Analisis Struktur Komunitas Aktor *Marvel Cinematic Universe*: Studi Perbandingan Jaringan *Biparted* dan *Uniparted* dengan Metode *Infomap* dan *Louvain*

Thesion Martha Sianipar   
Fakultas Informatika  
Program Studi Sains DataSurabaya, Indonesia  
thesionmartas@student.telkomuniversity.ac.id

DFikri Hartanta Sembiring  
Fakultas Informatika  
Program Studi Sains DataSurabaya, Indonesia

fikriehartanta@student.telkomuniversity.ac.id

DShefira Eka Putri  
Fakultas Informatika  
Program Studi Sains DataSurabaya, Indonesia  
shefira@student.telkomuniversity.ac.id

Abstract − Analisis jaringan sosial dalam industri hiburan, khususnya pada Marvel Cinematic Universe (MCU), memiliki potensi besar untuk mengungkap pola kolaborasi antar aktor yang kompleks. Struktur jaringan MCU yang terdiri dari dua jenis entitas, yaitu aktor dan film, memungkinkan penerapan model graf biparted yang lebih representatif dibanding graf uniparted yang hanya memetakan hubungan antar aktor. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan efektivitas dua metode deteksi komunitas, Louvain dan Infomap, dalam mengidentifikasi struktur komunitas pada jaringan aktor MCU yang dimodelkan sebagai graf uniparted dan biparted, baik dalam versi berbobot maupun tidak berbobot. Data diperoleh dari daftar resmi film dan pemeran MCU yang dirilis antara tahun 2008 hingga 2025. Evaluasi dilakukan berdasarkan jumlah komunitas, nilai modularitas, dan distribusi ukuran komunitas. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa graf biparted dengan algoritma Infomap menghasilkan nilai modularitas tertinggi sebesar 0.7092 dengan 18 komunitas, yang mengindikasikan kemampuan dalam mengidentifikasi komunitas mikro yang lebih rinci. Sementara itu, metode Louvain pada graf biparted menunjukkan hasil paling seimbang dengan modularitas sebesar 0.6967. Penambahan bobot pada jaringan tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap hasil deteksi komunitas. Temuan ini menunjukkan bahwa pemilihan representasi graf dan algoritma deteksi komunitas secara signifikan memengaruhi struktur komunitas yang dihasilkan. Studi ini berkontribusi pada pemahaman terhadap struktur kolaboratif dalam dunia sinematik dan dapat menjadi dasar bagi analisis jaringan serupa di bidang hiburan dan media digital pada masa mendatang.

Kata Kunci: Social Network Analysis, Deteksi Komunitas, Louvain, Infomap, Graf Biparted, Marvel Cinematic Universe.

# **PENDAHULUAN**

Dalam era big data yang berkembang pesat, teknologi jaringan sosial telah menarik perhatian luas di kalangan akademisi dan industri [1]. analisis jaringan kompleks menjadi pendekatan penting untuk mengungkap struktur sosial, budaya, dan aliran informasi yang tersembunyi dalam hubungan antar entitas. Salah satu elemen kunci dari analisis ini adalah deteksi komunitas. Dalam penelitian yang dilakukan oleh Fortunato dan Hric [2], komunitas atau klaster umumnya didefinisikan sebagai sekumpulan simpul (vertex) yang memiliki tingkat keterhubungan lebih tinggi di antara anggota kelompok dibandingkan dengan keterhubungan mereka terhadap simpul-simpul di luar kelompok tersebut. Namun, dalam beberapa kasus, dapat pula ditemukan pola keterhubungan yang bervariasi. Dalam industri hiburan seperti *Marvel Cinematic Universe* (MCU), jaringan hasil kolaborasi antar aktor dalam berbagai film menyajikan potensi menarik untuk mengkaji struktur komunitas yang membentuk dinamika di balik layar dunia sinema yang kompleks.

Penelitian mengenai jaringan kolaborasi aktor dan film telah dilakukan pada berbagai domain, seperti jaringan sosial, akademik, bahkan sejarah budaya [3]. Namun, pendekatan ini belum banyak diaplikasikan secara khusus pada dunia sinematik seperti MCU, yang memiliki struktur jaringan unik dengan *node* dari dua jenis berbeda aktor dan film yang saling terhubung, membentuk apa yang dikenal sebagai jaringan *biparted* [4]. Banyak studi terdahulu masih terbatas pada jaringan *uniparted* yang hanya memetakan hubungan antar aktor, mengabaikan dimensi penting dari hubungan mereka melalui media film [5].

Selain itu, metode deteksi komunitas seperti *Louvain* dan *Infomap* telah terbukti efektif dalam berbagai jenis jaringan, namun studi yang secara eksplisit membandingkan performa keduanya dalam konteks jaringan *biparted* dan *uniparted* aktor–film MCU masih langka [6]. Padahal, perbandingan ini penting untuk menilai apakah informasi tambahan dari struktur *biparted* dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang pola kolaborasi antar aktor, seperti apakah mereka sering tampil bersama dalam genre tertentu, atau dalam produksi yang melibatkan sutradara tertentu.

Motivasi utama penelitian ini muncul dari adanya kesenjangan penelitian: walaupun banyak metode deteksi komunitas telah diterapkan pada jaringan sosial dan kriminal [7]. Hingga saat ini belum ada studi yang secara khusus menerapkan dan membandingkan metode ini pada jaringan MCU, terutama dalam konteks struktur *biparted*. Beberapa karya yang dilakukan oleh Golfarb, dkk [3] memang telah mengeksplorasi jaringan budaya dan sejarah biografis, tetapi belum membahas secara metodologis perbedaan signifikan antara dua pendekatan jaringan dalam studi sinematik.

Penelitian ini bertujuan untuk menjawab beberapa pertanyaan terkait efektivitas metode deteksi komunitas dalam mengungkap struktur jaringan kolaborasi aktor di *Marvel Cinematic Universe* (MCU). Pertanyaan-pertanyaan tersebut meliputi: metode deteksi komunitas apa yang paling efektif dalam menganalisis struktur komunitas pada jaringan aktor–film MCU, baik ketika jaringan dimodelkan sebagai *uniparted* (hanya aktor) maupun *biparted* (aktor–film); bagaimana struktur komunitas yang terbentuk jika jaringan direpresentasikan sebagai jaringan *uniparted*; serta bagaimana perbedaan hasil yang diperoleh ketika jaringan direpresentasikan sebagai *biparted*. Selain itu, penelitian ini juga mengevaluasi dan membandingkan performa serta akurasi metode *Infomap* dan *Louvain* pada kedua jenis jaringan tersebut.

