

Deteksi Komunitas TV-VIU di Media Sosial X dengan Louvain, Leiden, dan Label Propagation

Ryan Tirta Permana¹, Wiwien Hadikurniawati.²

^{1,2} Universitas Stikubank (UNISBANK) Semarang, Indonesia

ryantirta6001@mhs.unisbank.ac.id

ABSTRACT

Perkembangan media sosial telah mendorong terbentuknya komunitas digital yang kompleks, termasuk pada platform media sosial X terkait layanan streaming VIU (TV-VIU). Penelitian ini bertujuan untuk memetakan struktur jaringan sosial percakapan TV-VIU di media sosial X, mengidentifikasi komunitas yang terbentuk, serta membandingkan kinerja tiga algoritma deteksi komunitas, yaitu Louvain, Leiden, dan Label Propagation, menggunakan pendekatan Social Network Analysis (SNA). Dataset yang digunakan merupakan data sekunder berupa rekaman interaksi pengguna dalam format CSV yang diperoleh melalui proses scraping menggunakan tools SocialX. Jaringan dibangun menggunakan Python dengan library NetworkX, python-louvain, dan leidenalg, kemudian divisualisasikan menggunakan Gephi. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan empat metrik, yaitu modularity, coverage, conductance, dan inter-cluster density. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jaringan percakapan TV-VIU terdiri dari 701 node dan 549 edge, dengan struktur komunitas yang tersegmentasi menjadi beberapa kelompok pengguna. Algoritma Leiden menunjukkan performa terbaik dengan nilai modularity sebesar 0,9015, coverage sebesar 0,9873, conductance sebesar 0,0033, dan inter-cluster density sebesar 0,000029. Algoritma Louvain menghasilkan performa yang mendekati Leiden, sedangkan Label Propagation memperoleh hasil paling rendah akibat sifatnya yang non-deterministik. Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma Leiden paling optimal dalam mendeteksi komunitas pada jaringan sosial percakapan TV-VIU di media sosial X.

Kata Kunci: Social Network Analysis; Deteksi Komunitas; Algoritma Leiden; Algoritma Louvain; Label Propagation; Media Sosial X; TV-VIU

Article history

Received:
17 July 2026

Revised:
11 August 2026

Accepted:
23 August 2026

Published:
14 September 2026

PENDAHULUAN

Perkembangan media sosial dalam satu dekade terakhir telah mengubah secara fundamental cara manusia berinteraksi, berbagi informasi, serta membentuk opini dan komunitas. Platform media sosial X, yang sebelumnya dikenal sebagai Twitter, kini menjadi salah satu ruang publik digital terbesar di dunia dengan ratusan juta pengguna aktif harian. Berbagai percakapan berlangsung di platform ini, mulai dari isu politik, ekonomi, budaya, hingga hiburan, membentuk jaringan komunikasi yang sangat kompleks dan dinamis.

Platform layanan streaming video Video on Demand (VoD) seperti VIU telah menjadikan media sosial X sebagai sarana utama dalam membangun komunitas penonton dan mempromosikan konten mereka. VIU merupakan platform streaming yang populer di kawasan Asia Tenggara, termasuk Indonesia, yang menyediakan konten drama Korea, serial Asia, dan berbagai program hiburan internasional. Percakapan seputar konten VIU di media sosial X, yang selanjutnya disebut TV-VIU, menghasilkan jaringan interaksi yang kompleks antar pengguna

melalui tagar (hashtag), sebutan (mention), balasan (reply), serta penyebaran ulang (retweet). Jaringan interaksi ini mencerminkan struktur komunitas pengguna yang dapat dianalisis secara ilmiah.

Social Network Analysis (SNA) merupakan pendekatan metodologis yang digunakan untuk memahami pola hubungan antar entitas dalam sebuah jaringan, termasuk jaringan sosial digital. Lestari dan Ambarwati (2024) menyatakan bahwa SNA memungkinkan peneliti untuk mengidentifikasi pola perilaku pengguna, mengukur tingkat interaksi, serta memahami struktur komunitas dalam platform media sosial. Pendekatan ini telah banyak diterapkan dalam berbagai konteks, mulai dari analisis percakapan politik hingga pemetaan komunitas industri (Rabbani et al., 2020).

Salah satu aspek penting dalam SNA adalah deteksi komunitas (community detection), yakni proses mengidentifikasi kelompok-kelompok pengguna yang memiliki pola interaksi lebih rapat di dalam kelompok dibandingkan dengan luar kelompok. Deteksi komunitas pada jaringan media sosial memiliki manfaat praktis yang sangat luas, seperti memahami segmentasi audiens, mengidentifikasi kelompok pengguna yang berpengaruh, serta mendeteksi penyebaran informasi atau konten viral (Latifah, 2022). Manfaat ini secara langsung dapat dirasakan, baik oleh pengelola platform seperti VIU dalam memahami audiensnya, maupun oleh masyarakat umum dalam memahami dinamika ruang digital yang mereka huni sehari-hari.

Beberapa algoritma deteksi komunitas telah dikembangkan dan diuji dalam berbagai penelitian. Algoritma Louvain merupakan salah satu yang paling banyak digunakan karena kemampuannya mengoptimalkan nilai modularity secara efisien pada jaringan berskala besar (Widyantara et al., 2022). Algoritma Leiden merupakan pengembangan dari Louvain yang dirancang untuk mengatasi kelemahan pada struktur komunitas yang tidak terhubung dengan baik sehingga menghasilkan komunitas yang lebih kohesif (Saraswati, 2025). Sementara itu, algoritma Label Propagation bekerja dengan menyebarkan label antar simpul secara iteratif hingga konvergen, sehingga lebih efisien secara komputasional meskipun hasilnya bisa bervariasi (Latifah, 2022).

