

INTEGRASI DYNAMIC NETWORK ANALYSIS DAN SOCIAL NETWORK ANALYSIS UNTUK MENGIDENTIFIKASI KEY-PLAYER

Nayya Ramadhani P W, Kartika Maulida Hindrayani, Dwi Arman Prasetya

Sains Data, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

Jl. Rungkut Madya, Gn. Anyar, Surabaya, Jawa Timur

21083010075@student.upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Perkembangan digital di industri musik telah mendorong perubahan dalam strategi promosi, di mana media sosial kini menjadi platform utama untuk meningkatkan popularitas artis. Saat ini cara promosi secara konvensional mulai ditinggalkan seiring banyaknya generasi muda mengakses konten melalui platform digital, salah satunya adalah Twitter (kini dikenal dengan X). Namun, belum diketahui secara pasti akun mana yang memiliki pengaruh paling besar dalam jaringan sosial tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi *key-player* dalam jaringan media sosial X guna memaksimalkan strategi promosi musik. Metode yang digunakan menggabungkan *Social Network Analysis* (SNA) dan *Dynamic Network Analysis* (DNA), serta perhitungan metrik sentralitas seperti derajat, kedekatan, dan keterkaitan, untuk menganalisis karakteristik jaringan. Hasil penelitian menunjukkan struktur jaringan yang kompleks dengan 1.422 komponen yang terfragmentasi. Ditemukan bahwa akun @convomf dan @tanyakanrl memiliki pengaruh lebih besar dibandingkan node lainnya. Visualisasi jaringan memperlihatkan pertumbuhan yang pesat, ditandai dengan kemunculan kelompok baru dan meningkatnya interaksi antar node. Komponen terbesar dalam jaringan juga menunjukkan tingkat konektivitas yang lebih kuat dibandingkan bagian lainnya. Temuan ini memberikan landasan strategi promosi bagi tim marketing dengan berbasis data di media sosial X, serta membantu dalam mengidentifikasi influencer yang paling berpengaruh dalam ekosistem digital musik dan menyusun strategi kampanye digital yang lebih tepat sasaran.

Kata kunci : *Social Network Analysis (SNA); Dynamic Network Analysis (DNA); Key-players; Identifikasi influencer; Analitik media sosial.*

1. PENDAHULUAN

Industri musik merupakan salah satu sektor ekonomi kreatif yang melibatkan berbagai pihak, termasuk individu dan organisasi, dalam proses penciptaan, produksi, distribusi, dan konsumsi karya musik. Dalam industri ini, produksi musik melibatkan berbagai aktor kunci seperti musisi, pencipta lagu, produser, label rekaman, agensi, dan platform distribusi musik. Namun, produksi saja tidak cukup; aspek promosi dan pemasaran memegang peran penting dalam meningkatkan visibilitas karya dan artis.

Pada era tradisional, promosi dilakukan melalui media cetak seperti koran atau kunjungan ke stasiun radio. Namun, metode ini semakin tidak relevan di era digital. Data dari Serikat Perusahaan Pers (SPS) menunjukkan bahwa pada tahun 2022, jumlah media cetak turun menjadi 399 dari sebelumnya 593, mencerminkan perubahan pola konsumsi media. Generasi muda kini lebih banyak menghabiskan waktu dengan smartphone, yang memungkinkan akses ke media digital, termasuk majalah online dan platform media sosial.

Di era digital, media sosial memainkan peran yang sangat penting dan efektif dalam promosi dan pemasaran musik [1]. Media sosial seperti Instagram, Twitter (kini X), YouTube, dan Spotify memungkinkan musisi dan label rekaman menjangkau audiens global dengan cepat dan efisien. Promosi tidak lagi terbatas pada metode konvensional, tetapi dapat dilakukan melalui konten visual, audio, dan interaksi

real-time yang menarik perhatian publik. Menurut Kepios (2024), terdapat 5,17 miliar pengguna media sosial secara global, yang menjadikan media sosial sebagai kanal promosi yang strategis. Sementara itu, Sprout Social menyebut bahwa rata-rata perusahaan mengalokasikan sekitar 8,7% dari total pendapatannya untuk iklan digital.

Meskipun media sosial saat ini telah menjadi alat promosi, masih belum jelas bagaimana jaringan sosial dan dinamika interaksi di media sosial memengaruhi keberhasilan seorang artis. Dalam konteks ini, siapa saja aktor yang berperan besar dalam menyebarkan konten masih perlu ditelusuri. Oleh karena itu, penelitian ini berupaya mengidentifikasi *key-player* yang berperan dalam penyebaran informasi terkait penyanyi di bawah naungan PT XYZ.