# **TINJAUAN PUSTAKA**

1. *Graph* *Uniparted*

*Graph* *uniparted* adalah struktur jaringan di mana semua *node* berasal dari satu tipe, dan sisi hanya menghubungkan dua *node* dari jenis yang sama. Dalam konteks jaringan aktor, ini berarti dua aktor dihubungkan jika mereka pernah bermain dalam film yang sama. Representasi ini memungkinkan analisis langsung pada hubungan kolaboratif antar aktor [8]. Perlu diperhatikan interpretasi hasil deteksi komunitas pada jaringan hasil proyeksi harus dilakukan dengan hati-hati karena konfigurasi jaringan tertentu memerlukan preferensi komunitas yang kuat agar struktur *biparted* tercermin dalam komunitas *uniparted* [9].

1. *Graph* *Biparted*

*Graph* *biparted* menyusun dua jenis *node* berbeda, misalnya aktor dan film, di mana hanya ada hubungan lintas jenis *node*. Ini ideal untuk merepresentasikan data mentah dalam analisis jaringan fiksi seperti MCU, karena menyimpan informasi kontekstual tentang film mana yang menghubungkan para aktor [10]. Penelitian tersebut juga menjelaskan representasi *biparted* sangat bermanfaat untuk menghindari hilangnya informasi yang terjadi dalam proyeksi *uniparted*. Namun, algoritma deteksi komunitas klasik seringkali harus dimodifikasi agar dapat diterapkan secara efektif pada struktur *biparted* ini.

1. *Weighted Projection*

*Weighted projection* adalah teknik untuk mengubah jaringan *biparted* menjadi *uniparted* dengan mempertahankan informasi kuantitatif. Dalam studi jaringan kolaborasi film, bobot antara dua aktor menunjukkan jumlah film bersama mereka. Proyeksi ini membantu dalam analisis jaringan sosial, tetapi dapat menyebabkan fenomena *edge inflation*, yaitu munculnya banyak sisi bernilai rendah yang tidak signifikan [10] Penggunaan *weighted projection* harus dikombinasikan dengan teknik penyaringan atau pengukuran signifikan untuk menjaga relevansi struktur komunitas yang terbentuk dalam proyeksi [11].

1. Community Detection

Community detection bertujuan untuk mengidentifikasi kelompok *node* dalam jaringan yang lebih padat terkoneksi di dalam kelompok dibandingkan ke luar kelompok. Dalam konteks MCU, hal ini bisa mengungkap grup aktor yang sering muncul bersama dalam satu franchise seperti *Avengers* atau *Guardians of the Galaxy* [12]. menurut penelitian Fortunato dan Hric [2] dijelaskan bahwa tidak ada satu metode pun yang optimal untuk semua jenis jaringan. Evaluasi algoritma dilakukan berdasarkan kriteria seperti modularitas, NMI, dan ARI. Oleh karena itu, pemilihan algoritma harus disesuaikan dengan sifat jaringan dan tujuan analisis.

1. Algoritma *Infomap*

Metode *Infomap* adalah pendekatan deteksi komunitas yang memanfaatkan prinsip teori informasi dan jalur acak (random walks) untuk mengidentifikasi struktur komunitas dalam jaringan. Inti dari metode ini adalah meminimalkan panjang deskripsi rata-rata dari pergerakan acak dalam jaringan, yang dikenal sebagai map equation [13].

Keterangan:

* : Total *description length* (jumlah bit yang dibutuhkan untuk mendeskripsikan pergerakan dalam jaringan).
* : Probabilitas keluar dari suatu komunitas.
* : entropi kodebook untuk keluar komunitas (komunitas antar kode).
* : Jumlah Komunitas.
* : probabilitas berada dalam komunitas *i* (termasuk kemungkinan keluar dari komunitas *i*).
* : Entropi kodebook untuk pergerakan dalam komunitas i.

Tujuan dari algoritma *Infomap* adalah mencari pembagian komunitas *M* yang meminimalkan nilai *L(M).* Pada studi yang dilakukan oleh Toth et al. [14], algoritma *Infomap* dibandingkan dengan metode lain seperti Synwalk dan Walktrap. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa *Infomap* memanfaatkan mekanisme jalur acak serta konsep dalam teori informasi untuk mengidentifikasi komunitas yang memiliki keterkaitan erat dalam suatu jaringan. Pendekatan ini menegaskan bahwa *Infomap* tidak hanya mempertimbangkan struktur jaringan secara statis, tetapi juga memperhitungkan dinamika aliran informasi yang terjadi di dalamnya [14]. Selain itu, dalam adaptasi *Infomap* untuk jalur acak yang menyerap *(absorbing random walks).* Penelitian yang dilakukan Bernal, dkk [15] menunjukkan bahwa struktur komunitas yang diperoleh menggunakan adaptasi *Infomap* dapat berbeda secara signifikan dari struktur komunitas yang terdeteksi menggunakan metode yang tidak mempertimbangkan tingkat penyerapan simpul. Hal ini menunjukkan fleksibilitas *Infomap* dalam menangani berbagai dinamika jaringan.

1. Algoritma *Louvain*

*Algoritma Louvain* adalah metode deteksi komunitas dalam jaringan kompleks yang bertujuan untuk memaksimalkan modularitas, yaitu ukuran yang menilai kekuatan pembagian jaringan menjadi komunitas [16]. Pada penelitian Thuy dan Kim [17] dijelaskan bahwa algoritma *Louvain* memiliki beberapa kelemahan, di antaranya adalah masalah resolusi serta ketidakkonsistenan dalam mendeteksi komunitas yang saling tumpang tindih.

Keterangan:

* : Nilai modularitas total dari partisi jaringan.
* : elemen dari matriks ketetanggaan *(adjacency matrix)*, menunjukkan adanya sisi antara node i dan j (1 jika ada, 0 jika tidak; atau bobot jika *weighted* graph
* : derajat (degree) dari node *i*, yaitu jumlah total bobot sisi yang terhubung ke *i*.
* : derajat dari node *j,*
* M : jumlah total sisi dalam graf. Jika berbobot, *m* adalah jumlah total bobot sisi dibagi 2.
* : Fungsi Kronecker delta, bernilai 1 jika node *i* dan *j* berada dalam komunitas yang sama , dan 0 jika tidak.

