

Analisis Jaringan Sosial dalam Kasus Korupsi Pertamina: Identifikasi Aktor Kunci di Media Sosial X

Winalda Risky Febriyanti
Fakultas Informatika
Telkom University Surabaya
Surabaya, Indonesia
winaldarisky@student.telkomuniversity.ac.id

Ikfan Putra Maesru Dwi Pradana
Fakultas Informatika
Telkom University Surabaya
Surabaya, Indonesia
ikfanputramaesrudwip@student.telkomuniversity.ac.id

Aisya Mufidah Najwa
Fakultas Informatika
Telkom University Surabaya
Surabaya, Indonesia
aisyanajwa@student.telkomuniversity.ac.id

Mochammad Fery Ardiansyah
Fakultas Informatika
Telkom University Surabaya
Surabaya, Indonesia
mferyardiansyah@student.telkomuniversity.ac.id

Abstract—Korupsi berdampak serius terhadap stabilitas ekonomi, kepercayaan publik, dan tata kelola negara. Di Indonesia, kasus dugaan korupsi dalam pengelolaan minyak mentah oleh PT Pertamina menarik perhatian luas karena potensi kerugian negara mencapai Rp193,7 triliun per tahun. Di era digital, media sosial seperti X (sebelumnya Twitter) menjadi ruang penting dalam penyebaran informasi dan pembentukan opini publik. Penelitian ini menganalisis penyebaran informasi mengenai kasus Pertamina di X menggunakan pendekatan Social Network Analysis (SNA). Data dikumpulkan dengan Python dan dianalisis di Gephi menggunakan metrik sentralitas seperti *degree*, *betweenness*, *eigenvector*, *PageRank*, serta modularitas untuk melihat fragmentasi jaringan. Hasil menunjukkan jaringan bersifat terfragmentasi dengan sejumlah akun berperan sentral dalam membentuk opini publik. Temuan ini menyoroti pentingnya memahami struktur jejaring sosial digital untuk mencegah penyebaran misinformasi dan dominasi aktor tertentu dalam arus informasi.

Keywords—Korupsi, Social Network Analysis, Pertamina, X (Twitter), Opini Publik

I. PENDAHULUAN

Korupsi merupakan aktivitas yang merugikan negara dan masyarakat, serta menjadi salah satu permasalahan serius yang berdampak luas terhadap stabilitas ekonomi, kepercayaan publik, dan tata kelola pemerintahan. MacMullen (1988) bahkan menyebutkan bahwa korupsi merupakan salah satu faktor utama yang menyebabkan keruntuhan Kekaisaran Romawi [1].

Di Indonesia, kasus-kasus korupsi yang melibatkan perusahaan milik negara, terutama dalam sektor energi, kerap mendapat perhatian luas karena dampaknya yang signifikan terhadap perekonomian dan kesejahteraan masyarakat. Salah satu kasus besar yang mencerminkan kompleksitas korupsi di sektor ini adalah dugaan korupsi dalam tata kelola minyak mentah dan produk kilang di PT Pertamina. Berdasarkan hasil penyelidikan Kejaksaan Agung, praktik ilegal seperti blending BBM yang tidak sesuai standar dan manipulasi kebijakan impor minyak diduga telah menyebabkan potensi kerugian negara sebesar Rp 193,7 triliun dalam satu tahun.

Dalam era digital, kasus-kasus korupsi besar seperti ini tidak hanya menjadi perhatian media konvensional tetapi juga berkembang luas di media sosial. X (sebelumnya Twitter), sebagai salah satu media sosial yang banyak digunakan di Indonesia, menjadi wadah bagi masyarakat untuk menyuarakan opini, menyebarkan informasi, dan membentuk persepsi publik terhadap kasus-kasus tertentu. Kasus korupsi, terutama yang melibatkan tokoh publik atau institusi besar,

sering kali menarik perhatian luas dan dengan cepat menjadi trending topik di X. Sifat interaktif dan terbuka dari platform ini memungkinkan analisis jaringan sosial dalam memahami pola komunikasi dan persebaran informasi terkait isu tersebut.

Ketika melihat jumlah pengguna di seluruh dunia, data dari Statista menunjukkan bahwa X memiliki 335,7 Juta pengguna sejauh ini pada tahun 2024. Setidaknya 500 juta tweet dikirim setiap hari, menunjukkan banyaknya percakapan yang dapat diikuti (Internet Live Stats). Di Indonesia sendiri, X tetap menjadi platform yang aktif digunakan untuk konsumsi berita. Survei Reuters Institute Digital News Report 2021 menunjukkan bahwa 25% pengguna Twitter (sekarang X) memanfaatkan platform ini untuk mencari berita terbaru, persentase yang lebih tinggi dibandingkan media sosial lainnya yang hanya berkisar antara 11%-16%.