Untuk menjawab permasalahan tersebut, penelitian ini menggabungkan pendekatan *Social Network Analysis* (SNA) dan *Dynamic Network Analysis* (DNA). *Social network analysis* (SNA) merupakan analisis jaringan untuk memahami hubungan antarindividu atau node dalam jaringan. Dalam hal ini SNA dapat digunakan untuk identifikasi node yang paling sentral. Sementara itu, *Dynamic network analysis* (DNA) digunakan untuk menambahkan dimensi waktu untuk analisis yang lebih dinamis. Kombinasi ini diharapkan dapat mengoptimalkan strategi promosi dengan memanfaatkan jaringan sosial yang ada, khususnya untuk meningkatkan popularitas penyanyi yang belum dikenal luas.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Berbagai studi sebelumnya telah memanfaatkan *Social Network Analysis* (SNA) untuk menganalisis interaksi pengguna di media sosial. Penelitian oleh Adniati dkk. (2023) meneliti jaringan percakapan mengenai grup K-Pop BTS di Twitter dan mengidentifikasi akun-akun yang berperan sebagai penyebar utama informasi. Namun, penelitian ini bersifat statis karena hanya menggunakan satu snapshot jaringan, sehingga tidak mampu menangkap dinamika perubahan interaksi dari waktu ke waktu.

Sementara itu, penelitian oleh Audy dkk. (2021) menganalisis isu kebijakan Pembatasan Sosial Berskala Besar (PSBB) di media sosial X dengan menggunakan metrik sentralitas. Meskipun berhasil mengidentifikasi aktor kunci, penelitian ini hanya menggunakan satu platform dan data dalam jangka waktu terbatas. Hal ini menunjukkan keterbatasan dalam menangkap kompleksitas interaksi yang terus berkembang secara temporal dan lintas platform.

Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian ini menawarkan pendekatan yang lebih komprehensif melalui integrasi antara SNA dan *Dynamic Network Analysis* (DNA), serta pengumpulan data dari dua platform media sosial: X dan Instagram. Pendekatan ini diharapkan dapat menggambarkan dinamika jaringan sosial secara lebih utuh dan menyeluruh, sekaligus menghasilkan wawasan strategi yang lebih akurat dalam merancang kampanye promosi musik secara digital.

2.2. PT. XYZ

PT. XYZ merupakan perusahaan terkemuka di bidang pengelolaan talenta, yang didirikan pada tahun 2005. Sejak awal berdirinya, perusahaan ini telah berkembang pesat, tidak hanya fokus pada manajemen talenta tetapi juga merambah ke berbagai sektor lain. Saat ini, PT. XYZ memiliki dua label rekaman sendiri, yaitu untuk genre musik POP dan dangdut/melayu.

Awalnya, PT. XYZ hanya mengelola talenta yang berasal dari program pencarian bakat di stasiun televisi. Namun, seiring waktu, perusahaan ini memperluas jangkauannya dengan mengelola talenta dari berbagai latar belakang. Hingga kini, PT. XYZ telah mengelola lebih dari 400 talenta yang mencakup berbagai profesi, seperti penyanyi, aktor, aktris, host, komedian, dan pesulap [4]. Keberagaman ini memungkinkan PT. XYZ menawarkan pilihan lengkap untuk berbagai acara dan menjangkau seluruh kategori audiens.

2.3. Graf

Teori graf merupakan cabang matematika yang mempelajari struktur terdiri dari simpul (node) dan sisi (edge) yang menghubungkannya. Secara formal, graf dilambangkan sebagai $G = (V, E)$, di mana V adalah himpunan simpul dan E adalah himpunan sisi yang menghubungkan pasangan simpul. Simpul

merepresentasikan objek, sedangkan sisi menggambarkan hubungan antarobjek tersebut [8].

Graf dapat divisualisasikan dengan simpul sebagai titik dan sisi sebagai garis penghubung. Jika jumlah simpul dan sisinya terbatas, graf tersebut disebut graf terhingga. Sisi yang menghubungkan satu pasang simpul lebih dari sekali disebut sisi rangkap (*multiple edges*), sedangkan sisi yang kedua ujungnya terhubung pada simpul yang sama disebut *loop*. Graf tanpa sisi rangkap atau *loop* dikenal sebagai graf sederhana [9].

Berdasarkan orientasi arahnya, graf dapat diklasifikasikan menjadi dua jenis:

2.4. Graf berarah (*directed graf*)

Graf berarah didefinisikan sebagai himpunan simpul (*node*) yang tidak kosong dengan relasi (R) di antara simpul-simpul tersebut [12]. Setiap relasi memiliki arah yang ditunjukkan dari satu simpul (simpul pangkal) ke simpul lainnya (simpul ujung). Graf berarah memungkinkan adanya sisi rangkap berarah, yaitu lebih dari satu relasi yang menghubungkan dua simpul yang sama [11]. Selain itu, terdapat istilah *loop*, yaitu relasi yang menghubungkan sebuah simpul ke dirinya sendiri.

2.5. Graf tak berarah (*undirected graf*)

Graf tak berarah menghubungkan simpul-simpul dengan sisi (*edge*) tanpa arah tertentu. Setiap sisi dalam graf tak berarah dapat dianggap sebagai garis yang menghubungkan dua simpul secara dua arah [10]. Graf ini cocok untuk merepresentasikan hubungan yang bersifat simetris, seperti jaringan sosial, di mana dua individu terhubung tanpa adanya hierarki atau arah tertentu.