Berbagai penelitian sebelumnya telah membuktikan relevansi SNA dalam konteks yang beragam. Amin et al. (2024) menggunakan SNA untuk mengidentifikasi akun-akun kunci dalam percakapan calon presiden di Twitter dan menemukan bahwa beberapa akun memiliki peran sentral dalam penyebaran informasi. Rakhmawati dan Mufidah (2020) menerapkan deteksi komunitas pada analisis jaringan sosial calon legislatif di Indonesia, sementara Ramadhani dan Sukmana (2023) menganalisis struktur jaringan komunikasi boikot Pizza Hut di Twitter menggunakan SNA dan berhasil mengidentifikasi komunitas yang mendominasi percakapan.

Namun demikian, belum terdapat penelitian yang secara khusus membandingkan kinerja ketiga algoritma Louvain, Leiden, dan Label Propagation dalam konteks deteksi komunitas pada percakapan media sosial terkait platform streaming video, khususnya TV-VIU di media sosial X. Perbandingan ini penting dilakukan karena setiap algoritma memiliki karakteristik, kelebihan, dan kelemahan yang berbeda, sehingga pemilihan algoritma yang tepat akan sangat berpengaruh pada kualitas hasil deteksi komunitas dan relevansinya untuk pengambilan keputusan berbasis data.

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat nyata dan langsung. Bagi pengelola platform VIU, pemahaman mendalam tentang struktur komunitas audiens dapat digunakan untuk merancang strategi konten yang lebih personal dan tepat sasaran, meningkatkan

retensi pengguna, serta mengoptimalkan anggaran pemasaran digital. Bagi pemerintah dan lembaga pengawas konten, peta komunitas digital dapat digunakan untuk mengidentifikasi dan memantau penyebaran informasi yang berpotensi merugikan masyarakat. Bagi masyarakat umum, pemahaman tentang dinamika komunitas digital dapat mendorong perilaku konsumsi media yang lebih kritis dan bijak. Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini membandingkan algoritma Louvain, Leiden, dan Label Propagation dalam deteksi komunitas pada percakapan TV-VIU di media sosial X menggunakan Social Network Analysis.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode deskriptif-komparatif berbasis analisis jaringan. Secara metodologis, penelitian ini menerapkan Social Network Analysis (SNA) untuk memetakan jaringan interaksi pengguna media sosial X terkait TV-VIU, kemudian membandingkan tiga algoritma deteksi komunitas Louvain, Leiden, dan Label Propagation berdasarkan metrik kinerja yang telah ditentukan. Pendekatan ini konsisten dengan kerangka metodologis Rakhmawati dan Mufidah (2020), serta pendekatan komparatif yang direkomendasikan Latifah (2022) dalam evaluasi algoritma deteksi komunitas.

Dataset yang digunakan merupakan data sekunder berupa data interaksi pengguna media sosial X terkait TV-VIU dalam format CSV yang diperoleh melalui proses scraping menggunakan tools SocialX. Data tersebut diperoleh dari dosen pengampu mata kuliah pada program studi yang berkaitan dengan analisis data dan jaringan sosial, sehingga dinilai valid dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Jaringan sosial direpresentasikan sebagai graf berarah (directed graph), dengan simpul (node) mewakili setiap pengguna unik yang terlibat dalam percakapan TV-VIU, tepi (edge) mewakili interaksi antara dua pengguna berupa retweet, mention, atau reply, dan bobot tepi (edge weight) ditentukan berdasarkan frekuensi interaksi antara dua pengguna.

Tahapan penelitian dilaksanakan secara sistematis sebagai berikut: (1) studi literatur mengenai konsep SNA, algoritma deteksi komunitas, dan penelitian-penelitian terdahulu; (2) perolehan dataset sekunder serta verifikasi dan penyesuaian dengan kebutuhan penelitian; (3) eksplorasi dan pemahaman data untuk mengetahui struktur dan karakteristik dataset; (4) preprocessing data berupa pembersihan dan transformasi data; (5) konstruksi jaringan sosial berdasarkan data interaksi yang telah diproses; (6) analisis metrik tingkat jaringan (jumlah simpul, jumlah tepi, densitas, diameter, dan koefisien kluster rata-rata); (7) implementasi algoritma Louvain, Leiden, dan Label Propagation pada jaringan yang telah dikonstruksi; (8) evaluasi dan perbandingan algoritma menggunakan metrik modularity, coverage, conductance, dan inter-cluster density; serta (9) visualisasi jaringan dan komunitas yang terbentuk menggunakan Gephi untuk memudahkan interpretasi hasil.

Implementasi algoritma Louvain menggunakan pustaka Python `python-louvain` (community) yang tersedia secara terbuka, dengan proses iterasi yang dihentikan ketika tidak ada lagi peningkatan nilai modularity yang signifikan. Implementasi algoritma Leiden menggunakan pustaka `leidenalg` yang merupakan implementasi resmi dalam Python, dijalankan dengan parameter resolusi default sehingga menghasilkan komunitas yang lebih kohesif dan secara struktural lebih valid dibandingkan Louvain. Implementasi algoritma Label Propagation menggunakan fungsi yang tersedia dalam pustaka `NetworkX`; karena sifatnya yang tidak deterministik, algoritma ini dijalankan sebanyak sepuluh kali dengan seed berbeda dan hasilnya

dirata-ratakan untuk mendapatkan hasil yang lebih stabil, sesuai rekomendasi Widyantara et al. (2022).