Menerapkan Social Network Analysis (SNA) adalah metode yang tepat dalam ketika mempelajari media sosial [3]. SNA menganalisis hubungan dan perilaku manusia dalam kelompok sosial dengan dua elemen utama: node (aktor) dan edge (hubungan). Konsep centrality dalam SNA digunakan untuk mengidentifikasi aktor paling berpengaruh dalam jaringan sosial [4]. Penelitian ini akan menggunakan Social Network Analysis (SNA) untuk mengkaji bagaimana informasi mengenai kasus korupsi Pertamina menyebar di media sosial dan siapa saja aktor yang berperan signifikan dalam pembentukan opini publik. Dengan menggunakan metrik centrality, penelitian ini akan mengidentifikasi akun-akun yang memiliki pengaruh besar dalam diskusi terkait, baik dari segi jumlah interaksi maupun posisinya dalam jaringan komunikasi.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis penyebaran informasi kasus korupsi Pertamina di X, mengidentifikasi aktor kunci dalam pembentukan opini publik, serta mengeksplorasi dinamika interaksi dan struktur jaringan diskusi. Dengan menerapkan metrik centrality seperti *Degree*, *Betweenness*, *Closeness*, *Eigenvector*, *PageRank*, serta analisis *modularity*, penelitian ini diharapkan memberikan wawasan mendalam tentang pola komunikasi dan distribusi informasi.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini, akan membahas temuan-temuan dari penelitian terdahulu yang relevan dengan topik ini. Selain itu, beberapa teori yang telah dikembangkan juga akan disampaikan untuk menjawab isu-isu yang diangkat dalam penelitian ini.

A. Penelitian Terkait

Banyak penelitian telah menerapkan Social Network Analysis (SNA) untuk menganalisis percakapan di media

sosial X, khususnya dalam konteks isu-isu sosial dan politik. Salah satunya adalah penelitian oleh Utami et al. (2020) berjudul “*Analisis Jaringan dan Aktor #BatalanOmnibusLaw di Media Sosial Twitter Menggunakan Social Network Analysis (SNA)*” [11]. Studi ini menyoroti komunikasi seputar penolakan terhadap RUU Cipta Kerja dan menemukan bahwa jaringan komunikasi dalam tagar #BatalanOmnibusLaw cenderung tidak merata dengan interaksi satu arah yang didominasi oleh beberapa aktor kunci seperti @fraksirakyatid dan @walhinasional berdasarkan metrik degree, closeness, betweenness, dan eigenvector centrality.

Selanjutnya, Efendi et al. (2023) dalam penelitian berjudul “*Analisis Jaringan Komunikasi #Pilpres2024 Pada Platform Twitter*” mengkaji pola komunikasi menjelang pemilu 2024 [12]. Hasil analisis menunjukkan bahwa struktur jaringan komunikasi pada tagar #Pilpres2024 bersifat asimetris dan membentuk pola wheel dan chain. Studi ini menggarisbawahi peran penting aktor-aktor tertentu dalam menyebarkan informasi politik melalui platform digital.

Sementara itu, studi oleh Titania (2022) yang berjudul “*Penerapan Metode Text Mining dan Social Network Analysis Pada Jejaring Sosial Twitter (Studi terhadap: Dugaan Korupsi Asuransi Jiwasraya dan Dugaan Korupsi Asuransi Sosial Angkatan Bersenjata Republik Indonesia)*” yang mengkaji bagaimana teknik analisis jaringan dapat digunakan untuk memahami pola interaksi dan penyebaran informasi dalam suatu isu korupsi [2]. Penelitian ini relevan dengan topik yang diangkat karena sama-sama menggunakan Social Network Analysis untuk menganalisis isu korupsi yang menjadi perhatian publik di X, meskipun fokus kasus yang digunakan berbeda.

Dari ketiga studi tersebut, dapat disimpulkan bahwa SNA efektif dalam mengungkap pola interaksi dan peran aktor dalam isu-isu sosial-politik di X. Namun, sebagian besar penelitian yang banyak dilakukan masih berfokus pada isu politik umum atau pemilu. Kajian mendalam mengenai kasus korupsi besar seperti Pertamina di X masih terbatas, terutama dalam mengeksplorasi sejauh mana modularity atau fragmentasi opini publik terbentuk. Oleh karena itu, penelitian ini mencoba mengisi celah tersebut dengan menerapkan berbagai metrik centrality dan analisis modularity guna mengeksplorasi dinamika jaringan komunikasi digital dalam isu korupsi Pertamina.

III. METODE

Penelitian ini menggunakan metode *Social Network Analysis* (SNA) untuk memahami pola interaksi dan penyebaran informasi terkait kasus korupsi Pertamina di Twitter. Tools yang digunakan dalam penelitian ini adalah Python untuk pengumpulan dan pemrosesan data, serta Gephi untuk analisis dan visualisasi jaringan sosial.

A. Teknik Analisis

1. *Social Network Analysis* (SNA)

Social Network Analysis (SNA) adalah pendekatan metodologis yang mengkaji pola hubungan dan interaksi sosial antara individu, kelompok, organisasi, atau aktor sosial lainnya. Pendekatan ini melibatkan analisis struktur jaringan sosial, mengidentifikasi aktor-aktor kunci atau simpul-simpul dalam jaringan, dan

memahami aliran informasi, sumber daya, atau pengaruh di antara simpul-simpul tersebut. Dalam beberapa kata, analisis jaringan sosial (SNA) dapat digambarkan sebagai “studi tentang hubungan interpersonal menggunakan teori graf” [3]. Metode ini dapat diterapkan di berbagai studi kasus, salah satunya yaitu dapat diterapkan pada suatu jaringan yang terdapat di jejaring sosial guna mengidentifikasi node yang terpenting pada jaringan tersebut. Dengan merepresentasikan interaksi sosial sebagai jaringan node (individu atau entitas) yang dihubungkan oleh edge (relasi), SNA memberi kerangka visual dan kuantitatif untuk memahami struktur sosial [5]. Analisis ini memungkinkan identifikasi aktor kunci dalam jaringan serta aliran informasi, sumber daya, atau pengaruh di antara mereka semua.

Keunggulan SNA terletak pada kemampuannya mengungkap pola tersembunyi dalam penyebaran informasi, pembentukan komunitas, dan dinamika kekuasaan [5]. Penerapannya luas, mulai dari sosiologi, ilmu komputer, bisnis, hingga epidemiologi.