2.6. Social Network Analysis (SNA)

Social Network Analysis (SNA) memberikan gambaran statis tentang interaksi dalam jaringan, menggunakan ukuran dan warna node untuk menandai simpul yang paling berpengaruh. Dalam analisis jaringan, setiap node memiliki tingkat pengaruh yang berbeda-beda. Beberapa node mungkin memiliki pengaruh kecil, sementara yang lain memiliki peran yang sangat besar dalam jaringan [11]. Node yang memiliki banyak koneksi atau pengaruh dominan terhadap node lain disebut sebagai node sentral. Untuk mengidentifikasi node sentral, digunakan metrik *centrality*. Terdapat beberapa metode penghitungan *centrality*, di antaranya *degree centrality*, *betweenness centrality*, dan *closeness centrality*, yang masing-masing memberikan perspektif berbeda tentang peran dan pengaruh suatu node dalam jaringan.

Degree centrality adalah metrik yang digunakan untuk mengukur pengaruh suatu node dalam jaringan sosial berdasarkan jumlah koneksi langsung yang dimilikinya. Semakin banyak koneksi yang dimiliki suatu node, semakin tinggi nilai *degree centrality*-nya, yang menunjukkan tingkat pengaruhnya dalam jaringan [12].

$$C_D(n_i) = \sum_{j=1}^n \frac{a_{ij}}{n-1}$$

Betweenness centrality mengukur seberapa sering suatu node berada di jalur terpendek antara dua node lain, hal ini menjadikannya sebagai "penghubung" yang memfasilitasi penyebaran informasi dalam jaringan. Node dengan nilai *betweenness centrality* tinggi memiliki peran penting dalam mengontrol distribusi informasi, karena mereka menjadi titik pertemuan antar node yang terpisah. Secara matematis, *betweenness centrality* dihitung dengan membandingkan jumlah jalur terpendek yang melewati node tertentu terhadap total jalur terpendek dalam jaringan.

$$C_B(n_i) = \sum_{j < k} \frac{g_{jk}(n_i)}{g_{jk}}$$

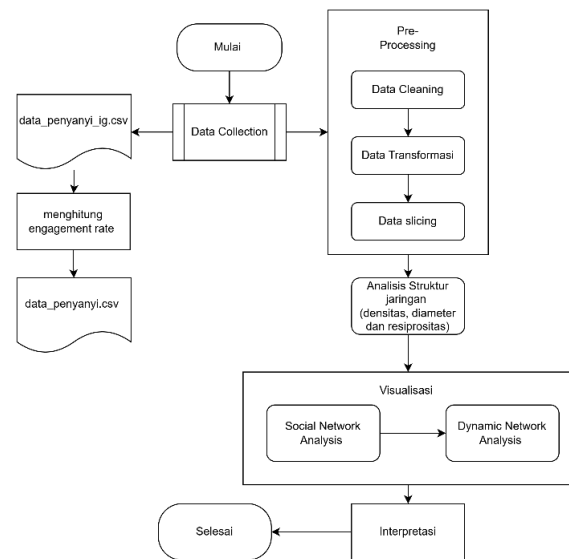
Closeness centrality mengukur seberapa efisien suatu node terhubung dengan node lain dalam jaringan, di mana node dengan nilai tinggi mengartikan bahwa node dapat mencapai node lain dengan jarak terpendek. Node yang memiliki *closeness centrality* tinggi dianggap sebagai "pusat" jaringan karena kemampuannya memfasilitasi komunikasi atau pertukaran informasi secara lebih cepat. Secara matematis, *closeness centrality* dihitung sebagai kebalikan dari total jarak terpendek yang diperlukan suatu node untuk terhubung dengan semua node lain dalam jaringan.

$$C_C(n_i) = \frac{1}{\sum_j d(i,j)}$$

Dynamic Network Analysis (DNA) memvisualisasikan perubahan hubungan antar simpul dalam rentang waktu tertentu, sehingga memungkinkan analisis dinamika jaringan. Melalui pendekatan ini, perubahan signifikan dalam struktur jaringan dapat diidentifikasi, termasuk pergeseran node atau dominasi simpul dari waktu ke waktu.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode yang dijelaskan melalui diagram alir untuk menggambarkan tahapan secara sistematis. Diagram ini memberikan gambaran lengkap tentang alur penelitian, mulai dari pengumpulan data hingga analisis dengan *Social Network Analysis (SNA)* dan *Dynamic Network Analysis (DNA)*. Setiap tahap dirancang untuk memastikan kevalidan dan relevansi data dengan tujuan penelitian. Diagram alir penelitian dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dua sumber data, yaitu Social Blade dan data hasil crawling Twitter. Pengumpulan data dilakukan secara bertahap dan sistematis untuk memastikan kualitas data sesuai dengan tujuan penelitian, yang berfokus pada Social Network Analysis (SNA) dan Dynamic Network Analysis (DNA).

- Pengambilan Data dari Social Blade*: Data diambil dari Social Blade, platform yang menyediakan statistik media sosial seperti Instagram, YouTube, dan TikTok. Fokusnya pada 67 akun Instagram talent di bawah manajemen PT. XYZ. Dari data tersebut, hanya satu talent dengan *followers* tertinggi yang akan lanjut ke proses selanjutnya. User960 dipilih sebagai fokus analisis karena pengaruh mereka yang signifikan dalam jaringan sosial.
- Crawling Data Twitter*: Setelah mengidentifikasi talent dengan jumlah pengikut terbanyak, langkah berikutnya adalah melakukan crawling data Twitter menggunakan nama talent sebagai kata kunci. Data akan dikumpulkan dalam rentang waktu 1 Januari 2024 hingga 31 Desember 2024 untuk memastikan pola interaksi antar jaringan selama satu tahun. Proses ini memanfaatkan Python dan package tweet-harvest untuk mengumpulkan data relevan untuk mengidentifikasi key-player.