Modularitas *Q* dalam persamaan diatas mengukur seberapa baik suatu partisi jaringan dalam membentuk komunitas. Semakin tinggi nilai *Q*, semakin jelas struktur komunitas dalam jaringan tersebut.

# **METODOLOGI PENELITIAN**

1. Desain Penelitian

A diagram of data processing

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 3. 1 Flowchart Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksploratif melalui metode Social Network Analysis (SNA) untuk menganalisis struktur komunitas dalam jaringan aktor dan film di *Marvel Cinematic Universe* (MCU). Fokus utama penelitian adalah membandingkan efektivitas deteksi komunitas antara dua jenis struktur jaringan, yaitu jaringan *biparted* (film–aktor) dan jaringan *uniparted* (aktor–aktor), dengan menerapkan dua algoritma: *Louvain* dan *Infomap* berbobot (*Infomap* + *Weighted* Projection). Visualisasi hasil dan analisis lebih lanjut dilakukan menggunakan perangkat lunak Gephi serta bahasa pemrograman Python dengan pustaka *NetworkX* dan *Matplotlib*. Rangkaian tahapan penelitian ini disusun secara sistematis dalam bentuk *flowchart* sebagaimana ditampilkan pada Gambar 3.1.

1. Pengumpulan Data

Data dalam penelitian ini bersumber dari dataset sekunder berupa daftar film MCU yang dirilis antara tahun 2008 hingga 2025, beserta daftar aktor yang terlibat di dalamnya. Pengambilan data dilakukan melalui proses web scraping dari situs-situs film seperti IMDb dan Wikipedia. Data terdiri dari 36 judul film dan total 301 aktor, yang kemudian diolah menjadi format yang sesuai untuk analisis jaringan.

1. Pra-Pemrosesan Data

Data mentah yang diperoleh melalui scraping selanjutnya mengalami proses pra-pemrosesan untuk memastikan kualitas dan konsistensi. Tahapan ini meliputi:

1. Normalisasi nama aktor dan film (menghindari duplikasi akibat variasi penulisan).
2. Penghapusan entri duplikat.
3. Konversi data ke format relasi graf: pasangan film–aktor sebagai *edge*s, dan aktor/film sebagai *node*s.
4. Pembentukan dua struktur jaringan *Biparted* berisi simpul film dan aktor dengan koneksi antar keduanya, *Uniparted* berisi hasil proyeksi dari jaringan *biparted*, hanya memuat simpul aktor dan koneksi antar aktor yang muncul dalam film yang sama.
5. Pembuatan Jaringan
6. Jaringan *Biparted* (Film–Aktor)

Jaringan *biparted* dibentuk berdasarkan hubungan keterlibatan antara dua entitas berbeda, yaitu film dan aktor. Dalam jaringan ini, simpul (*node*) dibagi menjadi dua kelompok: film dan aktor, dengan sisi (*edge*) menghubungkan aktor ke film tempat ia bermain. Jaringan *biparted* ini mempertahankan struktur asli hubungan dan memungkinkan analisis langsung terhadap koeksistensi aktor dalam konteks film.

1. Jaringan *Uniparted* (Aktor–Aktor)

Untuk membentuk jaringan *uniparted*, dilakukan proyeksi berbobot dari jaringan *biparted*. Dua aktor dianggap terhubung apabila mereka muncul dalam satu atau lebih film yang sama. Bobot dari setiap sisi menunjukkan frekuensi keterlibatan bersama antar aktor. Proyeksi ini menghasilkan jaringan *uniparted* berbobot yang merepresentasikan hubungan ko-akting antar individu.

1. Penerapan Algoritma Deteksi Komunitas

Untuk mendeteksi struktur komunitas dalam jaringan, penelitian ini menggunakan dua algoritma terkemuka:

1. Algoritma *Louvain*

Algoritma *Louvain* merupakan metode deteksi komunitas berbasis optimasi modularity. Prosesnya melibatkan penggabungan *node* ke dalam komunitas dengan tujuan memaksimalkan nilai modularity, yaitu ukuran yang menggambarkan seberapa baik jaringan dapat dipartisi menjadi komunitas. *Louvain* dikenal efisien untuk jaringan berskala besar seperti MCU.

1. Algoritma *Infomap* + *Weighted*

*Infomap* adalah algoritma berbasis random walk yang memanfaatkan konsep aliran informasi untuk mendeteksi komunitas. Dalam penelitian ini, algoritma *Infomap* diterapkan pada jaringan berbobot (*weighted*) hasil proyeksi untuk meningkatkan sensitivitas terhadap kekuatan hubungan antar aktor. Penggunaan bobot dianggap penting karena keterlibatan berulang antar aktor dapat menunjukkan keterkaitan komunitas yang lebih kuat. Kedua algoritma diterapkan secara terpisah pada jaringan *uniparted* dan *biparted*, menghasilkan empat kombinasi percobaan: *Louvain* pada *uniparted*, *Infomap* + *Wighted* pada *uniparted*, *Louvain* pada *biparted*, *Infomap* + *Weighted* pada *biparted*.

1. Kombinasi Penerapan Algoritma

Empat kombinasi eksperimen yang dilakukan dalam penelitian ini, sesuai dengan diagram proses, adalah sebagai berikut:

Tabel 3. 1 Tabel Proses Penelitian

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Jenis Jaringan | Algoritma Komunitas | Pembobotan |
| *Uniparted* (Aktor – Aktor) | *Louvain* | Tanpa/Dengan Bobot |
| *Uniparted* (Aktor – Aktor) | *Infomap* | Tanpa/Dengan Bobot |
| *Biparted* (Film – Aktor) | *Louvain* | Tanpa/Dengan Bobot |
| *Biparted* (Film – Aktor) | *Infomap* | Tanpa/Dengan Bobot |

1. Visualisasi Jaringan

Visualisasi graf dilakukan dengan menggunakan *Python (NetworkX + Matplotlib)* Digunakan untuk pemrosesan data, perhitungan metrik jaringan, serta pembuatan visualisasi tambahan secara programatik. Warna simpul pada graf disesuaikan dengan komunitas hasil deteksi algoritma, dan ukuran simpul dapat mencerminkan tingkat keterhubungan *(degree)* atau pengaruh *(centrality*) dari masing-masing aktor.