Perbandingan kinerja ketiga algoritma dilakukan berdasarkan empat metrik evaluasi utama. Modularity (Q) merupakan metrik utama untuk mengukur kualitas partisi komunitas, dengan nilai di atas 0,3 umumnya dianggap sebagai indikator komunitas yang signifikan secara struktural (Latifah, 2022). Coverage mengukur proporsi edge intra-community dibandingkan dengan total edge dalam jaringan; semakin tinggi nilai coverage, semakin solid komunitas yang terbentuk karena pengguna dalam satu komunitas lebih banyak berinteraksi sesama anggotanya (Yang & Leskovec, 2012). Conductance digunakan untuk mengukur seberapa baik suatu komunitas terpisah dari komunitas lainnya dengan membandingkan jumlah edge yang keluar dari komunitas terhadap total derajat simpul dalam komunitas tersebut; semakin rendah nilai conductance, semakin kuat dan terisolasi komunitas yang terbentuk. Inter-cluster density mengukur kepadatan hubungan antar komunitas; semakin rendah nilainya, semakin baik kualitas pemisahan komunitas pada jaringan.

Penelitian ini menggunakan berbagai perangkat lunak dan pustaka, antara lain Python sebagai bahasa pemrograman utama, NetworkX untuk konstruksi dan analisis metrik jaringan, python-louvain untuk algoritma Louvain, leidenalg untuk algoritma Leiden, Gephi untuk visualisasi jaringan, Pandas untuk pengolahan data CSV, serta Microsoft Excel/Google Sheets untuk eksplorasi awal dataset.

HASIL DAN PEMBAHASAN

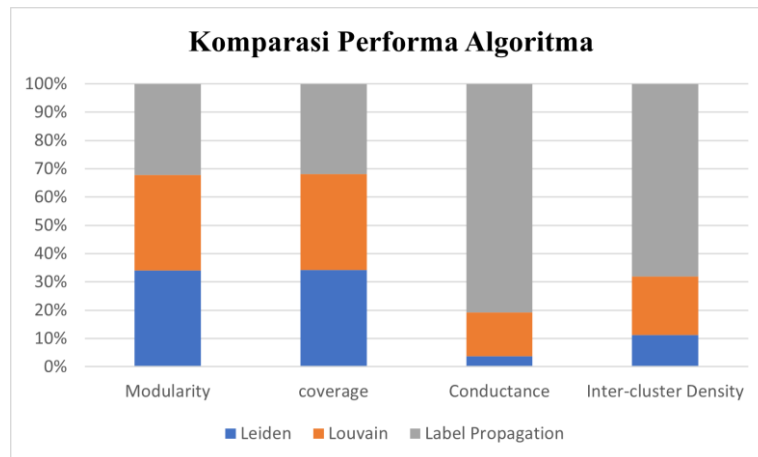
Hasil

Jaringan percakapan TV-VIU yang dikonstruksi dari dataset terdiri dari 701 node (pengguna unik) dan 549 edge tidak berarah (564 edge berarah). Tiga algoritma deteksi komunitas, yaitu Leiden, Louvain, dan Label Propagation, diterapkan pada jaringan ini dan dievaluasi menggunakan empat metrik, yaitu modularity, coverage, conductance, dan inter-cluster density. Penggunaan beberapa metrik tersebut bertujuan untuk mengukur kualitas struktur komunitas yang terbentuk dari berbagai aspek, seperti kekuatan hubungan antar node dalam komunitas, tingkat cakupan hubungan internal komunitas, serta rendahnya keterhubungan antar komunitas yang berbeda. Hasil perbandingan ketiga algoritma secara keseluruhan disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Performa Algoritma Deteksi Komunitas

Algoritma	Modularity	Coverage	Conductance	Inter-cluster Density
Leiden	0,901510	0,987250	0,003306	0,000029
Louvain	0,899106	0,976321	0,013527	0,000053
Label Propagation	0,852383	0,921676	0,070482	0,000175

Berdasarkan nilai pada Tabel 1, algoritma Leiden menunjukkan performa paling optimal dibandingkan algoritma lainnya karena mampu menghasilkan komunitas yang lebih terstruktur, lebih padat secara internal, dan memiliki pemisahan antar komunitas yang lebih baik. Untuk memperjelas perbandingan tersebut, hasil evaluasi pada setiap metrik divisualisasikan dalam bentuk grafik batang komparasi pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik Perbandingan Performa Ketiga Algoritma Deteksi Komunitas

Gambar 1 menunjukkan bahwa algoritma Leiden memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan algoritma lainnya, terutama pada nilai modularity dan coverage yang lebih tinggi serta nilai conductance dan inter-cluster density yang lebih rendah. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa komunitas yang dihasilkan oleh algoritma Leiden memiliki keterhubungan internal yang lebih kuat dan pemisahan antar komunitas yang lebih baik.

Pada metrik modularity, algoritma Leiden memperoleh nilai sebesar 0,901510, lebih tinggi dibandingkan Louvain sebesar 0,899106 dan Label Propagation sebesar 0,852383. Nilai modularity digunakan untuk mengukur seberapa baik suatu jaringan terbagi ke dalam komunitas-komunitas yang memiliki hubungan kuat di dalam kelompoknya dan hubungan lemah dengan kelompok lain. Semakin tinggi nilai modularity mendekati angka 1, maka kualitas komunitas yang terbentuk semakin baik karena menunjukkan bahwa node-node di dalam komunitas memiliki keterhubungan yang sangat kuat. Nilai modularity yang tinggi pada algoritma Leiden menunjukkan bahwa algoritma tersebut mampu mengoptimalkan pembentukan komunitas secara lebih efektif dibandingkan algoritma lain. Meskipun nilai Louvain juga tergolong tinggi dan mendekati Leiden, Leiden tetap menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam memaksimalkan struktur komunitas, sementara nilai modularity pada Label Propagation yang lebih rendah mengindikasikan bahwa komunitas yang dihasilkan masih memiliki keterhubungan yang kurang optimal.