3.2. Data Pre-Processing



Gambar 2. Data Pre-processing

Preprocessing data bertujuan untuk menyiapkan dataset sebelum analisis jaringan sosial dilakukan. Tahap ini mencakup beberapa langkah kritis, seperti membersihkan data dari noise atau duplikasi dan nilai kosong, serta mengubah format data agar sesuai dengan konteks penelitian. Selain itu, data slicing diperlukan untuk membagi dataset berdasarkan periode waktu tertentu.

Data slicing menjadi langkah penting dalam Dynamic Network Analysis (DNA), karena memungkinkan analisis perubahan pola interaksi antar entitas dari waktu ke waktu. Proses ini mengandalkan variabel “created_at” untuk membagi dataset ke dalam periode-periode spesifik, sehingga memudahkan pemantauan dinamika jaringan. Pada penelitian ini data slicing dilakukan berdasarkan kuartal, sehingga akan terdapat empat pembagian data dengan rentang waktu yang telah ditentukan.

3.3. Analisis Karakteristik Jaringan

Tahap analisis karakteristik jaringan dilakukan dengan menghitung tiga metrik utama yaitu densitas, diameter, dan resiprositas. Densitas mengukur kepadatan hubungan antar simpul (node) dalam jaringan, di mana nilai mendekati 1 menunjukkan jaringan yang sangat terhubung, sedangkan nilai mendekati 0 mengindikasikan hubungan yang minim atau jarang. Diameter merepresentasikan jarak terpanjang antara dua simpul, memberikan gambaran tentang seberapa luas jangkauan informasi atau interaksi dapat menyebar dalam jaringan. Sementara itu, resiprositas mengukur tingkat timbal balik dalam interaksi antar simpul, dengan nilai mendekati 1 menunjukkan banyaknya hubungan dua arah, yang mencerminkan interaksi yang saling menguntungkan atau seimbang. Ketiga metrik ini memberikan gambaran tentang struktur dan dinamika jaringan, serta membantu memahami pola interaksi dan aliran informasi di jaringan.

3.4. Visualisasi Data

Tahap berikutnya yaitu visualisasi jaringan, untuk melihat gambaran jaringan serta hubungan antar simpul (node) dalam analisis. Proses ini akan dilakukan dengan Python dengan bantuan library seperti NetworkX, Pandas, Plotly dan Matplotlib untuk menciptakan graf yang interaktif dan informatif. Dua jenis visualisasi yang diterapkan adalah Social Network Analysis (SNA) dan Dynamic Network Analysis (DNA).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil yang diperoleh dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran tentang pola hubungan antar node, key-player, serta perubahan jaringan seiring waktu.

4.1. Dataset

Tahap pengumpulan dan pengolahan data pada penelitian ini dilakukan melalui dua sumber utama.

Pertama, data diambil dari Social Blade dengan fokus pada 67 talent di bawah naungan PT XYZ. Data yang dikumpulkan meliputi jumlah pengikut, rata-rata komentar, rata-rata suka, dan engagement rate dari akun Instagram masing-masing talent. Berdasarkan hasil analisis sederhana, diperoleh informasi bahwa salah satu talent dengan username user960 memiliki jumlah pengikut terbanyak, yaitu lebih dari 8 juta pengikut, sehingga dipilih sebagai objek utama untuk tahap analisis berikutnya.

Kedua, data dilengkapi dengan proses crawling Twitter menggunakan nama user960 sebagai kata kunci. Proses crawling mencakup rentang waktu satu tahun penuh, mulai dari 1 Januari 2024 hingga 31 Desember 2024, dan berhasil mengumpulkan sebanyak 3.309 data yang berisi atribut seperti nama pengguna, tanggal posting, mention, dan detail lainnya.

Sebelum dianalisis lebih lanjut, data yang terkumpul melalui Twitter menjalani tahap pre-processing agar bersih, terstruktur, dan relevan. Tahap ini meliputi pembersihan data dengan menghapus nilai kosong, validasi hasil crawling, serta penghapusan kolom yang tidak diperlukan. Selanjutnya, dilakukan transformasi format tanggal pada kolom created_at ke format yang lebih sederhana (dd/mm/yyyy) untuk mempermudah proses pembagian data. Berikut hasil akhir dari data yang digunakan.

Tabel 1. Dataset Penelitian

tanggal-upload	full_text	in_reply_to_screen_name	username
2024-01-01	@tanyakanrl Entah kenapa dulu gue suka suka aj...	tanyakanrl	rawrrran
2024-01-01	ini selera musik ya gais...	Zzaifonus	bucincet aim
...	...	...	...
2024-12-30	@MUSIKMENFESS Sebenar....	MUSIKMENFESS	Semangkamu
2024-12-31	@pia_jkt48v (pia2 aku req karaoke Tiara ...	pia_jkt48v -	VRchama

Terakhir, data disegmentasi ke dalam empat periode waktu berdasarkan kuartal (Q1, Q2, Q3, dan Q4) untuk mendukung analisis temporal. Dengan demikian, hasil pengolahan dataset secara keseluruhan telah siap digunakan pada tahap analisis karakteristik jaringan dan analisis pola keterhubungan di media sosial.