Secara teoretis, SNA berakar pada teori graf yang mempelajari jaringan node dan edge. Konsep utama dalam SNA meliputi berbagai metrik sentralitas seperti degree centrality (jumlah koneksi langsung), betweenness centrality (peran penghubung), dan closeness centrality (jarak rata-rata ke node lain). SNA juga mengeksplorasi *clustering* dan *small-world networks* yang mencerminkan efisiensi hubungan sosial.

2. *Centrality Metrics*

Dalam SNA, terdapat beberapa metrik yang digunakan untuk mengukur posisi dan pengaruh suatu aktor dalam jaringan, yaitu *Degree Centrality*, *Betweenness Centrality*, *Closeness Centrality*, *Eigenvector Centrality*, dan *PageRank*. Metrik-metrik ini membantu dalam memahami peran dan kepentingan suatu aktor dalam jaringan.

- *Degree Centrality*

Secara sederhana, *Degree* seorang aktor mencerminkan sejauh mana aktor tersebut “berada di” [6]. *Degree centrality* mengukur jumlah koneksi langsung yang dimiliki oleh suatu node. Semakin tinggi nilai *Degree Centrality*, semakin banyak hubungan yang dimiliki oleh node tersebut dalam jaringan. Degree centrality terdiri dari dua jenis utama : *in-degree*, yaitu jumlah koneksi yang diterima oleh suatu node, dan *out-degree*, yaitu jumlah koneksi yang dikeluarkan oleh suatu node.

Persamaan [6]:

$$\begin{aligned} C_{D-in}(i) &= \sum_{j=1, i \neq j}^g x_{ji} \\ C_{D-out}(i) &= \sum_{j=1, i \neq j}^g x_{ij} \end{aligned} \quad (1)$$

Dimana:

C_D : *degree centrality* dari node .

x_{ij} : elemen dari *adjacency matrix* yang menunjukkan adanya hubungan antara node i ke j .

x_{ij} : elemen dari *adjacency matrix* yang menunjukkan adanya hubungan antara node j ke i .

g : jumlah total node dalam jaringan.

- *Closeness Centrality*

Closeness centrality mengukur seberapa dekat suatu node dengan node lain dalam jaringan. Semakin kecil jarak rata-rata suatu node ke node lainnya, semakin tinggi *Closeness Centrality*-nya.

Persamaan [6]:

$$C_c(i) = \frac{1}{\sum_{j=1, i \neq j}^g d_{ij}} \quad (2)$$

Dimana:

$C_c(i)$: *Closeness Centrality* dari node .

d_{ij} : jarak geodesik terpendek antara node dan node.

g : jumlah total node dalam jaringan.

- *Betweenness Centrality*

Betweenness Centrality mengukur seberapa sering suatu node berada di antara jalur terpendek (geodesic path) yang menghubungkan dua node lain. Node dengan *Betweenness Centrality* yang tinggi cenderung berperan sebagai penghubung dalam jaringan.

Persamaan [6]:

$$C_B(i) = \sum_{j < k}^g \frac{g_{ijk}}{g_{jk}} \quad (3)$$

Dimana:

$C_B(i)$: *Betweenness Centrality* dari node.

g_{ijk} : jumlah jalur terpendek antara node dan node yang melewati node.

g_{jk} : jumlah total jalur terpendek antara node dan node.

g : jumlah total node dalam jaringan.

- *Eigenvector Centrality*

Eigenvector centrality mengukur kepentingan suatu node berdasarkan kepentingan node yang terhubung dengannya. Node yang terhubung dengan node yang memiliki banyak koneksi berpengaruh akan memiliki *Eigenvector Centrality* yang lebih tinggi.

Persamaan [6]:

$$Xv = \lambda v \quad (4)$$

Dimana:

x : adjacency matrix dari jaringan.

v : adalah eigenvector yang berisi nilai centrality setiap node.

λ : eigenvalue terbesar dari adjacency matrix.\

- *PageRank*

PageRank adalah sebuah pendekatan untuk mengidentifikasi pengguna kunci dalam jaringan sosial online yang didasarkan pada konsep penghitungan pusatitas pengguna, yaitu seberapa penting atau terhubungnya seorang pengguna dalam jaringan berdasarkan interaksi komunikasi mereka [7].

Rumus dasar *PageRank* adalah sebagai berikut [7]:

$$PR(i) = \frac{(1-d)}{N} + d \cdot \sum_{j \in B_i} \frac{PR(j)}{O_j}$$

Untuk aplikasi pada SNA dan grafik aktivitas berbobot, rumus *PageRank* yang diadaptasi adalah sebagai berikut [7]:

$$S(i) = \frac{(1-d)}{N} + d \cdot \sum_{j \in F_i} S(j) \cdot W_{ij} \quad (5)$$

Dimana:

$S(i)$: skor *PageRank* pengguna i .

F_i : himpunan pengguna yang terhubung dengan pengguna i .

W_{ij} : bobot aktivitas komunikasi antara pengguna i dan j .

d : faktor pengurangan (damping factor), biasanya diatur ke 0,85.

N : jumlah total pengguna dalam jaringan.