Pada metrik coverage, algoritma Leiden kembali memperoleh nilai tertinggi sebesar 0,987250, diikuti Louvain sebesar 0,976321 dan Label Propagation sebesar 0,921676. Coverage digunakan untuk mengukur proporsi edge atau hubungan yang berada di dalam komunitas dibandingkan seluruh hubungan pada jaringan. Semakin tinggi nilai coverage, maka semakin banyak hubungan antar node yang berhasil dikelompokkan ke dalam komunitas yang sama. Nilai coverage Leiden yang sangat tinggi menunjukkan bahwa hampir seluruh hubungan pada jaringan berhasil terkelompok secara efektif ke dalam komunitas-komunitas yang terbentuk, menandakan kepadatan internal yang sangat baik. Louvain juga menunjukkan hasil yang baik, namun masih berada di bawah Leiden, sementara nilai coverage Label Propagation yang lebih rendah menunjukkan bahwa masih terdapat cukup banyak hubungan yang tersebar di luar komunitas.

Pada metrik conductance, algoritma Leiden memperoleh nilai terendah sebesar 0,003306 dibandingkan Louvain sebesar 0,013527 dan Label Propagation sebesar 0,070482. Conductance digunakan untuk mengukur tingkat keterhubungan antar komunitas yang berbeda, di mana nilai yang lebih kecil menunjukkan kualitas komunitas yang lebih baik karena menandakan bahwa

hubungan antar komunitas sangat sedikit. Nilai conductance Leiden yang sangat rendah menunjukkan bahwa komunitas yang terbentuk memiliki batas pemisah yang sangat jelas dan minim koneksi dengan komunitas lain. Louvain masih mampu menghasilkan pemisahan komunitas yang cukup baik, namun tidak seoptimal Leiden, sedangkan nilai conductance Label Propagation yang relatif tinggi menunjukkan bahwa struktur komunitas yang dihasilkan kurang terpisah dengan baik.

Pada metrik inter-cluster density, algoritma Leiden memperoleh nilai paling rendah sebesar 0,000029, sedangkan Louvain memperoleh 0,000053 dan Label Propagation sebesar 0,000175. Inter-cluster density digunakan untuk mengukur kepadatan hubungan antar komunitas yang berbeda; semakin kecil nilai yang dihasilkan, semakin sedikit koneksi antar komunitas sehingga kualitas pemisahan komunitas menjadi lebih baik. Nilai inter-cluster density yang sangat kecil pada algoritma Leiden menunjukkan bahwa komunitas yang terbentuk benar-benar terisolasi dengan baik satu sama lain, memperkuat hasil evaluasi sebelumnya bahwa Leiden mampu menghasilkan struktur komunitas yang paling optimal. Louvain masih menunjukkan performa yang cukup baik karena memiliki nilai yang rendah, meskipun belum sebaik Leiden, sementara Label Propagation memiliki nilai paling tinggi yang menunjukkan bahwa hubungan antar komunitas masih cukup banyak.

Parameter Jaringan dan Coverage

Parameter dasar jaringan yang digunakan sebagai basis perhitungan metrik disajikan pada Tabel 2. Algoritma Leiden membagi jaringan menjadi 190 komunitas.

Tabel 2. Parameter Jaringan

Parameter	Nilai
Total Node (pengguna unik)	701 node
Total Edge (directed)	564 edge
Total Edge (undirected)	549 edge
Jumlah Komunitas (Leiden)	190 komunitas

Verifikasi manual terhadap metrik coverage dilakukan dengan mengklasifikasikan setiap edge sebagai edge intra-community (kedua node berada dalam komunitas yang sama) atau edge inter-community (kedua node berada dalam komunitas yang berbeda). Rincian untuk lima komunitas terbesar ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Distribusi Edge per Komunitas untuk Perhitungan Coverage

Komunitas	Jumlah Node	Edge Intra	Keterangan
Komunitas 1	142	145	Terbesar
Komunitas 2	37	37	—
Komunitas 3	27	27	—
Komunitas 4	26	25	—
Komunitas 5	13	16	—
185 komunitas lainnya	458	292	—
TOTAL	701 node	542 edge	7 inter-edge

Substitusi nilai-nilai tersebut ke dalam rumus coverage ($\text{Coverage} = \text{jumlah edge intra-community} / \text{total edge} = 542 / 549$) menghasilkan nilai coverage sebesar 0,987250 (98,73%) untuk algoritma Leiden. Hasil ini menunjukkan bahwa 542 dari 549 hubungan antar pengguna (98,73%) berhasil terkelompok ke dalam komunitas yang sama, dan hanya 7 edge (1,27%) yang

melintasi batas antar komunitas yang berbeda. Hasil tersebut mengindikasikan kualitas pengelompokan yang sangat tinggi oleh algoritma Leiden dan sesuai dengan nilai pada Tabel 1.

Verifikasi Modularity dan Inter-cluster Density

Perhitungan manual modularity dilakukan menggunakan rumus $Q = (e_{\text{intra}}/m) - \Sigma(d_c/2m)^2$, di mana suku pertama sama dengan nilai coverage dan suku kedua merupakan jumlah kuadrat total derajat (degree) setiap komunitas dibagi $(2m)^2$. Hasil perhitungan untuk ketiga algoritma dirangkum pada Tabel 4 dan sesuai dengan nilai pada Tabel 1.