Tabel 2. Data Slicing

Nama tabel	Periode Waktu	Jumlah data
Q1	01 Januari 2024 – 31 Maret 2024	794 data
Q2	01 Januari 2024 – 30 Juni 2024	1876 data
Q3	01 Januari 2024 – 30 September 2024	2681 data
Q4	01 Januari 2024 – 31 Desember 2024	3309 data

4.2. Hasil Analisis Karakteristik Jaringan

Analisis karakteristik jaringan dilakukan untuk memahami struktur dan pola hubungan antar simpul pada data yang digunakan. Berdasarkan pengolahan menggunakan NetworkX, jaringan yang terbentuk terdiri dari 4.126 node, 2.838 edge, dan terbagi ke dalam 1.422 komponen terhubung.

Untuk melihat sejauh mana konektivitas antar simpul, dihitung diameter rata-rata dan maksimum, average shortest path, serta approximate average shortest path. Selain itu, dilakukan pengukuran kepadatan (density) baik pada jaringan keseluruhan maupun pada komponen terbesar. Ringkasan hasil pengukuran disajikan pada Tabel berikut.

Tabel 3. Hasil Analisis Karakteristik Jaringan

Indikator	Nilai
Jumlah Node	4.126
Jumlah Edge	2.838
Jumlah komponen Terhubung	1.422
Diameter rata-rata komponen	1,47
Diameter Maksimum	19
Average Shortest Path (Komponen Terbesar)	5,97
Approximate Average Shortest Path (Jaringan Total)	36,54
Density	0,0003
Density Komponen Terbesar	0,0024

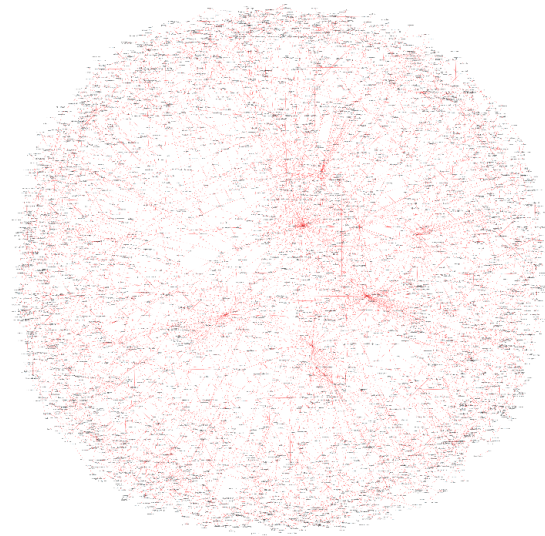
Hasil ini menunjukkan bahwa jaringan memiliki tingkat fragmentasi yang tinggi dengan banyaknya komponen kecil yang terpisah satu sama lain. Diameter maksimum yang besar dan approximate average shortest path yang jauh lebih tinggi daripada average shortest path pada komponen terbesar mengindikasikan bahwa sebagian simpul terdistribusi di area jaringan yang terpecah.

Sementara itu, nilai density keseluruhan yang mendekati nol memperlihatkan bahwa setiap simpul hanya memiliki sedikit koneksi langsung, sedangkan komponen terbesar memiliki kepadatan yang relatif lebih baik. Pola ini mengindikasikan bahwa jejaring sosial yang terbentuk bersifat terpecah, dengan kelompok inti yang lebih terkonsentrasi di komponen utama.

4.3. Visualisasi Jaringan

Penelitian ini melakukan visualisasi jaringan melalui pendekatan Social Network Analysis (SNA) dan Dynamic Network Analysis (DNA) menggunakan library NetworkX dengan tata letak spring. Visualisasi SNA ini menghasilkan representasi grafis yang jelas tentang struktur jaringan, seperti terlihat pada Gambar 3. Dari visualisasi tersebut dapat terlihat bahwa ada bagian tertentu yang cukup menonjol, namun pada

hasil visualisasi tersebut belum dapat diketahui node mana yang mendominasi. Oleh karena itu, diperlukan analisis lebih lanjut yaitu dengan mencari nilai *centrality*.

