplementasikan untuk pendekripsi komunitas di jejaring sosial dengan memanfaatkan kemampuannya menjelajahi jaringan dalam urutan luas-pertama. Berikut deskripsi penerapan algoritma BFS untuk deteksi komunitas:

1. Inisialisasi:
 - Pilih simpul sumber sebagai titik awal untuk traversal BFS.
 - Buat antrian kosong dan enqueue simpul sumber.

- Inisialisasi set atau larik yang dikunjungi untuk melacak simpul yang dikunjungi dan menandai simpul sumber sebagai yang dikunjungi.
- 2. Penjelajahan BFS:
 - Selama antrian tidak kosong, lakukan langkah-langkah berikut:
 - Dequeue simpul dari depan antrian.
 - Kunjungi simpul yang di-dequeued dan tetapkan ke komunitas saat ini.
 - Enqueue semua tetangga yang belum dikunjungi dari vertex yang di-dequeu.
 - Tandai setiap tetangga yang diantrekan sebagai telah dikunjungi dan tambahkan ke komunitas saat ini.
 - Lanjutkan proses sampai antrian menjadi kosong.
- 3. Identifikasi Komunitas:
 - Selama traversal BFS, setiap verteks ditugaskan ke komunitas berdasarkan urutan eksplorasi. Simpul yang dikunjungi sebelumnya akan menjadi milik komunitas yang sama dengan simpul sumber.
 - Proses penetapan simpul ke komunitas dapat ditingkatkan dengan memasukkan kriteria tambahan, seperti kepadatan koneksi dalam komunitas atau kesamaan atribut di antara anggota komunitas.
- 4. Ulangi untuk Simpul yang Belum Dikunjungi:
 - Setelah menyelesaikan penjelajahan BFS untuk satu komunitas, periksa apakah ada simpul yang belum dikunjungi yang tersisa di jaringan.
 - Jika simpul yang belum dikunjungi ditemukan, pilih salah satunya sebagai simpul sumber baru dan ulangi proses BFS dari langkah 2.
 - Proses berulang ini berlanjut hingga semua simpul telah dikunjungi dan ditetapkan ke komunitas yang sesuai.
- 5. Keluaran:
 - Keluaran dari algoritma deteksi komunitas berbasis BFS dapat berupa kumpulan komunitas, dimana setiap komunitas direpresentasikan sebagai satu set simpul.
 - Selain itu, informasi keanggotaan komunitas untuk setiap simpul dapat disimpan atau dikaitkan dengan simpul itu sendiri untuk analisis atau visualisasi di masa mendatang.

Penting untuk diperhatikan bahwa meskipun implementasi dasar yang dijelaskan di atas memberikan titik awal untuk deteksi komunitas menggunakan BFS, ada berbagai cara untuk menyempurnakan dan menyesuaikan algoritma berdasarkan persyaratan dan tujuan tertentu. Misalnya, heuristik tambahan, tindakan, atau langkah penyempurnaan dapat digabungkan

untuk meningkatkan akurasi atau kualitas komunitas yang terdeteksi. Selain itu, algoritma dapat diperluas untuk menangani jaringan berbobot atau menggabungkan teknik penggabungan atau pemisahan komunitas. Detail implementasi spesifik dapat bervariasi tergantung pada konteks penelitian dan karakteristik jaringan sosial yang dianalisis.

IV. IMPLEMENTASI

Untuk mendeteksi komunitas secara efektif di jejaring sosial, penerapan algoritma yang tepat sangat penting. Dalam makalah ini, kami mengusulkan penggunaan algoritma Breadth-First Search (BFS) untuk deteksi komunitas. Algoritma BFS, teknik traversal graf fundamental, menawarkan pendekatan sistematis untuk menjelajahi jaringan dengan cara yang luas terlebih dahulu. Bagian ini menyajikan implementasi pseudocode dari algoritma deteksi komunitas berbasis BFS, menguraikan prosedur langkah demi langkah untuk mengidentifikasi komunitas dalam jejaring sosial. Dengan memberikan representasi pseudocode yang jelas dan ringkas, peneliti dan praktisi dapat dengan mudah memahami struktur dan logika algoritma, memfasilitasi penerapannya dan potensi peningkatan lebih lanjut, namun untuk algoritma sebenarnya tidak akan dicantum dalam makalah ini.