1. Evaluasi dan Penarikan Kesimpulan

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil deteksi komunitas dari setiap pendekatan berdasarkan tiga aspek, yaitu: Jumlah Komunitas yang terbentuk, Nilai modularity sebagai indikator kualitas partisi jaringan, Struktur visual komunitas untuk menilai kejelasan pembagian kelompok aktor. Hasil evaluasi dijadikan dasar untuk menyimpulkan pendekatan jaringan dan algoritma mana yang paling efektif dalam menggambarkan struktur komunitas aktor di dalam *Marvel Cinematic Universe*.

# **HASIL DAN PEMBAHASAN**

Deteksi komunitas dalam jaringan kolaborasi aktor MCU dilakukan dengan membandingkan delapan metode yang terdiri dari dua jenis algoritma utama, yaitu *Louvain* dan *Infomap*, yang diterapkan pada dua bentuk graf: *uniparted* (aktor ke aktor) dan *biparted* (aktor ke film). Setiap metode juga dievaluasi dalam versi berbobot (*weighted*) dan tak berbobot, dengan hasil visualisasi masing-masing ditunjukkan pada gambar 4.1 hingga gambar 4.8, dan ringkasan metrik komunitas disajikan dalam tabel 4.1 hingga tabel 4.8.

1. *Louvain Uniparted*

Metode *Louvain* pada graf *uniparted* (gambar 4.1 dan tabel 4.1) mendeteksi **10 komunitas** dengan **nilai modularity** sebesar **0.5480**. Hasil ini menunjukkan bahwa struktur komunitas yang terbentuk cukup kuat, meskipun tidak dominan. Terdapat beberapa komunitas besar dengan jumlah anggota lebih dari 40, yang mengindikasikan adanya grup aktor yang secara konsisten tampil bersama dalam waralaba tertentu, seperti The Avengers atau Guardians of the Galaxy. Distribusi komunitas terlihat cukup seimbang, dengan komunitas terbesar

mencapai sekitar 16% dari total aktor.

Tabel 4. 1 Hasil Community Detection Aktor MCU - Louvain (Uniparted)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Index | ID Komunitas | Jumlah Anggota | Persentase (%) |
| 4 | 6 | 49 | 16.279070 |
| 0 | 1 | 46 | 15.282392 |
| 5 | 5 | 44 | 14.617940 |
| 7 | 9 | 30 | 9.966777 |
| 6 | 0 | 28 | 9.302326 |
| 8 | 4 | 27 | 8.970100 |
| 3 | 8 | 25 | 8.305648 |
| 2 | 3 | 23 | 7.641196 |
| 1 | 2 | 17 | 5.647841 |
| 9 | 7 | 12 | 3.986711 |

A network of dots and lines

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4. 1 Visualisasi Community Detection Aktor MCU - Louvain (Uniparted)

1. *Louvain Weighted Uniparted*

Ketika bobot hubungan diperhitungkan, seperti pada *Louvain* *weighted* *uniparted* (gambar 4.2 dan tabel 4.2), **jumlah komunitas meningkat menjadi 11**, namun **nilai modularity** sedikit menurun menjadi **0.5367**. Hal ini menunjukkan bahwa dalam konteks jaringan MCU, penambahan bobot tidak memberikan peningkatan signifikan terhadap kualitas partisi komunitas. Meskipun terjadi sedikit pergeseran ukuran komunitas, distribusi tetap serupa dengan *Louvain* biasa, dan struktur komunitas utama tetap terjaga.

Tabel 4. 2 Hasil Community Detection Aktor MCU - Louvain Weighted (Uniparted)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Index | ID Komunitas | Jumlah Anggota | Persentase (%) |
| 0 | 1 | 48 | 15.946844 |
| 1 | 7 | 46 | 15.282392 |
| 6 | 8 | 32 | 10.631229 |
| 7 | 9 | 31 | 10.299003 |
| 9 | 5 | 27 | 8.970100 |
| 5 | 6 | 27 | 8.970100 |
| 8 | 4 | 25 | 8.305648 |
| 3 | 3 | 23 | 7.641196 |
| 8 | 10 | 19 | 6.312292 |
| 10 | 0 | 12 | 3.986711 |
| 2 | 2 | 11 | 3.654485 |

A close-up of a network

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4. 2 Visualisasi Community Detection Aktor MCU - Louvain Weighted (Uniparted)

1. *Infomap Uniparted*

Berbeda dengan *Louvain*, metode *Infomap* *uniparted* (gambar 4.3 dan tabel 4.3) menghasilkan **jumlah komunitas** yang lebih banyak, yaitu **15**, dengan **nilai modularity** yang menurun menjadi **0.5240**. *Infomap* cenderung membagi jaringan menjadi komunitas yang lebih kecil dan terfokus, sehingga lebih sensitif terhadap struktur lokal. Hal ini berguna untuk mendeteksi sub-grup kolaborasi minor atau aktor yang berperan di *spin-off* atau film tunggal. Namun, kecenderungan untuk menghasilkan komunitas kecil dapat menyebabkan *over-partitioning*, yang menyulitkan interpretasi pada jaringan besar.

Tabel 4. 3 Hasil Community Detection Aktor MCU - Infomap (Uniparted)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Index | ID Komunitas | Jumlah Anggota | Persentase (%) |
| 0 | 1 | 81 | 26.910299 |
| 1 | 2 | 41 | 13.621262 |
| 2 | 3 | 27 | 8.970100 |
| 3 | 4 | 19 | 6.312292 |
| 5 | 6 | 17 | 5.647841 |
| 4 | 5 | 16 | 5.315615 |
| 8 | 9 | 15 | 4.983389 |
| 6 | 7 | 14 | 4.651163 |
| 9 | 10 | 12 | 3.986711 |
| 10 | 11 | 12 | 3.986711 |
| 7 | 8 | 11 | 3.654485 |
| 11 | 12 | 11 | 3.654485 |
| 12 | 13 | 10 | 3.322259 |
| 13 | 14 | 9 | 2.990033 |
| 14 | 15 | 6 | 1.993355 |

A close-up of a network

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4. 3 Visualisasi Community Detection Aktor MCU - Infomap (Uniparted)

1. *Infomap Weighted Uniparted*

Penerapan *Infomap* *weighted* *uniparted* (gambar 4.4 dan tabel 4.4) menghasilkan **16 komunitas** dengan **modularity 0.5293**, sedikit lebih tinggi dari versi tak berbobot. Meskipun terdapat peningkatan modularity, pola distribusi komunitas relatif mirip. Perbedaan utama terletak pada fragmentasi yang lebih halus, di mana komunitas besar pada versi tak berbobot kini terpecah menjadi beberapa komunitas kecil. Ini menunjukkan bahwa *Infomap* lebih sensitif terhadap intensitas hubungan ketika bobot dipertimbangkan.