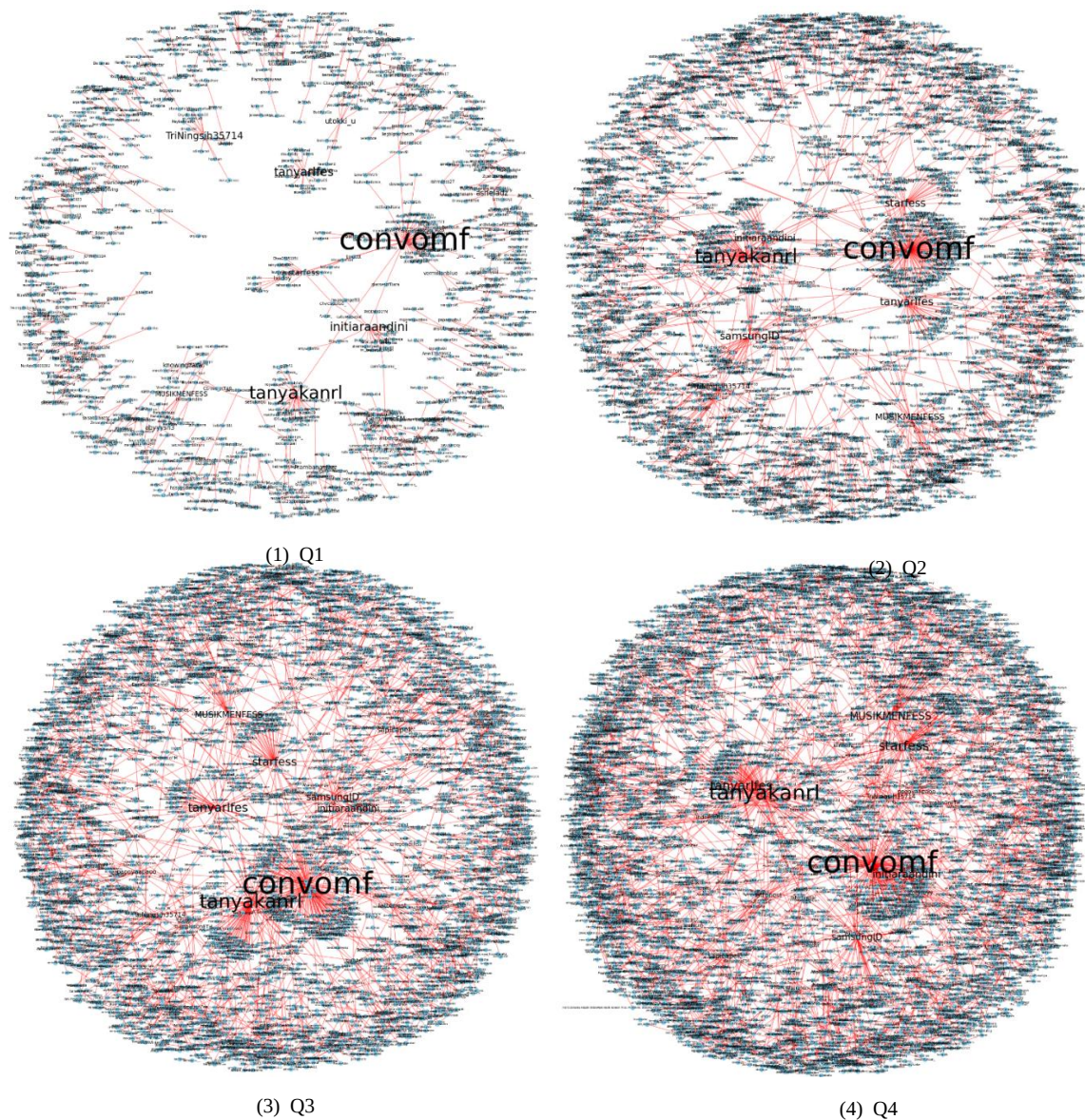


Gambar 3. Visualisasi Social Network Analysis

Selain visualisasi SNA, tahap berikutnya adalah Dynamic Network Analysis, yang bertujuan untuk memahami bagaimana struktur jaringan berubah seiring waktu. Analisis ini memberikan pemahaman mengenai pola interaksi yang bersifat dinamis, sehingga memungkinkan identifikasi perubahan dalam hubungan antar simpul dalam jaringan dari waktu ke waktu.

Salah satu aspek utama dalam DNA yaitu evolusi komunitas, bagaimana kelompok-kelompok dalam jaringan terbentuk, bertahan, atau mengalami fragmentasi seiring waktu. Dalam beberapa kasus, perubahan dapat dipengaruhi oleh beberapa factor eksternal, seperti tren media sosial, peristiwa tertentu, atau pergeseran dalam pola komunikasi antar simpul. Selain itu, DNA dapat digunakan untuk mengamati perubahan dari nilai centrality pada simpul tertentu, sehingga dapat diketahui apakah suatu node mempertahankan peran sentralnya atau justru tergantikan oleh node lain yang lebih aktif.

Pada penelitian ini, pendekatan DNA diimplementasikan dengan membagi jaringan berdasarkan kuartal untuk melihat bagaimana struktur jaringan berkembang dalam berbagai periode waktu. Hasil analisis divisualisasikan melalui empat jaringan yang merepresentasikan periode berbeda, dari rentang waktu yang berbeda-beda. Hasil visualisasi ditunjukkan seperti Gambar 4.



Gambar 4. Visualisasi Dynamic Network Analysis

Berdasarkan hasil visualisasi Dynamic Network Analysis (DNA) yang ditampilkan dalam Gambar 4, terlihat bagaimana struktur jaringan mengalami perubahan dari waktu ke waktu. Pada kuartal pertama (Gambar 4(1)), convomf muncul sebagai node paling dominan, dengan jumlah koneksi langsung yang lebih tinggi dibandingkan simpul lainnya, seperti tanyakanrl dan initiaraandini. Dominasi convomf pada fase awal ini menunjukkan bahwa node tersebut memiliki peran yang kuat dalam jaringan sejak awal, sebagai pusat interaksi.