3. *Modularity*

Modularity digunakan untuk mengidentifikasi kelompok-kelompok dalam percakapan di media sosial [8]. Nilai modularitas berkisar antara 0 hingga 1, jika mendekati 0 menunjukkan suatu network terdiri dari 1 kelompok peserta yang sejenis dan cenderung berkelompok dimana anggotanya terlibat dalam hubungan timbal balik. Sebaliknya, nilai mendekati 1 berarti jaringan terdiri dari kelompok atau kluster dalam jumlah banyak, dimana network terdiri dari kelompok dengan tumpang tindih yang kecil [9]. Nilai tinggi menunjukkan adanya banyak kelompok yang terpisah jelas, sedangkan nilai rendah menunjukkan jaringan cenderung membentuk satu kelompok besar tanpa struktur komunitas yang kuat. Modularitas dihitung dengan menggunakan Modularitas Blondel [9].

Modularitas Blondel menggunakan rumus [10]:

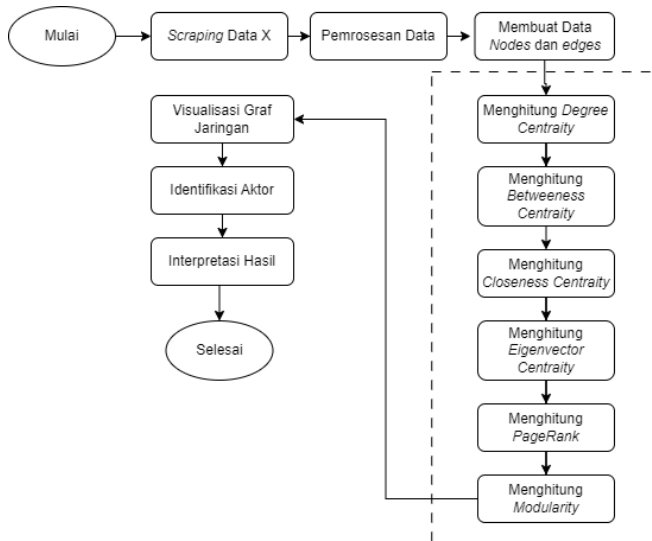
$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{ij} \left(A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right) \delta(c_i, c_j) \quad (6)$$

Dimana:

A_{ij} : nilai dalam matriks adjacency antara node i dan j
 k_i : derajat (jumlah link) dari node i
 m : jumlah total edge (link) dalam network
 $\delta(c_i, c_j)$: fungsi delta, bernilai 1 jika node i dan j ada di komunitas yang sama, 0 jika tidak

B. Tahapan Penelitian

Berikut merupakan flowchart dari penelitian ini:



Gambar 1. Flowchart Penelitian

C. Pengumpulan Data Twitter

Pengumpulan data dilakukan melalui metode web scraping menggunakan tweet-harvest, sebuah alat berbasis Node.js yang memungkinkan pengunduhan data dari Twitter secara otomatis dengan memanfaatkan token autentikasi untuk mengakses tweet secara langsung dari Twitter. Data yang dikumpulkan berupa tweet yang mengandung kata kunci dan hashtag terkait kasus korupsi Pertamina dalam rentang waktu 25 Februari 2025 hingga 12 Maret 2025. Proses pengambilan data ini dilakukan untuk memperoleh informasi mengenai pola komunikasi dan persebaran opini publik di media sosial.

Data yang dikumpulkan berupa tweet yang merupakan *reply* atau *mention*, dengan kata kunci dan hashtag yang sudah disesuaikan dengan kasus korupsi Pertamina. Kata kunci dan hashtag yang digunakan dalam pencarian data adalah sebagai berikut:

- Kata kunci (keywords): "Korupsi Pertamina", "Kasus Korupsi Pertamina", "Mafia Migas", "Direksi Pertamina", "Skandal Keuangan Pertamina", "KPK Pertamina", "Audit Pertamina", "BUMN korupsi", "Kasus suap Pertamina", "Komisaris Pertamina", "Investigasi KPK Pertamina", "Menteri BUMN korupsi"
- Hashtag (#): #KorupsiPertamina, #MafiaMigas, #BUMNBersih, #SkandalPertamina, #AuditPertamina, #SaveKPK

D. Pemrosesan Data

Kolom yang tidak relevan dengan analisis jaringan akan dihapus, dan data yang tersisa akan disesuaikan dengan format input Gephi. Format yang digunakan adalah *Source-Target*, di mana *Source* merupakan akun yang mengirimkan atau membalas tweet, sedangkan *Target* adalah akun yang menerima balasan atau mention. Data yang telah diproses kemudian diekspor dalam format CSV untuk dianalisis lebih lanjut di Gephi.

E. Analisis Jaringan

Setelah data diproses, analisis jaringan dilakukan menggunakan Gephi untuk memahami struktur hubungan dan pengaruh aktor dalam diskusi terkait kasus korupsi Pertamina di Twitter. Proses analisis meliputi beberapa langkah:

1. **Impor Data ke Gephi**
Data yang telah diformat dalam CSV atau GraphML dimasukkan ke Gephi sebagai graf jaringan dengan kolom *source* dan *target*. Gephi akan menghitung weight secara otomatis berdasarkan frekuensi interaksi antar akun.
2. **Perhitungan Metrik Centrality**
Metrik *Degree Centrality*, *Betweenness Centrality*, *Closeness Centrality*, dan *PageRank* dihitung untuk mengidentifikasi akun yang berperan penting dalam jaringan. *Modularity* juga digunakan untuk mendeteksi komunitas berdasarkan pola koneksi antar akun.
3. **Visualisasi Graf Jaringan**
Setelah perhitungan metrik dilakukan, jaringan divisualisasikan dengan mengatur tata letak menggunakan layout yang sesuai agar hubungan antar akun lebih jelas. Warna dan ukuran simpul disesuaikan berdasarkan hasil metrik centrality untuk mempermudah analisis visual.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

Berikut ini adalah hasil dari visualisasi graph:

1. **Degree Centrality**
Degree centrality merupakan ukuran *centrality* yang paling mudah dihitung. Ukuran ini mencerminkan tingkat aktivitas sebuah node dalam jaringan tanpa memperhitungkan pengaruh atau popularitas node tersebut[13].

