

Deteksi Pola Informasi Terkoordinasi pada Isu RUU TNI di Twitter Menggunakan *IndoBERTweet* dan *Social Network Analysis*

1st Raihan Akbar Rabbani

Direktorat Kampus Purwokerto
Universitas Telkom
Purwokerto, Indonesia

raihanakbarabbani@student.telkomuni-
versity.ac.id

2nd Dasril Aldo

Direktorat Kampus Purwokerto
Universitas Telkom
Purwokerto, Indonesia

dasrilaldo@telkomuniversity.ac.id

3rd Maie Istighosah

Direktorat Kampus Purwokerto
Universitas Telkom
Purwokerto, Indonesia

maieistigh@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Perbincangan mengenai Rancangan Undang-Undang Tentara Nasional Indonesia memicu gelombang diskusi publik di media sosial, sehingga penting untuk memahami bagaimana informasi terkait isu ini menyebar dan membentuk opini. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola penyebaran informasi dan potensi aktivitas terkoordinasi dalam diskursus RUU TNI di Twitter dengan mengombinasikan representasi teks berbasis *IndoBERTweet* dan *social network analysis*. Sebanyak 4.740 tweet dianalisis dengan membangun graf kemiripan menggunakan cosine similarity, dilanjutkan deteksi komunitas menggunakan algoritma Louvain serta pengukuran metrik jejaring untuk menilai peran aktor dan struktur hubungan. Hasil penelitian menunjukkan terbentuknya sembilan komunitas utama dengan *modularity* 0,4103 dan dominasi aktor sentral seperti User 9 yang memiliki nilai *degree* dan *betweenness centrality* tertinggi. Pola narasi yang homogen dalam beberapa komunitas serta keterhubungan lokal yang rapat mengindikasikan bahwa penyebaran informasi tidak sepenuhnya bersifat organik. Temuan ini menegaskan efektivitas *IndoBERTweet* dan SNA dalam memetakan dinamika diskursus politik di media sosial Indonesia.

Kata kunci— *indobertweet*, *social network analysis*, *louvain*, informasi terkoordinasi, twitter, ruu tni

I. PENDAHULUAN

Media sosial telah menjadi ruang utama pembentukan dan penyebaran opini publik, terutama dalam diskursus politik. Aktivitas percakapan di Twitter tidak hanya mencerminkan pandangan masyarakat, tetapi juga membentuk arah informasi secara kolektif. Di sisi lain, keterbukaan platform ini turut mendorong munculnya praktik penyebaran informasi terkoordinasi, yaitu aktivitas terstruktur sejumlah akun untuk memperkuat narasi tertentu. Fenomena ini telah banyak dilaporkan dalam kajian global sebagai bentuk operasi pengaruh yang berpotensi memengaruhi kualitas demokrasi[1].

Di Indonesia, diskusi mengenai revisi Undang-Undang Tentara Nasional Indonesia (RUU TNI) memicu lonjakan aktivitas percakapan di media sosial. Berbagai laporan media

daring menunjukkan bahwa isu tersebut dengan cepat menjadi topik dominan di Twitter dan memicu polarisasi pandangan publik [2]. Kondisi ini mengindikasikan adanya kemungkinan pola sebaran informasi yang tidak sepenuhnya bersifat organik, melainkan mengandung unsur koordinasi antar akun.

Pendekatan *Social Network Analysis* (SNA) telah digunakan untuk mengkaji dinamika penyebaran informasi politik di Twitter. Salah satu penelitian menunjukkan bahwa analisis jaringan mampu mengidentifikasi aktor kunci dalam diskursus #Jokowi3Periode [3]. Penelitian lain juga menemukan adanya pola difusi terstruktur pada penyebaran informasi kasus kebocoran data [4], serta keterpusatan akun berpengaruh dalam isu redenominasi rupiah [5]. Namun, sebagian besar studi tersebut masih mengandalkan representasi teks berbasis TF-IDF, yang memiliki keterbatasan dalam menangkap makna semantik dan konteks percakapan.

Perkembangan transformer-based model menghadirkan pendekatan yang lebih mutakhir dalam analisis teks media sosial. *IndoBERTweet*, sebagai model khusus Twitter berbahasa Indonesia, terbukti lebih efektif dalam memetakan representasi semantik dibandingkan metode statistik tradisional [6]. Temuan komparatif terkini juga menguatkan keunggulan embedding berbasis BERT dalam memahami konteks kalimat secara lebih mendalam [7]. Selain itu, teknologi transformer telah banyak digunakan dalam analisis konten media sosial, termasuk pada tugas deteksi akun otomatis [8].

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi pola penyebaran informasi terkoordinasi pada isu RUU TNI di Twitter melalui integrasi pendekatan *IndoBERTweet* dengan *Social Network Analysis*. Jaringan similarity dibangun menggunakan cosine similarity dan dianalisis melalui deteksi komunitas algoritma Louvain. Penelitian ini diharapkan dapat menunjukkan bahwa penggunaan embedding berbasis transformer menghasilkan

struktur jaringan yang lebih representatif dalam mengungkap pola koordinasi diskursus politik di media sosial.