Seiring berjalannya waktu, pada kuartal kedua (Gambar 4(2)), mulai muncul banyak node baru yang membentuk komunitas-komunitas kecil dalam jaringan. Fenomena ini menunjukkan adanya pertumbuhan jaringan dan kemungkinan masuknya pengguna baru atau perubahan pola interaksi. convomf masih mempertahankan posisinya sebagai node dominan, bahkan memiliki lebih banyak hubungan

langsung dengan node lain, yang menunjukkan bahwa jangkauan pengaruhnya semakin luas. Namun, node initiaraandini mulai tergeser oleh node-node baru, yang mengindikasikan adanya dinamika perubahan posisi dalam struktur jaringan.

Pada kuartal ketiga (Gambar 4(3)), jaringan mengalami peningkatan kepadatan dengan bertambahnya node dan edge. Convomf masih memegang dominasi sebagai simpul dengan koneksi terbanyak, tetapi dalam periode ini muncul beberapa simpul baru yang masuk dalam 10 besar berdasarkan nilai degree centrality, seperti sapicapek dan lattenest. Hal ini menunjukkan bahwa semakin banyak node yang memperoleh peran penting dalam jaringan, serta adanya perubahan dalam distribusi koneksi antar simpul.

Di kuartal terakhir (Gambar 4(4)), convomf tetap menjadi simpul dengan *degree centrality* tertinggi, menegaskan bahwa simpul ini tetap menjadi pusat

interaksi utama dalam jaringan. Meskipun banyak simpul baru yang muncul dan jaringan semakin kompleks, convomf tetap mempertahankan pengaruhnya yang kuat. Hal ini menunjukkan bahwa dalam dinamika jaringan sosial, ada node yang mampu mempertahankan dominasi dalam jangka waktu lama, sementara yang lain dapat tergeser atau mengalami perubahan peran.

Secara keseluruhan, hasil visualisasi ini mengindikasikan bahwa jaringan mengalami pertumbuhan yang signifikan, dengan munculnya komunitas baru dan perubahan dalam posisi node-node penting. Meskipun beberapa node mempertahankan dominasi mereka, perubahan dalam struktur jaringan tetap terjadi, yang dapat disebabkan oleh faktor-faktor seperti peningkatan interaksi, perubahan preferensi pengguna, atau masuknya simpul-simpul baru yang memiliki peran strategis dalam jaringan.

4.4. Hasil Nilai Centrality

Selanjutnya, tahap ini melakukan analisis terhadap nilai *centrality*, yang mencakup *degree centrality*, *closeness centrality*, dan *betweenness centrality*. Untuk mempermudah interpretasi, hanya 10 simpul dengan nilai tertinggi yang ditampilkan dalam masing-masing metrik *centrality*.

Degree Centrality, analisis pertama dilakukan yaitu mengukur jumlah koneksi langsung yang dimiliki oleh setiap simpul. Semakin tinggi nilai *degree centrality*, semakin besar peran node tersebut dalam menjangkau node lain dalam jaringan. Berdasarkan hasil perhitungan, simpul dengan *degree centrality* tertinggi adalah convomf dengan nilai 156, diikuti oleh tanyakanrl dengan nilai 102. Sementara itu, delapan simpul lainnya memiliki nilai *degree centrality* yang berkisar antara 57 hingga 19, sebagaimana ditampilkan dalam Tabel 4

Tabel 4. Nilai Degree Centrality

Username	Nilai Degree
convomf	156
tanyakanrl	102
starfess	57
tanyakanrlfess	55
initiraandini	43
MUSIKMENFESS	43
samsungID	36
sapicapek	22
TriNingsih35714	19
lattenest	19

Closeness Centrality, mengukur seberapa cepat sebuah simpul dapat mencapai simpul lainnya dalam jaringan. Semakin tinggi nilai *closeness centrality*, semakin efisien simpul tersebut dalam menyebarkan informasi ke seluruh jaringan. Berdasarkan hasil yang ditampilkan dalam

Tabel 5, simpul dengan nilai *closeness centrality* tertinggi adalah tanyakanrl, catuwagapat, dan chvesdalso. Hal ini menunjukkan bahwa simpul-simpul tersebut memiliki akses cepat ke sebagian besar

simpul lain dalam jaringan dan berpotensi menjadi influencer utama dalam penyebaran informasi.

Tabel 5. Nilai Closeness Centrality

Username	Nilai Closeness
tanyakanrl	0.059239893534793836
catuwagapat	0.05173011929541843
chvesdalso_	0.051714873165357896
convomf	0.0515326181057443
latortuesal	0.05000529058137912
ctarfess	0.04953940278093148
zaynkhalifah	0.04948352076989829
Tiekitiw	0.049455627015236564
jarvisxyzz	0.04878191955798146
A13surd1sm3	0.04866016767888501

Betweenness Centrality, mengukur seberapa sering suatu node berperan sebagai perantara dalam jalur terpendek antara dua node lainnya. Semakin tinggi nilai *betweenness centrality*, semakin besar pengaruh node tersebut dalam menghubungkan berbagai bagian jaringan. Berdasarkan hasil yang ditampilkan dalam Tabel 6, simpul dengan nilai *betweenness* tertinggi adalah tanyakanrl, convomf, dan initiraandini. Simpul-simpul ini berperan sebagai penghubung utama dalam jaringan, memungkinkan aliran informasi yang lebih efektif di antara berbagai komunitas dalam jaringan.