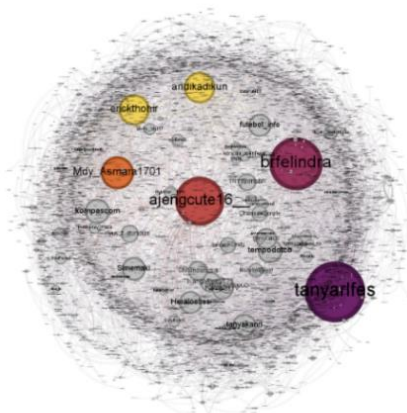
*Average Degree*nya rendah, yaitu:

- Avg. Degree: 0.769
- Avg. Weighted Degree: 0.892

Rata-rata *Degree* yang rendah menunjukkan bahwa sebagian besar akun hanya memiliki sedikit koneksi. Berikut ini 5 node dengan *Degree* tertinggi yang disajikan dalam tabel dibawah ini:

Node	Degree Centrality
@tanyarlfs	107
@brfelindra	94

@ajengcute16__	87
@Mdy_Asmara1701	59
@erickthohir, @andikadikun	56



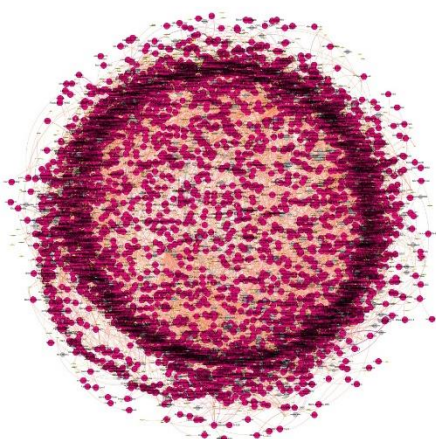
Gambar 2. Degree Centrality

2. Closeness Centrality

- 4.412 node sangat terkoneksi (nilai 1)
- 588 node cukup terkoneksi (0-1)
- 3.185 node kurang terkoneksi (0)

Jaringan ini memiliki kelompok inti yang sangat terkoneksi, sementara sisanya berada di pinggiran dengan akses yang terbatas ke informasi.

Closeness Centrality ini sulit divisualisasikan karena banyak node yang memiliki nilai yang sama (4.412 node bernilai 1), sehingga perbedaan antar node tidak terlihat dengan jelas dalam grafik jaringan.



Gambar 3. Degree Centrality

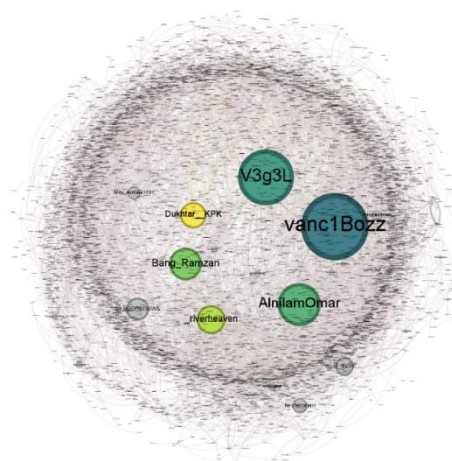
3. Betweenness Centrality

Betweenness Centrality menunjukkan peran seorang aktor sebagai penghubung di antara aktor-aktor lain dalam sebuah jaringan sosial. Fungsi aktor sebagai

perantara ini dapat memengaruhi posisi dan keterlibatan aktor lain dalam jaringan tersebut[14].

Rentang *Betweenness Centrality* sangat kecil (berkisar di angka 10^{-6}), yang menunjukkan bahwa hanya sedikit akun yang berperan sebagai perantara utama. Akun dengan *Betweenness* tinggi menjadi penghubung penting antar kelompok dalam diskusi. Berikut ini tabel node dengan *Betweenness* tertinggi yang disajikan dalam tabel dibawah ini:

Node	Betweenness Centrality
@vanc1Bozz	321
@V3g3L	266,5
@AinilamOmar	204,5
@Bang_Ramzan	155
@_riverheaven	137



Gambar 4. Betweenness Centrality

4. Eigenvector Centrality

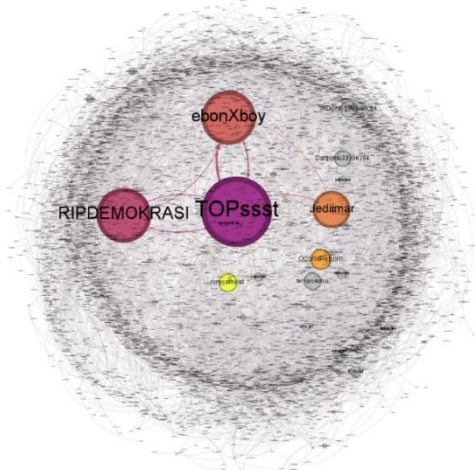
Eigenvector Centrality mengidentifikasi node paling signifikan dalam jaringan dengan mempertimbangkan jumlah koneksi node tersebut serta pentingnya node-node yang terhubung dengannya[15]. Hasil visualisasi *Eigenvector Centrality* rendah, yaitu karena:

- Sebagian besar node memiliki nilai *Eigenvector Centrality* kecil, menunjukkan bahwa banyak akun yang tidak memiliki banyak koneksi dengan akun yang berpengaruh.
- Hanya sedikit akun yang memiliki nilai tinggi, yang berarti ada beberapa akun dominan yang menjadi pusat komunikasi dalam jaringan ini.