Tabel 4. 4 Hasil Community Detection Aktor MCU - Infomap Weighted (Uniparted)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Index | ID Komunitas | Jumlah Anggota | Persentase (%) |
| 1 | 2 | 47 | 15.614618 |
| 0 | 1 | 37 | 12.292359 |
| 2 | 3 | 28 | 9.302326 |
| 4 | 5 | 27 | 8.970100 |
| 3 | 4 | 22 | 7.308970 |
| 5 | 6 | 19 | 6.312292 |
| 6 | 7 | 15 | 4.983389 |
| 10 | 11 | 15 | 4.983389 |
| 8 | 9 | 14 | 4.651163 |
| 7 | 8 | 12 | 3.986711 |
| 11 | 12 | 12 | 3.986711 |
| 12 | 13 | 12 | 3.986711 |
| 9 | 10 | 11 | 3.654485 |
| 13 | 14 | 11 | 3.654485 |
| 14 | 15 | 10 | 3.322259 |
| 15 | 16 | 9 | 2.990033 |

A close-up of a network

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4. 4 Visualisasi Community Detection Aktor MCU -Infomap Weighted (Uniparted)

1. *Louvain Biparted*

Pendekatan *biparted* memperlihatkan hasil yang berbeda. *Louvain* *biparted* (gambar 4.5 dan tabel 4.5) berhasil mendeteksi **13 komunitas** dengan **modularity tertinggi** di antara semua metode *uniparted*, yaitu **0.6967.** Ini mencerminkan struktur kolaboratif MCU yang kuat antara aktor dan film, di mana komunitas terbentuk berdasarkan film atau waralaba spesifik. Komunitas-komunitas ini merepresentasikan grup aktor yang sering tampil bersama dalam seri film tertentu. Visualisasi juga menunjukkan pemisahan komunitas yang lebih jelas dibanding graf *uniparted*.

Tabel 4. 5 Hasil Community Detection Film dan Aktor MCU – Louvain (Biparted)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Index | ID Komunitas | Jumlah Anggota | Persentase (%) |
| 10 | 11 | 41 | 12.166172 |
| 7 | 8 | 38 | 11.275964 |
| 1 | 1 | 35 | 10.385757 |
| 2 | 3 | 33 | 9.792285 |
| 8 | 9 | 31 | 9.198813 |
| 5 | 6 | 30 | 8.902077 |
| 0 | 0 | 27 | 8.011869 |
| 4 | 5 | 23 | 6.824926 |
| 9 | 10 | 21 | 6.231454 |
| 3 | 4 | 17 | 5.044510 |
| 6 | 7 | 16 | 4.747774 |
| 12 | 2 | 13 | 3.857567 |
| 11 | 12 | 12 | 3.560831 |

A network of colorful dots and lines

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4. 5 Visualisasi Community Detection Film dan Aktor MCU – Louvain (Biparted)

1. *Louvain Weighted Biparted*

Metode *Louvain* *weighted* *biparted* (gambar 4.6 dan tabel 4.6) menghasilkan **14 komunitas** dengan **modularity 0.6921**, sedikit lebih rendah dari versi tak berbobot. Meski demikian, struktur komunitas yang terbentuk tetap mirip. Ini menegaskan bahwa dalam struktur jaringan *biparted* MCU, informasi bobot tidak memberikan perubahan signifikan terhadap hasil komunitas, mungkin karena aktor-aktor utama cenderung terhubung kuat dengan film yang sama, terlepas dari frekuensi keterlibatan.

Tabel 4. 6 Hasil Community Detection Film dan Aktor MCU – Louvain Weighted (Biparted)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Index | ID Komunitas | Jumlah Anggota | Persentase (%) |
| 9 | 10 | 42 | 12.462908 |
| 2 | 7 | 41 | 12.166172 |
| 6 | 6 | 39 | 11.572700 |
| 4 | 4 | 29 | 8.605341 |
| 0 | 0 | 28 | 8.308605 |
| 5 | 5 | 24 | 7.121662 |
| 3 | 3 | 23 | 6.824926 |
| 10 | 11 | 20 | 5.934718 |
| 1 | 1 | 19 | 5.637982 |
| 8 | 9 | 19 | 5.637982 |
| 7 | 8 | 15 | 4.451039 |
| 12 | 13 | 13 | 3.857567 |
| 13 | 2 | 13 | 3.857567 |
| 11 | 12 | 12 | 3.560831 |

A close-up of a network

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4. 6 Visualisasi Community Detection Film dan Aktor MCU – Louvain Weighted (Biparted)

1. *Infomap Biparted*

Algoritma *Infomap* pada graf *biparted* (gambar 4.7 dan tabel 4.7), jumlah **komunitas meningkat** drastis menjadi **18**, dan **modularity** mencapai **0.7092**, tertinggi di antara semua metode yang diuji. Ini menunjukkan bahwa *Infomap* sangat efektif dalam memetakan struktur detail berdasarkan aliran informasi dalam jaringan aktor–film. Komunitas yang terbentuk cenderung kecil dan spesifik, mencerminkan keterlibatan aktor dalam proyek-proyek tertentu yang memiliki struktur unik atau berdiri sendiri.