Tabel 6. Nilai Betweenness Centrality

Username	Nilai Betweenness
tanyakanrl	0.02106541436173055
convomf	0.019452363273323836
initiraandini	0.009915850406416096
starfess	0.008574381237052904
tanyarlfs	0.008298805044334966
latortuesal	0.004875156276179646
sesukaqu	0.00478205717113912
hyrpskuyliving	0.004566038083400714
chvesdalso_	0.004396703862871031
thvblast	0.0043344301616496175

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengintegrasikan Social Network Analysis (SNA) dan Dynamic Network Analysis (DNA) untuk mengidentifikasi key player dalam jaringan media sosial X dalam konteks promosi industri musik. Hasil analisis menunjukkan struktur jaringan yang kompleks dengan 1.422 komunitas, di mana akun @convomf dan @tanyakanrl memiliki pengaruh paling besar berdasarkan nilai sentralitas. Temuan ini memberikan dasar bagi PT XYZ untuk menerapkan strategi promosi berbasis data yang lebih efektif melalui keterlibatan dengan simpul-simpul berpengaruh.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. A. Putri, "Pergeseran Media Cetak ke Media Digital Semakin Pesat di Indonesia," *GoodStats.id*, 2023. [Online]. Available: <https://goodstats.id/article/pergeseran-media->

- cetak-ke-media-digital-semakin-pesat-di-indonesia-dUsIO
- [2] A. Madani, "Pengertian Ekonomi Kreatif: Ciri-Ciri, Jenis, dan Manfaatnya Bagi Negara Indonesia," *Dinas Pariwisata Pemuda Dan Olahraga Kabupaten Ngawi*, Nov. 2022. [Online]. Available: <https://disparpora.ngawikab.go.id/pengertian-ekonomi-kreatif-ciri-ciri-jenis-dan-manfaatnya-bagi-negara-indonesia/#:~:text=9.,%2C%20penulis%20lagu%20hingga%20komponis>.
- [3] S. Adniati, I. Irwansyah, and Z. Y. Awanis, "Social Network Analysis of Twitter Users on BTS Topic Using Degree Centrality, Betweenness Centrality, and Closeness Centrality," *Inpr. Indones. J. Pure Appl. Math.*, vol. 5, no. 2, pp. 123–135, 2023, doi: 10.15408/inprime.v5i2.28722.
- [4] A. J. Oroh, Y. Bandung, and L. M. Zagi, "Detection of the Key Actor of Issues Spreading Based on Social Network Analysis in Twitter Social Media," *Proc. - 2021 IEEE Asia Pacific Conf. Wirel. Mobile, APWiMob 2021*, pp. 206–212, 2021, doi: 10.1109/APWiMob51111.2021.9435268.
- [5] A. Alamsyah, *Pengenalan Social Network Analysis Konsep dan Praktis*. Bandung: CV. Sadari, 2020.
- [6] A. Alamsyah, D. P. Ramadhani, and L. S. Mulyani, "Rise or fall? Discovering the global world trade network rise and fall under major situations," *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.*, vol. 9, no. 1, 2023, doi: 10.1016/j.joitmc.2023.100009.
- [7] K. M. Hindrayani, P. A. Riyantoko, T. M. Fahrudin, and I. Bisnis, "Penerapan Dashboard System Pendapatan Asli Daerah (Pad) Sektor Pariwisata Pada," *J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 14–18.
- [8] D. A. Prasetya, A. P. Sari, M. Idhom, and A. Lisanthoni, "Optimizing Clustering Analysis to Identify High-Potential Markets for Indonesian Tuber Exports," *Indones. J. Electron. Electromed. Eng. Med. Informatics*, vol. 7, no. 1, pp. 113–122, 2025.
- [9] T. M. Fahrudin, "Bibliometric Analysis and Literature Review of Big Data Research Fields using Publish or Perish and VOSviewer," in *Nusantara Science and Technology Proceedings*, 2023. doi: <https://doi.org/10.11594/nstp.2024.4140>.
- [10] B. Chen, "Applied Social Network Analysis in Education."
- [11] T. M. Fahrudin, P. A. Riyantoko, and K. M. Hindrayani, "Implementation of Web Scraping on Google Search Engine for Text Collection Into Structured 2D List," *Telemat. J. Inform. dan Teknol. Inf.*, vol. 20, no. 2, pp. 139–152, 2023.
- [12] A. Muhaimin, M. Rafka, and R. B. Alamsyah, "Citayam Fashion Week dalam Twitter.," *Pros. Semin. Nas. Sains Data*, vol. 2, no. 1, pp. 61–65, 2022, doi: 10.33005/senada.v2i1.47.
- [13] J.-K. Yu and J.-Q. Ma, "Social network analysis as a tool for the analysis of the international trade network of aquatic products," *Aquac. Int.*, vol. 28, no. 3, pp. 1195–1211, 2020, doi: 10.1007/s10499-020-00520-5.