Berikut ini tabel 5 node dengan *Eigenvector Centrality* tertinggi yang disajikan dalam tabel dibawah ini:

Node	Eigenvector Centrality
@TOPssst	1
@tempodotco	0.877991
@tanyarlfs	0.8492

@RIPDEMOKRASI	0.79407
@ajengcute16__	0.787065



Gambar 5. Eigenvector Centrality

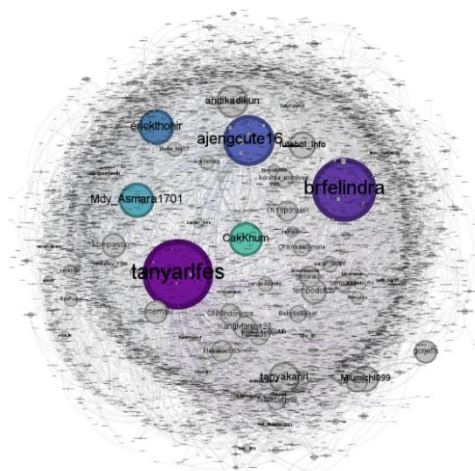
5. PageRank Centrality

PageRank Centrality rendah dan tinggi

- Sebagian besar node memiliki nilai PageRank rendah, menunjukkan bahwa mayoritas akun tidak memiliki banyak tautan masuk yang kuat.
- Beberapa node memiliki nilai PageRank tinggi, menunjukkan bahwa akun-akun ini sering dirujuk oleh akun lain dalam jaringan.

Berikut ini tabel 5 node dengan PageRank tertinggi yang disajikan dalam tabel dibawah ini:

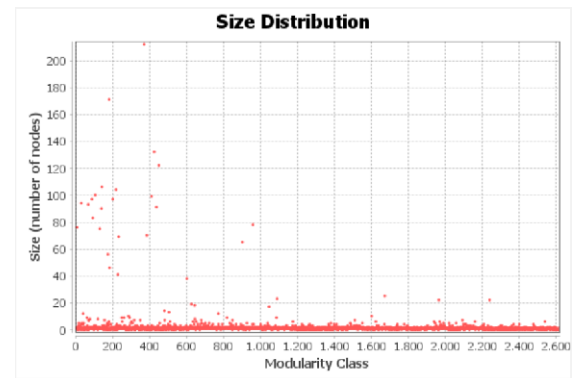
Node	PageRank
@tanyarlfs	0.005557
@brfelindra	0.005061
@ajengcute16__	0.004046
@erickthohir	0.002847
@Mdy_Asmara1701	0.002804



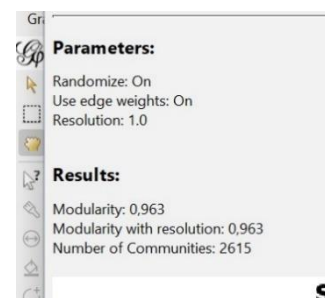
Gambar 6. PageRank Centrality

6. Modularity

Grafik dibawah ini menunjukkan distribusi ukuran komunitas berdasarkan kelas modularitas, di mana sebagian besar komunitas berukuran kecil (jumlah node di bawah 20), sementara hanya sedikit komunitas yang berukuran besar (hingga lebih dari 200 node). Distribusi ini tidak merata, dengan komunitas besar cenderung berada pada kelas modularitas bernomor kecil. Pola ini mencerminkan karakteristik umum dari jaringan skala besar yang memiliki banyak komunitas kecil dan hanya beberapa yang dominan.



Gambar 7. Distribusi Modularity



Gambar 8. Nilai Modularity

Nilai *modularity* yang dihasilkan adalah 0,963 dan komunitasnya ada sekitar 2615 kelompok.

B. Struktur Jaringan dan Interaksi Sosial

Struktur jaringan memperlihatkan bahwa hasil diskusi di platform X mengenai kasus korupsi pertamina bersifat tidak merata. Beberapa akun menempati posisi yang tidak sentral, seperti @tanyarlfs dan @brfelindra. Mereka memiliki degree centrality yang tinggi dalam menunjukkan keterlibatan aktif dalam diskusi dan menjangkau banyak akun. Akun @tanyarlfs berperan sebagai fasilitator diskusi terbuka, sering memancing interaksi dan mempromosikan partisipasi publik. Sementara itu, akun @brfelindra menunjukkan karakteristik seperti buzzer, dengan pola aktivitas yang terjadwal, menyebarkan konten persuasif, dan dilakukan secara berulang. Perbedaan peran ini menunjukan dinamika percakapan publik pada platform X, di mana sebagian akun berkontribusi pada dialog yang organik, sementara lainnya tampak mengarahkan opini secara sistematis.

Selain itu, kemunculan akun @erickthohir sebagai salah satu simpul dengan nilai *Degree Centrality* dan *PageRank* yang tinggi memperkuat validitas analisis jaringan, karena selaras dengan konteks sosial-politik kasus. Sebagai Menteri

BUMN, ia dianggap bertanggung jawab atas tata kelola Pertamina, sehingga menjadi fokus perhatian publik.