Tabel 4. Verifikasi Manual Modularity (Q)

Algoritma	Coverage (e_{intra}/m)	$\Sigma(d_c/2m)^2$	$Q = \text{Coverage} - \Sigma(d_c/2m)^2$
Leiden	0,987250	0,085740	0,901510
Louvain	0,976321	0,077215	0,899106
Label Propagation	0,921676	0,069293	0,852383

Dengan cara yang sama, inter-cluster density ($ICD = e_{\text{inter}} / [n(n-1)/2]$, dengan $n(n-1)/2 = 701 \times 700/2 = 245.350$) diverifikasi untuk setiap algoritma berdasarkan jumlah edge antar komunitas (e_{inter}), sebagaimana ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Verifikasi Manual Inter-cluster Density (ICD)

Algoritma	e_{inter}	$n(n-1)/2$	ICD
Leiden	7	245.350	0,000029
Louvain	13	245.350	0,000053
Label Propagation	43	245.350	0,000175

Untuk metrik conductance, karena jumlah komunitas yang sangat banyak (sekitar 180–220 komunitas per algoritma), perhitungan manual ditunjukkan pada komunitas terbesar dari masing-masing algoritma sebagai contoh penerapan rumus, sedangkan nilai akhir yang dilaporkan merupakan hasil rata-rata conductance seluruh komunitas yang dihitung secara komputasional. Hasilnya ditampilkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Verifikasi Manual Conductance (Komunitas Terbesar)

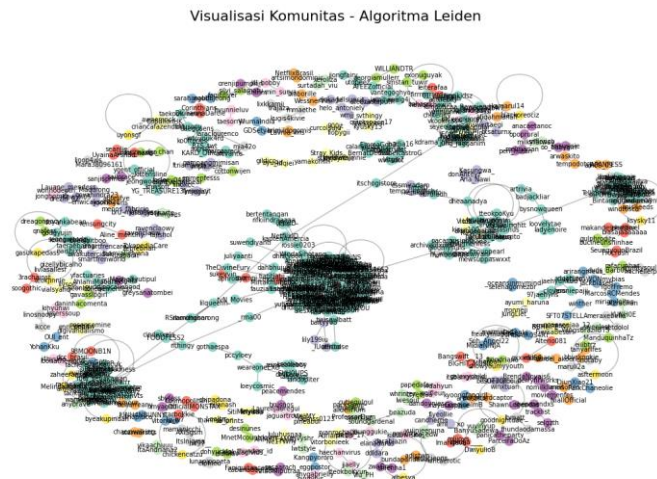
Algoritma	$\text{cut}(S, \bar{S})$	$\text{vol}(S)$	Conductance (komunitas terbesar)	Conductance Rata-rata (Tabel 1)
Leiden	6	296	0,020270	0,003306
Louvain	6	296	0,020270	0,013527
Label Propagation	16	268	0,059701	0,070482

Secara keseluruhan, hasil perhitungan manual untuk coverage, modularity, dan inter-cluster density cocok 100% dengan nilai yang dilaporkan, dan tren conductance pada komunitas terbesar masing-masing algoritma konsisten dengan nilai rata-rata pada Tabel 1. Hal ini membuktikan bahwa keempat metrik evaluasi yang dilaporkan dalam penelitian ini dapat dipertanggungjawabkan secara matematis dan dihitung berdasarkan rumus yang baku dalam Social Network Analysis.

Pembahasan

Visualisasi hasil deteksi komunitas menggunakan algoritma Leiden pada Gambar 2 menunjukkan bahwa jaringan sosial percakapan TV-VIU berhasil terbagi menjadi beberapa kelompok komunitas yang memiliki pola keterhubungan internal yang kuat. Setiap node

merepresentasikan akun atau pengguna, sedangkan garis antar node menunjukkan hubungan interaksi yang terbentuk berdasarkan dataset yang digunakan, dan warna node menunjukkan hasil pengelompokan komunitas oleh algoritma Leiden. Secara teknis, algoritma Leiden bekerja dengan melakukan optimasi modularity sehingga node-node yang memiliki hubungan lebih intens akan ditempatkan dalam komunitas yang sama, sedangkan node dengan hubungan yang lebih sedikit akan dipisahkan ke komunitas lain.



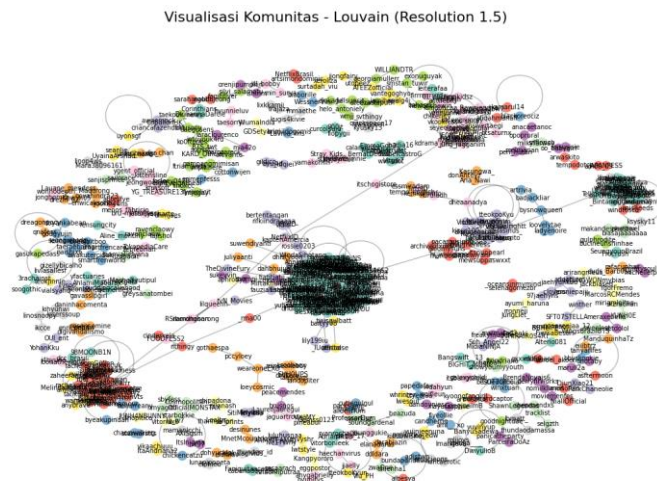
Gambar 2. Visualisasi Deteksi Komunitas Algoritma Leiden