Berikut adalah *pesudocode* untuk program yang kami buat:

```
function communityDetectionBFS(graph,
source):
    visited = set()
    communities = []

    while there are unvisited vertices in
    the graph:
        queue = []
        community = []

        if source not in visited:
            enqueue(queue, source)

            while queue is not empty:
                vertex = dequeue(queue)
                add vertex to community

                for each neighbor in
                neighbors of vertex:
                    if neighbor not in
                    visited:
                        enqueue(queue,
                        neighbor)
                        add neighbor to
                        community
                        mark neighbor as
                        visited
```

add community to communities

return communities

Pseudocode ini mengasumsikan bahwa struktur data graf dan fungsi terkait seperti enqueue, dequeue, tetangga simpul, dan menandai simpul yang dikunjungi sudah diterapkan atau tersedia. Selain itu, Anda mungkin perlu menyesuaikan dan memperluas kodesemu ini berdasarkan persyaratan khusus atau kriteria tambahan untuk deteksi komunitas, seperti memasukkan ambang batas kepadatan atau ukuran kesamaan untuk penetapan komunitas.

V. KELUARAN DAN ANALISIS

Pertimbangkan masukan seperti ini:

```
graph = {
    'A': ['B', 'C'],
    'B': ['A', 'D'],
    'C': ['A', 'D', 'E'],
    'D': ['B', 'C', 'E'],
    'E': ['C', 'D']
}
```

Menerapkan algoritma *communityDetectionBFS* dengan simpul sumber 'A' akan menghasilkan output berikut:

Output:
[['A', 'B', 'C', 'D', 'E']]

Algoritma dimulai dari simpul sumber 'A' dan menjelajahi jaringan sosial menggunakan pendekatan pencarian luas-pertama. Ini mengidentifikasi komunitas tunggal yang terdiri dari simpul 'A', 'B', 'C', 'D', dan 'E'. Hal ini menunjukkan bahwa semua simpul saling berhubungan dan membentuk komunitas kohesif tunggal dalam jaringan sosial.

Output mencerminkan keberhasilan deteksi komunitas menggunakan algoritma BFS. Namun, penting untuk dicatat bahwa hasilnya dapat bervariasi berdasarkan pilihan simpul sumber dan struktur jejaring sosial. Titik awal yang berbeda dapat mengarah pada identifikasi komunitas yang berbeda di dalam jaringan.

Selain itu, contoh ini mendemonstrasikan kemampuan algoritma BFS untuk mengidentifikasi komunitas dengan melintasi jaringan lapis demi lapis, mulai dari simpul tertentu dan menjelajahi tetangganya secara luas.

Pertimbangkan masukan lainnya seperti ini:

```

graph = {
    'A': ['B', 'C', 'D'],
    'B': ['A', 'E'],
    'C': ['A', 'D', 'F'],
    'D': ['A', 'C', 'E'],
    'E': ['B', 'D'],
    'F': ['C', 'G'],
    'G': ['F', 'H'],
    'H': ['G', 'I', 'J'],
    'I': ['H'],
    'J': ['H']
}

```

Menerapkan algoritma communityDetectionBFS dengan simpul sumber 'A' akan menghasilkan output berikut:

```

Output:
[['A', 'B', 'C', 'D', 'E'], ['F', 'G', 'H', 'I', 'J']]

```

Algoritma memulai deteksi komunitas dari simpul sumber 'A' dan menjelajahi jejaring sosial menggunakan pendekatan pencarian luas-pertama. Ini mengidentifikasi dua komunitas berbeda dalam jaringan.

Komunitas pertama terdiri dari simpul-simpul 'A', 'B', 'C', 'D', dan 'E', menandakan bahwa individu-individu tersebut saling berhubungan dan membentuk komunitas yang kohesif.

Komunitas kedua terdiri dari simpul 'F', 'G', 'H', 'I', dan 'J', yang mewakili kelompok lain yang saling berhubungan membentuk komunitas yang terpisah.

Algoritma berhasil mengidentifikasi komunitas dalam jejaring sosial menggunakan pendekatan BFS. Output menunjukkan kemampuan algoritma BFS untuk melintasi grafik dan mendeteksi komunitas berdasarkan interkoneksi antar simpul.