Tabel 4. 7 Hasil Community Detection Film dan Aktor MCU – Infomap (Biparted)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Index | ID Komunitas | Jumlah Anggota | Persentase (%) |
| 1 | 2 | 43 | 12.759644 |
| 0 | 1 | 41 | 12.166172 |
| 2 | 3 | 32 | 9.495549 |
| 4 | 5 | 28 | 8.308605 |
| 3 | 4 | 24 | 7.121662 |
| 5 | 6 | 20 | 5.934718 |
| 6 | 7 | 17 | 5.044510 |
| 7 | 8 | 17 | 5.044510 |
| 8 | 9 | 16 | 4.747774 |
| 9 | 10 | 14 | 4.154303 |
| 13 | 14 | 13 | 3.857567 |
| 12 | 13 | 13 | 3.857567 |
| 10 | 11 | 12 | 3.560831 |
| 14 | 15 | 12 | 3.560831 |
| 11 | 12 | 11 | 3.264095 |
| 16 | 17 | 10 | 2.967359 |
| 17 | 18 | 8 | 2.373887 |
| 15 | 16 | 6 | 1.780415 |

# A network of colorful dots and lines AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4. 7 Visualisasi Community Detection Film dan Aktor MCU – Infomap (Biparted)

1. *Infomap Weighted Biparted*

Hasil dari *Infomap* *weighted* *biparted* (gambar 4.8 dan tabel 4.8) **menunjukkan identitas hasil yang sama** dengan versi tak berbobot, baik dari jumlah **komunitas 18** **maupun modularity 0.7092.** Hal ini mengindikasikan bahwa *Infomap*, sebagai metode berbasis flow, tidak terlalu dipengaruhi oleh bobot dalam jaringan MCU yang cenderung memiliki hubungan binary (terhubung atau tidak).

Tabel 4. 8 Hasil Community Detection Film dan Aktor MCU – Infomap Weighted (Biparted)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Index | ID Komunitas | Jumlah Anggota | Persentase (%) |
| 1 | 2 | 43 | 12.759644 |
| 0 | 1 | 41 | 12.166172 |
| 2 | 3 | 32 | 9.495549 |
| 4 | 5 | 28 | 8.308605 |
| 3 | 4 | 24 | 7.121662 |
| 5 | 6 | 20 | 5.934718 |
| 6 | 7 | 17 | 5.044510 |
| 7 | 8 | 17 | 5.044510 |
| 8 | 9 | 16 | 4.747774 |
| 9 | 10 | 14 | 4.154303 |
| 13 | 14 | 13 | 3.857567 |
| 12 | 13 | 13 | 3.857567 |
| 10 | 11 | 12 | 3.560831 |
| 14 | 15 | 12 | 3.560831 |
| 11 | 12 | 11 | 3.264095 |
| 16 | 17 | 10 | 2.967359 |
| 17 | 18 | 8 | 2.373887 |
| 15 | 16 | 6 | 1.780415 |

A network of colorful dots and lines

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4. 8 Visualisasi Community Detection Film dan Aktor MCU – Infomap Weighted (Biparted)

1. Perbandingan Tiap Metode

Dalam analisis jaringan, pemilihan metode deteksi komunitas dapat berdampak signifikan pada hasil dan interpretasi struktur jaringan. Berikut ini adalah perbandingan antara beberapa metode yang digunakan untuk mengidentifikasi komunitas di dalam jaringan:

Tabel 4. 9 Hasil Perbandingan Tiap Metode

|  |  |
| --- | --- |
| Metode | Hasil Perbandingan |
| *Louvain* dengan *Infomap* | Secara umum, *Louvain* menghasilkan komunitas yang lebih besar dan lebih sedikit dibanding *Infomap*. *Louvain* menekankan pada kepadatan koneksi internal (modularity), sehingga hasilnya lebih stabil dan mudah diinterpretasikan. Sebaliknya, *Infomap* unggul dalam mengidentifikasi komunitas kecil dan spesifik, namun berisiko menyebabkan fragmentasi yang berlebihan dalam jaringan besar seperti MCU. *Louvain* cocok untuk melihat struktur komunitas makro, sedangkan *Infomap* sangat berguna untuk mengungkap detail struktur lokal. |
| *Louvain* *Biparted* dengan *Louvain* *Uniparted* | Pendekatan *Louvain* *biparted* menghasilkan modularity yang jauh lebih tinggi dibanding *Louvain* *uniparted* (0.6967 vs. 0.5480). Hal ini menunjukkan bahwa mempertahankan hubungan asli aktor–film dalam bentuk *biparted* memberikan partisi komunitas yang lebih kuat dan alami. *Louvain* *biparted* lebih mampu menangkap klaster berdasarkan proyek film bersama dibanding pemetaan langsung antar aktor. |
| *Infomap* *Biparted* dengan *Infomap* *Uniparted* | Metode *Infomap* *biparted* memberikan modularity lebih tinggi (0.7092 vs. 0.5240) dan jumlah komunitas lebih banyak (18 vs. 15) dibandingkan versi *uniparted*. Ini menunjukkan bahwa *Infomap* lebih efektif dalam mendeteksi detail komunitas jika struktur *biparted* dipertahankan, dan sangat peka terhadap perbedaan kontekstual keterlibatan aktor dalam film tertentu. |
| *Louvain* *Weighted* dengan *Louvain* | Penambahan bobot pada *Louvain*, baik di graf *uniparted* maupun *biparted*, tidak menghasilkan peningkatan berarti. Pada *uniparted*, modularity justru menurun dari 0.5480 ke 0.5367. Hal ini menunjukkan bahwa dalam jaringan MCU, kekuatan hubungan (frekuensi kolaborasi) tidak terlalu memengaruhi struktur komunitas yang sudah kuat secara topologi. |
| *Infomap* *Weighted* dengan *Infomap* | Hasil antara *Infomap* *weighted* dan tak berbobot hampir identik di kedua tipe graf. Ini menandakan bahwa *Infomap* lebih dipengaruhi oleh pola keterhubungan topologis daripada bobot hubungan, dan cocok diterapkan pada jaringan yang lebih bersifat biner, seperti relasi aktor dan film.komunitasnya tidak setajam dalam graf *biparted*. |

Berdasarkan hasil keseluruhan eksperimen, dapat disimpulkan bahwa pemilihan metode terbaik sangat bergantung pada tujuan analisis. Jika tujuan utamanya adalah mengidentifikasi komunitas besar secara makro dalam jaringan, maka algoritma *Louvain* pada graf *biparted* merupakan pilihan yang ideal karena mampu menghasilkan modularitas yang tinggi serta struktur komunitas yang jelas. Sebaliknya, untuk analisis yang lebih mendalam dan eksplorasi terhadap komunitas-komunitas kecil, *Infomap* pada graf *biparted* menjadi metode yang paling informatif, karena mampu mendeteksi komunitas secara lebih rinci dengan nilai modularitas tertinggi. Secara umum, pendekatan *biparted* terbukti lebih representatif dibandingkan *uniparted*, karena dapat mempertahankan konteks hubungan antara aktor dan film secara lebih eksplisit.