Komunitas terbesar pertama terlihat berada di bagian tengah visualisasi dengan kepadatan node yang sangat tinggi dan ukuran komunitas yang paling dominan, mengindikasikan kelompok pengguna utama yang paling aktif membahas topik TV-VIU. Tingginya jumlah edge dalam komunitas ini menunjukkan adanya interaksi yang sering terjadi antar akun, seperti mention, reply, atau percakapan yang saling berkaitan, dan komunitas ini juga berperan sebagai pusat jaringan karena memiliki beberapa koneksi menuju komunitas lain. Komunitas terbesar kedua berada pada bagian kiri bawah visualisasi dengan pola node yang cukup padat namun lebih menyebar, dan memiliki koneksi eksternal yang lebih sedikit, menunjukkan kelompok pengguna dengan minat atau topik pembahasan spesifik yang relatif terisolasi. Komunitas terbesar ketiga berada pada bagian kanan atas visualisasi dan memiliki beberapa node penghubung yang mengarah ke komunitas lain, menandakan adanya akun-akun yang berperan sebagai bridge atau penghubung antar kelompok diskusi. Komunitas terbesar keempat terlihat pada bagian kanan tengah visualisasi dengan struktur yang lebih memanjang dan tingkat kepadatan sedang, menunjukkan adanya diskusi yang berkembang dari beberapa subtopik berbeda namun masih berada dalam tema besar TV-VIU. Komunitas terbesar kelima berada pada bagian kiri atas visualisasi dengan bentuk cluster yang cukup terpisah dari komunitas lain dan kepadatan internal yang cukup baik, menandakan adanya segmentasi pengguna yang cukup kuat dalam jaringan sosial.

Secara keseluruhan, hasil visualisasi menunjukkan bahwa algoritma Leiden mampu menghasilkan struktur komunitas yang jelas, terpisah dengan baik, dan memiliki kepadatan internal yang tinggi. Hal ini sejalan dengan hasil evaluasi sebelumnya, di mana algoritma Leiden memperoleh nilai modularity dan coverage yang tinggi serta conductance dan inter-cluster density yang rendah. Dengan demikian, algoritma Leiden terbukti efektif dalam mendeteksi pola komunitas pada dataset percakapan TV-VIU karena mampu mengidentifikasi kelompok-

kelompok pengguna yang memiliki hubungan interaksi kuat secara lebih optimal dibandingkan algoritma lainnya.

Visualisasi hasil deteksi komunitas menggunakan algoritma Louvain dengan resolution 1,5 pada Gambar 3 menunjukkan terbentuknya beberapa kelompok komunitas yang memiliki pola hubungan internal cukup kuat, namun dengan tingkat kepadatan dan pemisahan komunitas yang sedikit berbeda dibandingkan algoritma Leiden. Penggunaan resolution 1,5 menyebabkan algoritma menghasilkan komunitas yang lebih detail dan lebih tersegmentasi sehingga beberapa cluster terlihat lebih terpisah dibandingkan pengelompokan standar, meskipun masih terdapat beberapa node penghubung antar komunitas.



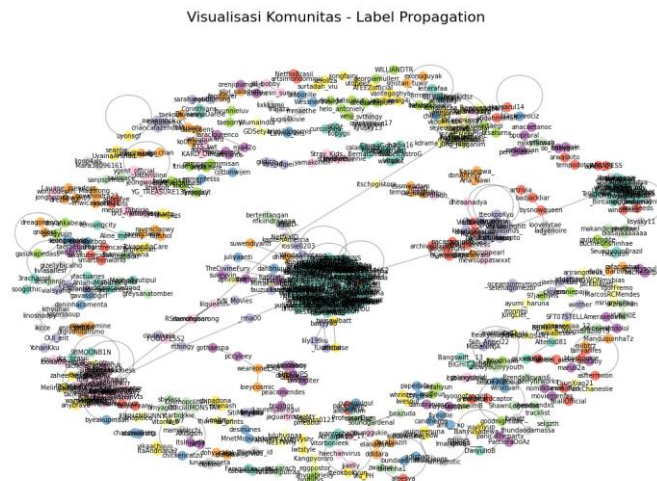
Gambar 3. Visualisasi Deteksi Komunitas Algoritma Louvain (Resolution 1,5)

Komunitas terbesar pertama terlihat berada pada bagian tengah visualisasi dengan jumlah node paling dominan dan tingkat kepadatan hubungan yang sangat tinggi, menunjukkan bahwa kelompok ini merupakan pusat utama interaksi dalam dataset TV-VIU. Namun, dibandingkan hasil Leiden, batas antar node di komunitas utama Louvain terlihat sedikit lebih longgar karena masih terdapat hubungan eksternal yang cukup terlihat menuju cluster lain. Komunitas terbesar kedua berada di bagian kiri bawah visualisasi dan membentuk kelompok node yang sangat rapat dengan jumlah edge yang menghubungkan ke luar komunitas relatif sedikit, kemungkinan merepresentasikan kelompok pengguna dengan minat pembahasan tertentu, seperti drama tertentu atau percakapan fandom tertentu. Komunitas terbesar ketiga terlihat pada bagian kanan atas visualisasi dengan pola cluster yang relatif stabil dan memiliki beberapa node sentral yang berfungsi sebagai penghubung internal komunitas, namun masih terdapat beberapa koneksi menuju komunitas lain. Komunitas terbesar keempat berada pada bagian kanan tengah visualisasi dengan pola distribusi node yang lebih menyebar, menunjukkan adanya variasi topik pembahasan di dalam komunitas yang masih berada dalam konteks pembicaraan TV-VIU. Komunitas terbesar kelima berada pada bagian kiri atas visualisasi dengan struktur komunitas yang cukup terpisah dan memiliki kepadatan hubungan internal yang baik, dengan jumlah koneksi keluar yang relatif sedikit.