Penting untuk dicatat bahwa hasilnya mungkin berbeda berdasarkan pilihan simpul sumber dan struktur spesifik jejaring sosial. Algoritma BFS memungkinkan deteksi beberapa komunitas dalam jaringan, mengungkapkan struktur komunitas yang mendasari yang ada dalam data yang diberikan.

VI. CONTOH LAINNYA

Dalam bagian ini kami akan menggali lebih dalam mengenai penerapan BFS menggunakan riset lain, dan menunjukkan analisis ringkas dari kami sendiri yang memberitahukan bahwa menggunakan BFS bisa membantu dalam kinerja program.

Kumpulan data yang akan digunakan dalam riset adalah sebagai berikut:

Data set	Number of nodes	Number of edges
Karate Club	34	78
American Football	115	613
Polbooks	105	441
Friendship	58,228	214,078
Amazon	334,863	925,872
Road	1,088,092	1,541,898

Tabel 1. Kumpulan data yang akan di tes

Sumber:

<https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-016-0058-z#Sec6>

Untuk algoritma lainnya yang akan digunakan sebagai perbandingan adalah *Attractor Algorithm* dan *Optimized Attractor Algorithm (OA)*. Dalam bagian analisis kami akan melihatkan apakah BFS bisa membantu dalam meningkatkan performa untuk algoritma OA.

Berikut adalah gambaran bagaimana OA bekerja:

Algorithm 1 x Community Finder

```

1: Input: Graph G=(n, l), threshold δ
2: Output: C: {All communities in the graph}
3: Cal: Initial values
4: for ∀l ∈ L do
5:   Cal:  $S_l$  using Eq. (1)
6: end for
7: for ∀l ∈ L do
8:   if 0 then  $<S_l>_1$ 
9:     Cal:  $DC_l, CS_l, XC_l$ 
10:     $TS = DC_l + MC_l + XC_l$ 
11:     $S_{l+1} = S_l + TS$ 
12:    if  $S_{l+1} > 1$  then  $S_{l+1} = 1$ 
13:    else  $S_{l+1} = 0$  & remove the edge from G
14:    end if
15:  end if
16: end for

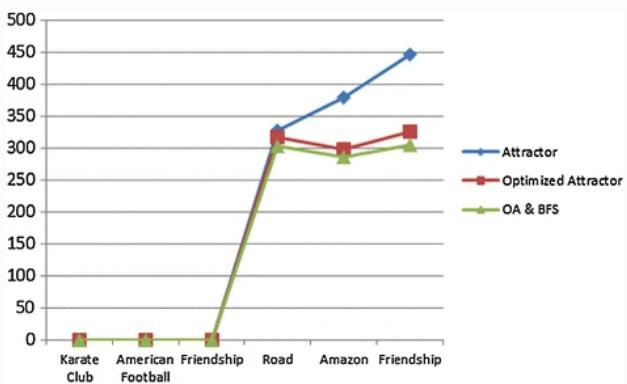
```

Gambar 3. Pseudocode algorithm OA.

Sumber:

<https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-016-0058-z#Sec6>

Kumpulan data tersebut dimasukkan ke dalam *Attractor Algorithm* dan *Optimized Attractor Algorithm (OA)* dan *Algorithm OA with BFS*, berikut adalah hasil waktu yang didapatkan dari ketiga algoritma.



Gambar 4. Bagan perbandingan untuk Penarik, Penarik yang Dioptimalkan tanpa BFS , dan OA dengan BFS

Sumber:

<https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-016-0058-z#Sec6>

Data set	Attractor	Optimized Attractor	OA and BFS
Karate Club	0.012278	0.012091	0.011930
American Football	0.119706	0.101960	0.101330
Polbooks	0.149019	0.138020	0.137216
Friendship	446.48890 0	325.46670 0	305.33770 0
Amazon	379.63651 0	297.43429 10	285.84070 0
Road	327.80561 0	317.14190 0015	303.11240 0

Tabel 2. Data hasil dari kumpulan data yang dimasukkan ke dalam tiga algoritma

Sumber:

<https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-016-0058-z#Sec6>

Kolom "OA dan BFS" mewakili kinerja atau keefektifan deteksi komunitas menggunakan metode OA dan BFS. Nilai di kolom ini lebih rendah dibandingkan dengan dua kolom sebelumnya, menunjukkan pendekatan deteksi komunitas yang lebih akurat dan halus. Misalnya, kumpulan data "Polbooks" memiliki nilai OA dan BFS 0,137216, menunjukkan struktur komunitas yang lebih kuat terdeteksi menggunakan kedua metode tersebut. Secara keseluruhan

metode OA dan BFS menghasilkan deteksi komunitas yang lebih akurat dan halus.