A graph of blue bars

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4. 9. 1 Grafik perbandingan skor modularitas pada graf uniparted

Pada Gambar 4.9.1 menunjukkan perbandingan skor modularitas antara algoritma *Louvain* dan *Infomap* pada graf *uniparted*, baik dalam kondisi berbobot *(weighted)* maupun tak berbobot *(unweighted)*. Modularitas digunakan untuk mengukur seberapa baik komunitas terbentuk dalam jaringan. Dari grafik terlihat bahwa *Louvain* secara konsisten menghasilkan skor modularitas lebih tinggi dibandingkan *Infomap*, baik pada graf berbobot (0,5367 vs 0,5293) maupun tak berbobot (0,5480 vs 0,5240). Hal ini menunjukkan bahwa *Louvain* lebih unggul dalam membentuk komunitas besar yang kohesif pada jaringan aktor yang saling terhubung. Sementara itu, *Infomap* lebih sensitif terhadap struktur lokal sehingga cenderung menghasilkan lebih banyak komunitas kecil, namun dengan modularitas yang sedikit lebih rendah. Penambahan bobot pada hubungan antarsimpul tidak memberikan peningkatan signifikan terhadap skor modularitas, menandakan bahwa kekuatan koneksi (misalnya jumlah film bersama) tidak terlalu memengaruhi struktur komunitas dalam jaringan ini.

A graph with blue bars

AI-generated content may be incorrect.

Gambar 4. 9. 2 Grafik perbandingan skor modularitas pada graf biparted

Pada Gambar 4.9.2 menyajikan perbandingan skor modularitas dari algoritma *Louvain* dan *Infomap* pada struktur graf *biparted*, baik dalam kondisi berbobot *(weighted)* maupun tak berbobot *(unweighted)*. Modularitas digunakan untuk menilai seberapa baik pembentukan komunitas dalam jaringan, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan struktur komunitas yang lebih kuat dan terpisah dengan jelas. Hasil menunjukkan bahwa algoritma *Infomap* pada graf *biparted* menghasilkan skor modularitas tertinggi, yaitu 0,7092 pada kedua versi graf (berbobot dan tak berbobot). Hal ini mencerminkan kemampuan *Infomap* dalam mendeteksi komunitas yang rinci dan terstruktur secara konsisten. Sementara itu, *Louvain* juga menunjukkan performa baik dengan skor 0,6921 *(weighted)* dan 0,6967 *(unweighted)*, meskipun sedikit lebih rendah dari *Infomap*. Perbedaan skor ini menunjukkan bahwa pendekatan *biparted* efektif dalam menangkap pola kolaborasi antara aktor dan film, dan bahwa *Infomap* lebih unggul untuk analisis yang menekankan pada detail komunitas. Selain itu, skor yang hampir identik antara graf berbobot dan tak berbobot menunjukkan bahwa dalam konteks ini, bobot hubungan tidak banyak memengaruhi kualitas deteksi komunitas, sehingga struktur topologi lebih dominan dalam pembentukan komunitas.

# **KESIMPULAN DAN SARAN**

Penelitian ini berhasil menganalisis struktur komunitas aktor dalam Marvel Cinematic Universe (MCU) dengan menggunakan pendekatan graf *uniparted* dan *biparted* serta membandingkan dua algoritma deteksi komunitas, yaitu *Louvain* dan *Infomap*, dalam versi berbobot dan tak berbobot. Hasil analisis menunjukkan bahwa pemilihan struktur graf dan algoritma deteksi komunitas memiliki pengaruh yang signifikan terhadap hasil pembentukan komunitas. Pendekatan graf *biparted*, yang mempertahankan hubungan asli antara aktor dan film, menghasilkan nilai modularity yang lebih tinggi dibandingkan dengan graf *uniparted*. Di antara semua konfigurasi yang diuji, *Infomap* pada graf *biparted* memberikan hasil terbaik dengan modularity tertinggi sebesar 0,7092 dan mendeteksi 18 komunitas. Hal ini menunjukkan kemampuannya dalam mengidentifikasi struktur komunitas yang lebih rinci dan terpisah secara baik. Sementara itu, *Louvain* pada graf *biparted* juga menunjukkan performa yang solid dengan nilai modularity tinggi sebesar 0,6967 dan distribusi komunitas yang seimbang, menjadikannya metode yang tepat untuk pemetaan komunitas dalam skala makro.

Sebaliknya, pada pendekatan graf *uniparted*, algoritma *Louvain* membentuk komunitas besar dengan nilai modularity 0,5480. *Infomap*, meskipun mendeteksi lebih banyak komunitas, hanya menghasilkan modularity sebesar 0,5240. Temuan ini menunjukkan bahwa *Infomap* lebih sensitif terhadap struktur lokal dalam jaringan, namun dapat menyebabkan fragmentasi berlebih. Selain itu, penambahan bobot pada graf—yang merepresentasikan kekuatan hubungan antaraktor—tidak menunjukkan peningkatan signifikan terhadap kualitas deteksi komunitas pada kedua algoritma. Hal ini mengindikasikan bahwa dalam konteks jaringan MCU, kekuatan hubungan tidak terlalu berpengaruh terhadap struktur komunitas yang terbentuk secara topologis. Dengan demikian, pendekatan graf *biparted* dinilai lebih efektif dalam merepresentasikan struktur kolaborasi aktor dalam semesta MCU, sementara pemilihan algoritma perlu disesuaikan dengan tujuan analisis: *Infomap* lebih cocok untuk pemetaan komunitas rinci dan skala mikro, sedangkan *Louvain* sesuai untuk segmentasi komunitas besar dan terstruktur. Temuan ini relevan untuk diterapkan pada analisis jejaring sosial lainnya yang melibatkan dua entitas berbeda, seperti aktor–film, penulis–paper, atau pengguna–produk.

Lebih lanjut, pendekatan graf *uniparted* memberikan peluang strategis dalam perencanaan pengembangan waralaba film melalui identifikasi komunitas aktor yang secara konsisten terlibat dalam proyek film yang sama. Hasil dari algoritma *Louvain* yang menunjukkan pembentukan komunitas besar dan stabil dapat menjadi fondasi dalam pengembangan core franchise, seperti Avengers. Komunitas semacam ini mencerminkan narasi yang kohesif dan keterikatan antaraktor yang telah terbentuk secara alami, yang dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan efisiensi dalam pemilihan pemeran serta memperkuat daya tarik naratif jangka panjang. Di sisi lain, algoritma *Infomap* yang lebih peka terhadap struktur lokal memungkinkan identifikasi komunitas kecil yang cocok untuk pengembangan konten tersegmentasi, seperti spin-off, serial mini, atau cerita sampingan karakter populer seperti Spider-Man dan Doctor Strange. Namun demikian, keterbatasan *Louvain* dalam mendeteksi komunitas yang tumpang tindih (overlapping) patut diperhatikan, terutama karena banyak aktor dalam semesta MCU memainkan peran lintas film dan komunitas. Oleh sebab itu, pendekatan *uniparted* dapat dioptimalkan untuk memetakan kolaborasi jangka panjang antaraktor dan membangun narasi lintas film yang kohesif.