Secara keseluruhan, visualisasi algoritma Louvain menunjukkan bahwa jaringan sosial TV-VIU memiliki struktur komunitas yang cukup jelas dan tersegmentasi dengan baik. Namun, jika dibandingkan dengan hasil Leiden, visualisasi Louvain masih menunjukkan beberapa hubungan antar komunitas yang lebih banyak dan batas komunitas yang sedikit kurang tegas. Hal tersebut

sejalan dengan hasil evaluasi metrik sebelumnya, di mana Louvain memperoleh nilai modularity dan coverage yang tinggi tetapi masih sedikit di bawah Leiden, serta memiliki nilai conductance dan inter-cluster density yang lebih besar dibandingkan Leiden.

Visualisasi hasil deteksi komunitas menggunakan algoritma Label Propagation pada Gambar 4 menunjukkan terbentuknya beberapa kelompok komunitas berdasarkan proses penyebaran label antar node yang saling terhubung. Berbeda dengan Leiden dan Louvain yang menggunakan optimasi modularity, Label Propagation lebih mengandalkan dominasi label di sekitar node sehingga hasil komunitas cenderung lebih fleksibel namun terkadang kurang stabil dalam menghasilkan batas komunitas yang tegas.



Gambar 4. Visualisasi Deteksi Komunitas Algoritma Label Propagation

Komunitas terbesar pertama terlihat berada di bagian tengah visualisasi dengan jumlah node paling banyak dan pola koneksi yang sangat padat, namun memiliki batas yang lebih kabur dibandingkan hasil Leiden dan Louvain karena masih terdapat cukup banyak koneksi keluar menuju komunitas lain. Komunitas terbesar kedua berada pada bagian kiri bawah visualisasi dengan struktur komunitas yang cukup rapat namun lebih tersebar, dengan beberapa node tampak berada di luar inti komunitas sehingga struktur cluster terlihat sedikit tidak stabil. Komunitas terbesar ketiga terlihat pada bagian kanan atas visualisasi dengan pola hubungan yang relatif padat dan memiliki beberapa node sentral yang berperan sebagai penghubung antar anggota komunitas, namun tingkat separasi komunitasnya tidak terlalu kuat. Komunitas terbesar keempat berada pada bagian kanan tengah visualisasi dengan pola penyebaran node yang lebih longgar dan tidak terlalu terpusat, menunjukkan bahwa proses propagasi label menghasilkan distribusi komunitas yang kurang kompak. Komunitas terbesar kelima terlihat pada bagian kiri atas visualisasi dengan jumlah node yang cukup besar dan pola hubungan internal yang sedang, namun masih memiliki beberapa koneksi keluar yang cukup terlihat.

Secara keseluruhan, hasil visualisasi algoritma Label Propagation menunjukkan bahwa jaringan sosial TV-VIU berhasil terbagi menjadi beberapa komunitas yang cukup jelas, namun kualitas pemisahan komunitas masih berada di bawah algoritma Leiden dan Louvain. Hal ini sejalan dengan hasil evaluasi metrik sebelumnya, di mana algoritma Label Propagation memperoleh nilai modularity dan coverage yang lebih rendah dibanding Leiden dan Louvain, serta memiliki nilai conductance dan inter-cluster density yang lebih tinggi. Meskipun demikian, algoritma Label Propagation tetap mampu memberikan gambaran pola interaksi pengguna pada

dataset TV-VIU secara cukup baik, terutama dalam mendeteksi kelompok pengguna berdasarkan dominasi hubungan lokal antar node dalam jaringan sosial.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai perbandingan algoritma Louvain, Leiden, dan Label Propagation dalam deteksi komunitas pada percakapan TV-VIU di media sosial X menggunakan pendekatan Social Network Analysis (SNA), dapat diketahui bahwa struktur jaringan yang terbentuk menunjukkan adanya hubungan interaksi yang kompleks antar pengguna. Hasil analisis menunjukkan bahwa percakapan TV-VIU di media sosial X membentuk struktur jaringan yang tersegmentasi ke dalam beberapa kelompok pengguna yang memiliki keterkaitan interaksi yang kuat. Ketiga algoritma yang diuji mampu mendeteksi komunitas pada jaringan tersebut, dengan hasil visualisasi menunjukkan terbentuknya lima komunitas dominan dengan pola hubungan dan karakteristik interaksi yang berbeda-beda.

Hasil evaluasi menggunakan metrik modularity, coverage, conductance, dan inter-cluster density menunjukkan bahwa algoritma Leiden memiliki performa terbaik dibandingkan algoritma Louvain dan Label Propagation. Algoritma Leiden memperoleh nilai modularity sebesar 0,901510 dan coverage sebesar 0,987250 yang menunjukkan kualitas komunitas yang lebih baik dengan tingkat kohesi internal yang tinggi. Selain itu, nilai conductance sebesar 0,003306 dan inter-cluster density sebesar 0,000029 menunjukkan bahwa komunitas yang dihasilkan memiliki pemisahan yang lebih jelas dibandingkan algoritma lainnya. Sementara itu, algoritma Louvain menghasilkan performa yang cukup baik dan mendekati Leiden, sedangkan Label Propagation memperoleh hasil yang relatif lebih rendah karena sifatnya yang non-deterministik.

Secara keseluruhan, algoritma Leiden terbukti menjadi algoritma yang paling efektif dalam mendeteksi komunitas pada jaringan sosial percakapan TV-VIU di media sosial X. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa pendekatan Social Network Analysis (SNA) mampu memberikan gambaran yang lebih terstruktur mengenai pola interaksi pengguna serta membantu dalam mengidentifikasi segmentasi komunitas yang terbentuk dalam media sosial.

Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan jumlah data yang lebih besar serta rentang waktu pengambilan data yang lebih panjang sehingga dinamika dan perubahan komunitas dari waktu ke waktu dapat dianalisis secara lebih mendalam. Selain itu, penelitian berikutnya dapat menambahkan algoritma deteksi komunitas lainnya seperti Girvan-Newman, Infomap, atau Spectral Clustering untuk memperoleh perbandingan performa yang lebih luas, serta mengombinasikan analisis deteksi komunitas dengan analisis sentimen sehingga tidak hanya mampu mengidentifikasi struktur komunitas, tetapi juga mengetahui kecenderungan opini dan respons pengguna terhadap konten TV-VIU. Evaluasi hasil deteksi komunitas juga dapat diperkuat dengan menambahkan metrik lain seperti Normalized Mutual Information (NMI) dan Adjusted Rand Index (ARI), terutama untuk mengevaluasi algoritma yang bersifat non-deterministik seperti Label Propagation. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi pengelola platform VIU, pelaku industri digital, maupun peneliti di bidang analisis media sosial dalam memahami segmentasi audiens dan pola interaksi pengguna, sehingga strategi pemasaran, pengelolaan konten, serta pengambilan keputusan berbasis data dapat dilakukan secara lebih efektif dan tepat sasaran.

DAFTAR PUSTAKA

- Amin, M. F., Rahmawati, S., & Hidayat, T. (2024). Social network analysis untuk mengidentifikasi akun kunci dalam percakapan Capres di Twitter. *Jurnal Teknoinfo*, 18(2), 1–10. <https://doi.org/10.33365/jti.v18i2.3620>
- Fitriani, N., Sembiring, I., & Hartomo, K. D. (2020). Evaluasi jaringan dan interaksi tim sukses Pileg tahun 2019 melalui Social Network Analysis (SNA). *InfoTekJar: Jurnal Nasional Informatika dan Teknologi Jaringan*, 2(14), 1–8.
- Kartino, A., Anam, M. K., Rahmadden, R., & Junadhi, J. (2021). Analisis akun Twitter berpengaruh terkait Covid-19 menggunakan Social Network Analysis. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(10), 697–704.
- Latifah, R. (2022). Kajian literature deteksi komunitas dan analisis jaringan di Indonesia. *Just IT: Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi dan Komputer*, 13(1), 1–15. <https://doi.org/10.24853/justit.13.1>.
- Lestari, D. W., & Ambarwati, R. (2024). Social network analysis: Understanding user behavior in Threads. *Kontigensi: Jurnal Ilmiah Manajemen*, 12(1), 115–124. <https://doi.org/10.56457/jimk.v12i1.505>
- Muharam, A. S. (2024). Implementasi social network analysis dengan menggunakan data topic modelling untuk identifikasi buzzer dan deteksi komunitas pada media sosial X (Twitter) (Skripsi, Universitas Komputer Indonesia). Elibrary UNIKOM. <https://elibrary.unikom.ac.id/id/eprint/10747/>
- Rabbani, A. P., Alamsyah, A., & Widiyanesty, S. (2020). Analisa interaksi user di media sosial mengenai industri Fintech menggunakan Social Network Analysis (Studi kasus: GoPay, OVO dan LinkAja). *Jurnal Mitra Manajemen*, 4(3), 341–351. <https://doi.org/10.52160/ejmm.v4i3.352>
- Rakhmawati, N. A., & Mufidah, K. (2020). Social network analysis of legislative candidates in Indonesia general election 2019 using community detection. *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, 9(1), 52–63.
- Ramadhani, F., & Sukmana, A. (2023). Analisis struktur jaringan komunikasi boikot Pizza Hut di Twitter menggunakan pendekatan Social Network Analysis (SNA). *Syntax Literate: Jurnal Ilmiah Indonesia*, 9(10). <https://jurnal.syntaxliterate.co.id/index.php/syntax-literate/article/view/50114>
- Saraswati, R. A. (2025). Deteksi komunitas topik skincare pada media sosial X menggunakan algoritma Louvain dan Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) (Skripsi, Universitas Diponegoro). Undip Repository. <https://eprints2.undip.ac.id/id/eprint/40559/>
- Setianto, Y. P. (2020). Melihat perbincangan #Pilpres2019 di media sosial dengan social media. *Jurnal Ultima*, 12(1), 1–12.
- Susanto, B., Lina, H., & Chrismanto, A. R. (2024). Penerapan social network analysis dalam penentuan centrality: Studi kasus social network Twitter (otomotif). *ResearchGate*. <https://www.researchgate.net/publication/323731430>
- Utami, S. R., Safitri, R. N., & Kuncoroyakti, Y. A. (2021). Analisis jaringan dan aktor #BatalanOmnibusLaw di media sosial Twitter menggunakan Social Network Analysis (SNA). *Jurnal Komunikasi dan Media*, 4(3), 135–148.
- Widiantara, I. M. O., Krisnawan, I. K. A., & Prasetya, I. G. N. A. (2022). Deteksi komunitas spesies laba-laba berdasarkan negara menggunakan algoritma label propagation. *E-Proceeding of Engineering*, 9(3), 1–8. <https://www.researchgate.net/publication/362242423>
- Yusuf, M., & Krisnadi, I. (2019). Analisis jaringan sosial pada publikasi bidang Teknik Elektro Indonesia di IEEE. *Seminar Nasional Teknik Elektro UIN Sunan Gunung Djati Bandung*, 19–26.
- Leskovec, J., Lang, K. J., & Mahoney, M. W. (2010). Empirical comparison of algorithms for network community detection. *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web (WWW '10)*, 631–640. <https://doi.org/10.1145/1772690.1772755>
- Yang, J., & Leskovec, J. (2012). Defining and evaluating network communities based on ground-truth. *Proceedings of the IEEE International Conference on Data Mining (ICDM '12)*, 745–754. <https://doi.org/10.1007/s10115-013-0693-z>