C. Peran Strategis Aktor Berdasarkan Betweenness Centrality

Akun-akun dengan *Betweenness Centrality* yang tinggi seperti @vanc1Bozz dan @V3g3l, meskipun tidak memiliki banyak koneksi langsung tetapi mereka juga menjadi peran penting dalam menjembatani informasi antar kelompok yang berbeda. Akun @vanc1Bozz, yang dapat dikategorikan sebagai aktivis digital, secara konsisten mengkritisi berbagai kebijakan politik dan mendorong terbentuknya wacana kritis di ruang digital. Sementara itu, @V3g3l berperan sebagai opini publik independen yang menyuarakan pandangan secara bebas dan tidak terafiliasi. Keberadaan akun-akun seperti ini sangat penting dalam keberhasilan penyebaran isu, karena mereka mampu menembus batas komunitas dan memperluas jangkauan percakapan lintas kelompok.

D. Pengaruh Opini Publik Berdasarkan Eigenvector Centrality dan PageRank

Akun Seperti @TOPssst, @tempodotco, dan @tanyarlfe yang memiliki nilai *Eigenvector* dan *PageRank* yang tinggi berperan sebagai pemimpin opini dan sumber pengaruh utama dalam jaringan. Mereka bukan hanya populer, tetapi juga mendapat pengakuan dari akun penting lainnya. Ini memperlihatkan bahwa kepercayaan dan reputasi digital dapat tercermin dari pola hubungan jaringan sosial.

E. Dinamika Penyebaran Informasi Berdasarkan Closeness Centrality

Analisis *Closeness Centrality* mengungkapkan adanya ketimpangan signifikan dalam keterhubungan antar aktor dalam jaringan. Terdapat kelompok inti yang sangat terkoneksi, ditunjukkan oleh sebagian besar node (4.412 node) yang memiliki nilai *closeness centrality* tertinggi, yaitu 1. Node-node ini menempati posisi strategis di pusat jaringan, memungkinkan mereka untuk mengakses dan menyebarkan informasi dengan cepat dan efisien ke seluruh bagian jaringan.

Sebaliknya, sebagian node lainnya memiliki nilai yang lebih rendah, dan banyak yang memiliki nilai 0. Hal ini menandakan bahwa mereka berada di pinggiran jaringan dan memiliki akses yang sangat terbatas terhadap informasi dari pusat. Node-node tersebut cenderung terputus dari aliran informasi utama atau membutuhkan lebih banyak langkah untuk menjangkau node-node penting lainnya.

Distribusi *Closeness Centrality* menunjukkan bahwa akses terhadap informasi dalam jaringan tidak merata. Akun dengan *Closeness Centrality* tinggi dapat menyebarkan informasi lebih cepat dan efisien dibandingkan akun lain. Sebaliknya, akun-akun dengan nilai *closeness centrality* rendah berpotensi dikesampingkan dari aliran utama informasi. Hal ini menunjukkan ketimpangan dalam akses terhadap informasi publik yang beredar di media sosial.

F. Analisis Struktur Komunitas Berdasarkan Nilai Modularity

Hasil analisis *modularity* pada jaringan percakapan ini menunjukkan nilai yang sangat tinggi, yaitu 0,963, baik pada *modularity* standar maupun *modularity* dengan resolusi. Nilai ini mendekati angka maksimal 1, yang mengindikasikan bahwa jaringan memiliki struktur komunitas yang sangat kuat dan terfragmentasi dengan jelas.

Ditemukannya 2.615 komunitas dalam jaringan memperkuat temuan ini, menunjukkan bahwa percakapan yang terjadi di media sosial tersebar dalam banyak kelompok kecil yang relatif terpisah satu sama lain. Artinya, interaksi antar akun cenderung terjadi di dalam komunitas masing-masing, dan hanya sedikit interaksi lintas komunitas. Meskipun terdapat banyak akun yang terlibat dalam percakapan, percakapan tersebut bersifat lokal atau terbatas pada kelompok tertentu. Hal ini bisa disebabkan oleh perbedaan topik, opini, atau jaringan sosial pengguna itu sendiri.

G. Hubungan Antar Metric Centrality

Ketika semua *Metric Centrality* dibandingkan, terlihat bahwa beberapa akun seperti @tanyarlfe muncul konsistensi dalam semua ukuran. Hal ini memperlihatkan bahwa akun tersebut memiliki pengaruh luas tidak hanya secara kuantitatif tetapi juga kualitatif atau pengaruh terhadap akun penting lainnya, keterlibatan dalam penghubung, dan efisiensi penyebaran informasi.

H. Implikasi Sosial dan Keterhubungan dalam Jaringan

Temuan ini menguatkan konsep jaringan skala-bebas dalam konteks media sosial, dimana sebagian kecil aktor memiliki peran dominan dalam pembentukan opini publik. Ketergantungan yang tinggi pada beberapa akun sentral menciptakan kerentanan jika akun-akun tersebut disalahgunakan atau menyebarkan disinformasi. Oleh karena itu, pemahaman terhadap struktur jaringan sosial sangat penting untuk mengidentifikasi dan memitigasi risiko-risiko yang muncul pada komunikasi publik.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengungkap dinamika penyebaran informasi dan struktur jaringan percakapan publik terkait kasus korupsi Pertamina di platform X dengan pendekatan Social Network Analysis (SNA). Hasil analisis menunjukkan bahwa jaringan diskusi ini bersifat tidak merata dan sangat terfragmentasi, tercermin dari nilai *modularity* yang tinggi (0,963) serta terbentuknya 2.615 komunitas. Hal ini menunjukkan bahwa opini publik tersebar dalam kelompok-kelompok diskusi kecil yang memiliki interaksi terbatas satu sama lain.