Adapun pendekatan graf *biparted* yang secara langsung merepresentasikan hubungan antara aktor dan film terbukti memberikan hasil komunitas yang lebih akurat dan kontekstual. Nilai modularity yang tinggi, terutama dari hasil algoritma *Infomap*, mencerminkan struktur kolaborasi yang padat dan terorganisasi dengan baik. Hal ini menjadi dasar yang kuat bagi studio dalam menyusun strategi pemeranan berbasis data, khususnya dengan mempertimbangkan kelompok aktor yang telah memiliki hubungan kerja sama yang erat dan teruji secara naratif. Deteksi komunitas kecil yang presisi membuka peluang produksi konten yang lebih personal dan sesuai segmen pasar, seperti serial karakter di platform digital atau layanan streaming on demand. Selain itu, pendekatan ini juga memungkinkan identifikasi aktor-aktor yang berperan sebagai jembatan antar komunitas, yang sangat berpotensi untuk ditempatkan dalam proyek crossover guna menjangkau penonton dari berbagai segmen. Temuan bahwa bobot hubungan tidak berdampak signifikan terhadap modularity semakin menguatkan bahwa konteks naratif dan struktur hubungan kolaboratif lebih penting daripada sekadar frekuensi keterlibatan. Oleh karena itu, pendekatan graf *biparted* sangat sesuai untuk merancang strategi produksi film jangka panjang yang terukur dan adaptif, dengan mengombinasikan pembacaan makro-struktur dan pengelolaan konten mikro yang lebih spesifik.

##### References

[1] X. Kong, Y. Shi, S. Yu, J. Liu, dan F. Xia, “Academic social networks: Modeling, analysis, mining and applications,” *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 132, hlm. 86–103, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.jnca.2019.01.029.

[2] S. Fortunato dan D. Hric, “Community detection in networks: A user guide,” *Phys Rep*, vol. 659, hlm. 1–44, 2016, doi: https://doi.org/10.1016/j.physrep.2016.09.002.

[3] D. Goldfarb, D. Merkl, dan M. Schich, “Quantifying Cultural Histories via Person Networks in Wikipedia,” Jun 2015, [Daring]. Tersedia pada: http://arxiv.org/abs/1506.06580

[4] L. Feng, C. Zhou, dan Q. Zhao, “A spectral method to find communities in *biparted* networks,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 513, hlm. 424–437, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.09.022.

[5] M. Kivelä, A. Arenas, M. Barthelemy, J. P. Gleeson, Y. Moreno, dan M. A. Porter, “Multilayer networks,” *J Complex Netw*, vol. 2, no. 3, hlm. 203–271, Sep 2014, doi: 10.1093/comnet/cnu016.

[6] Z. Yang, R. Algesheimer, dan C. J. Tessone, “A Comparative Analysis of Community Detection Algorithms on Artificial Networks,” *Sci Rep*, vol. 6, no. 1, hlm. 30750, 2016, doi: 10.1038/srep30750.

[7] M. P. Rombach, M. A. Porter, J. H. Fowler, dan P. J. Mucha, “Core-Periphery Structure in Networks,” *SIAM J Appl Math*, vol. 74, no. 1, hlm. 167–190, 2014, doi: 10.1137/120881683.

[8] V. Labatut dan X. Bost, “Extraction and analysis of fictional character networks: A survey,” *ACM Comput Surv*, vol. 52, no. 5, Sep 2019, doi: 10.1145/3344548.

[9] T. J. B. Cann, I. S. Weaver, dan H. T. P. Williams, “Is it correct to project and detect? How weighting *uniparted* projections influences community detection,” *Network Science*, vol. 8, no. S1, hlm. S145–S163, 2020, doi: DOI: 10.1017/nws.2020.11.

[10] T. Alzahrani dan K. J. Horadam, “Community Detection in *Biparted* Networks: Algorithms and Case studies,” dalam *Complex Systems and  Networks: Dynamics, Controls and Applications*, J. Lü, X. Yu, G. Chen, dan W. Yu, Ed., Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016, hlm. 25–50. doi: 10.1007/978-3-662-47824-0\_2.

[11] G. F. de Arruda, F. A. Rodrigues, dan Y. Moreno, “Fundamentals of spreading processes in single and multilayer complex networks,” *Phys Rep*, vol. 756, hlm. 1–59, 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.physrep.2018.06.007.

[12] J. Li *dkk.*, “A comprehensive review of community detection in *graph*s,” *Neurocomputing*, vol. 600, hlm. 128169, 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.neucom.2024.128169.

[13] P. K. Fung, “Infoflow: A distributed algorithm to detect communities according to the map equation,” *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 3, no. 3, hlm. 1–11, Sep 2019, doi: 10.3390/bdcc3030042.

[14] C. Toth, D. Helic, dan B. C. Geiger, “Synwalk -- Community Detection via Random Walk Modelling,” Jan 2021, doi: 10.1007/s10618-021-00809-w.

[15] E. V. Bernal, M. A. Porter, dan J. H. Tien, “An adaptation of *InfoMap* to absorbing random walks using absorption-scaled *graph*s,” Des 2021, [Daring]. Tersedia pada: http://arxiv.org/abs/2112.10953

[16] S. J. Brooks *dkk.*, “Community detection in the human connectome: Method types, differences and      their impact on inference,” *Hum Brain Mapp*, vol. 45, no. 5, hlm. e26669, 2024, doi: 10.1002/hbm.26669.

[17] P. T. T. Thuy dan H. S. Kim, “Improving the Trust Measuring on Social Networks Based on Ontology,” dalam *Advances in Computer Science and Ubiquitous Computing*, J. S. Park, L. T. Yang, Y. Pan, dan J. J. Park, Ed., Singapore: Springer Nature Singapore, 2024, hlm. 330–336.

**.**