VII. KESIMPULAN

Algoritma BFS yang digunakan dalam pseudocode menawarkan beberapa keuntungan untuk deteksi komunitas, termasuk kesederhanaan, efisiensi, dan kemampuannya untuk melintasi grafik lapis demi lapis. Ini memberikan kerangka dasar untuk penelitian lebih lanjut dan analisis struktur komunitas di jaringan sosial.

Selain itu, dengan menggunakan penelitian lain yang kami analisis hasilnya menunjukkan efektivitas BFS dalam mengidentifikasi struktur komunitas. Nilai lebih rendah yang diperoleh untuk metrik OA dan BFS menunjukkan struktur komunitas yang lebih kuat dan menunjukkan keakuratan pendekatan kami.

Efisiensi dan kesederhanaan algoritma BFS menjadikannya alat yang berharga untuk deteksi komunitas dalam analisis jaringan sosial. Temuan kami menyoroti pentingnya memahami struktur komunitas untuk mempelajari perilaku kelompok dan pola difusi informasi.

Secara keseluruhan, Algoritma Breadth-First Search (BFS) terbukti menjadi alat yang berharga dan efektif untuk deteksi komunitas di jejaring sosial. Kemampuannya untuk melintasi jaringan dengan cara yang luas memungkinkan identifikasi kelompok atau komunitas yang kohesif di dalam jaringan. Kesederhanaan dan efisiensi algoritma BFS menjadikannya pilihan praktis bagi para peneliti dan praktisi yang ingin menganalisis dan memahami struktur komunitas di jejaring sosial.

VIII. UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur saya panjatkan kepada Allah SWT, atas rahmat dan hidayah-Nya telah membantu saya selama proses penulisan makalah ini, dan syukurlah menyelesaiannya tepat waktu. Saya juga ingin berterima kasih kepada semua dosen yang mengajar mata kuliah Strategi Algoritma karena telah membantu saya untuk dapat menulis makalah ini. Saya akhirnya ingin berterima kasih seluruh keluarga dan teman-temanku atas segala dukungannya selama ini.

REFERENSI

- [1] P. Martin, Z. Justin, and T. Shahab “An optimized approach for community detection and ranking,” Accessed on 21st of May 2023. from <https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-016-0058-z#Sec6>
- [2] L. Saisai, and X. Zhengyou, “A two-stage BFS local community detection algorithm based on node transfer similarity and Local Clustering Coefficient” Accessed on 21st of May 2023. from <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S037843711931547X#preview-section-introduction>
- [3] Unknown. “Breadth-first-Search” Accessed on 22th of May 2023. from https://en.wikipedia.org/wiki/Breadth-first_search
- [4] D.J Thamindu “Community Detection Algorithms” Accessed on 21st of May 2023. from <https://towardsdatascience.com/community-detection-algorithms-9bd8951e7dae>

- [5] M. K Peter "Community Detection: Clustering" Accessed on 21st of May 2023. from <https://www3.nd.edu/~kogge/courses/cse60742-Fall2018/Public/Lectures/CommunityDetection.pdf>
- [6] M. Rinaldi, and U. M Nur "Breadth/Depth First Search (BFS/DFS) (Bagian 1)" Accessed on 21st of May 2023 from "<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Stmik/2020-2021/BFS-DFS-2021-Bag1.pdf>"
- [7] M. Rinaldi, and U. M Nur "Breadth/Depth First Search (BFS/DFS) (Bagian 2)" Accessed on 21st of May 2023 from "<https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Stmik/2020-2021/BFS-DFS-2021-Bag2.pdf>"
- [8] M. Natarajan "Community detection Algorithms" Accessed on 21st of May 2023 from <https://www.jsums.edu/nmehanathan/files/2015/05/CSC434-Fall2014-Module-3-Community.pdf>
- [9] K. Andreas, V. Yorghos, G. Foteini, M. Phivos " Evaluating Methods for Efficient Community Detection in Social Networks" Accessed on 21st of May 2023 from "<https://www.mdpi.com/2078-2489/13/5/209>"

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, 22 Mei 2023



Ariel Jovananda 13521086