Struktur jaringan diskusi kasus korupsi Pertamina di platform X menunjukkan bahwa hanya sebagian kecil akun yang memegang peran sentral dalam membentuk opini publik. Akun-akun seperti @tanyarlfe, @brfelindra, @vanc1Bozz, dan @V3g3l memiliki peran strategis, baik sebagai penggerak diskusi, penyebar informasi, maupun jembatan antar komunitas. Ketimpangan ini menegaskan pentingnya memahami peran aktor dalam jaringan sosial digital, sekaligus perlunya kewaspadaan terhadap potensi penyalahgunaan pengaruh oleh akun-akun sentral.

REFERENCES

- [1] W. Capri, D. D. Cahyati, M. Hasanah, D. Prasongko, dan W. Prasetyo, "Kajian Korupsi sebagai Proses Sosial: Melacak Korupsi di Sektor Sumber Daya Alam di Indonesia," *INTEGRITAS: Jurnal Antikorupsi*, 2020, vol. 7, no. 1, pp. 121–142.

- [2] B. Titania, "Penerapan Metode Text Mining dan Social Network Analysis pada Jejaring Sosial Twitter (Studi terhadap: Dugaan Korupsi Asuransi Jiwasraya dan Dugaan Korupsi Asuransi Sosial Angkatan Bersenjata Republik Indonesia)", 2020.
- [3] M. Tsvetov and A. Kouznetsov, "Social Network Analysis for Startups: Finding Connections on the Social Web". Sebastopol, CA: O'Reilly Media, Inc., 2011.
- [4] L. Ding and P. Shi, "Social Network Analysis Application in Bulletin Board Systems," 2011 International Conference on Intelligence Science and Information Engineering, Wuhan, China, 2011, pp. 317-320, doi: 10.1109/ISIE.2011.60.
- [5] W. Gołędzinowski dan W. Blocki, "Social network analysis: From graph theory to applications," *Social Commun.*, vol. 1, pp. 151-164, 2023, doi: 10.57656/sc-2023-0012151.
- [6] D. Iacobucci, R. McBride, D. Popovich, dan M. Rouziou, "In social network analysis, which centrality index should I use?: Theoretical differences and empirical similarities among top centralities," *J. Methods Meas. Soc. Sci.*, vol. 8, no. 2, pp. 72-99, 2018, doi: 10.2458/V8I2.22991.
- [7] J. Heidemann, M. Klier, dan F. Probst, "Identifying key users in online social networks: A PageRank based approach," in *Proc. 31st Int. Conf. Inf. Syst. (ICIS)*, St. Louis, MO, USA, 2010, p. 79.
- [8] D. Diniyati, A. Triayudi, dan I. D. Solehati, "Analisa interaksi pengguna media sosial perusahaan sekuritas di Indonesia saat Covid-19 menggunakan Social Network Analysis (Studi Kasus: Indopremier dan Bursa Efek Indonesia)," *J. JTik (J. Teknol. Inform. dan Komunikasi)*, vol. 5, no. 1, pp. -, Jan. 2021, doi: 10.35870/jtik.v5i1.166.
- [9] E. G. Radjah, A. Iriani, dan D. H. F. Manongga, "Analisis terhadap tagar #LGBT di Twitter menggunakan Analisis Jaringan Sosial (SNA)," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 1, pp. 300-311, Jan. 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5476.
- [10] V. D. Blondel, J.-L. Guillaume, R. Lambiotte, and E. Lefebvre, "Fast unfolding of communities in large networks," *J. Stat. Mech. Theory Exp.*, vol. 2008, no. 10, p. P10008, Oct. 2008, doi: 10.1088/1742-5468/2008/10/P10008.
- [11] S. R. Utami, R. N. Safitri, dan Y. A. Kuncoroyakti, "Analisis jaringan dan aktor #BatalanOmnibusLaw di media sosial Twitter menggunakan Social Network Analysis (SNA)," *J. Media Commun. Sci.*, vol. 4, no. 3, pp. 135-148, Sep. 2021.
- [12] A. L. Efendi, A. Fadilla, A. C. Khoirunnisa, G. N. Bakry, dan N. Aristi, "Analisis jaringan komunikasi #Pilpres2024 pada platform Twitter," *Wacana: J. Ilm. Ilmu Komun.*, vol. 22, no. 2, pp. 219-232, Dec. 2023, doi:10.32509/wacana.v22i2.2976.
- [13] Y. Zhao, "Analysing Twitter data with text mining and social network analysis," in *Proc. 11th Australasian Data Mining Conf. (AusDM'13)*, Canberra, Australia, 2013.
- [14] F. Amin *et al.*, "SOCIAL NETWORK ANALYSIS UNTUK MENGIDENTIFIKASI AKUN KUNCI DALAM PERCAKAPAN CAPRES DI TWITTER," 2024.
- [15] J. Manajemen dan D. Bisnis, "STUDI KASUS: LAZADA, TOKOPEDIA DAN ELEVENIA," 2018.

IEEE conference templates contain guidance text for composing and formatting conference papers. Please ensure that all template text is removed from your conference paper prior to submission to the conference. Failure to remove template text from your paper may result in your paper not being published.

We suggest that you use a text box to insert a graphic (which is ideally a 300 dpi TIFF or EPS file, with all fonts embedded) because, in an MSW document, this method is somewhat more stable than directly inserting a picture.

To have non-visible rules on your frame, use the MSWord "Format" pull-down menu, select Text Box > Colors and Lines to choose No Fill and No Line.