II. KAJIAN TEORI

Menyajikan dan menjelaskan teori-teori yang berkaitan dengan variabel-variabel penelitian. Poin subjudul ditulis dalam abjad.

A. *Social Network Analysis* pada Media Sosial

Social Network Analysis (SNA) digunakan untuk menganalisis pola hubungan antar pengguna pada media sosial dengan memodelkan interaksi sebagai graf jaringan. Setiap simpul merepresentasikan akun, sementara sisi menggambarkan relasi seperti kemiripan konten atau interaksi komunikasi. Salah satu penelitian menerapkan pendekatan ini dalam percakapan politik Twitter bertaggar #Jokowi3Periode dan menemukan bahwa *pengukuran degree centrality* mampu mengidentifikasi akun-akun berpengaruh dalam jaringan diskusi [3]. Hasil tersebut menegaskan efektivitas SNA dalam memetakan struktur aktor pada diskursus politik digital.

B. Community Detection dengan Algoritma Louvain

Community detection bertujuan untuk mengelompokkan simpul-simpul jaringan ke dalam komunitas berdasarkan kedekatan relasi antar simpul. Salah satu algoritma yang banyak digunakan adalah *Louvain*, yang bekerja dengan memaksimalkan nilai *modularity* untuk membentuk kluster jaringan secara optimal. Salah satu penelitian menerapkan cosine similarity untuk menghitung kemiripan antar tweet dan mengembangkan graf berbobot yang kemudian diproses menggunakan algoritma Louvain untuk mendeteksi komunitas percakapan Twitter [9]. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa pendekatan ini efektif menghasilkan pemetaan kluster percakapan yang lebih terstruktur.

C. Representasi Teks pada Twitter

Representasi teks menjadi komponen penting dalam analisis berbasis jaringan karena menentukan kualitas pengukuran kemiripan konten. TF-IDF masih sering digunakan sebagai pendekatan baseline karena sederhana dan efisien dalam mengkuantifikasi frekuensi istilah pada dokumen teks [10]. Namun, metode ini memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks semantik. Studi komparatif yang dilakukan oleh salah satu peneliti membuktikan bahwa embedding berbasis BERT lebih unggul dalam merepresentasikan makna kalimat secara kontekstual dibandingkan TF-IDF dan Word2Vec, khususnya untuk teks berbahasa Indonesia [7].

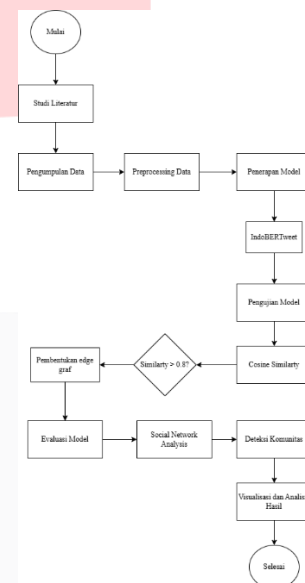
D. *IndoBERTtweet*

IndoBERTtweet merupakan model transformer yang dirancang secara khusus untuk data Twitter berbahasa Indonesia dengan inisialisasi kosakata berbasis domain media sosial [6]. Model ini terbukti efektif dalam berbagai tugas pemrosesan bahasa alami, termasuk klasifikasi teks dan analisis sentimen. Selain itu, penerapan transformer juga menunjukkan performa tinggi dalam deteksi aktivitas abnormal pada media sosial seperti bot dan kampanye terkoordinasi [8]. Meskipun berbagai penelitian telah

memanfaatkan SNA maupun transformer secara terpisah, integrasi kedua pendekatan tersebut untuk mendeteksi pola penyebaran informasi terkoordinasi dalam konteks isu politik nasional masih terbatas, sehingga menjadi dasar bagi penelitian ini.

III. METODE

Penelitian ini berfokus pada pola penyebaran informasi yang terjadi di media sosial, khususnya pada platform x atau twitter. Isu yang diangkat adalah rancangan undang undang tentara nasional Indonesia, yang sempat menjadi topik diskusi publik dan memunculkan berbagai opini serta narasi di media sosial. Pemilihan isu ini dilatar belakangi oleh tingginya tingkat keterlibatan pengguna dalam percakapan mengenai kebijakan publik, serta potensi terjadinya pola penyebaran informasi yang terkoordinasi.



GAMBAR 1
(Diagram alur penelitian)

A. Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui proses scraping pada platform Twitter menggunakan Twiter Harvest dan dengan kata kunci yang berkaitan dengan isu RUU TNI. Tweet yang diperoleh mencakup konten publik berbahasa Indonesia yang diposting selama periode pengamatan tertentu. Dari keseluruhan data awal, dilakukan proses seleksi untuk memastikan hanya tweet relevan yang digunakan, sehingga diperoleh sebanyak 4.740 tweet valid sebagai dataset penelitian.

B. Preprocessing Data

Tahap prapemrosesan dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan teks sebelum dianalisis. Proses ini meliputi penghapusan tweet duplikat, normalisasi huruf menjadi huruf kecil (case folding), penghapusan karakter tidak relevan seperti URL, emotikon, dan tanda baca, penghapusan stopwords, serta tokenisasi. Preprocessing bertujuan untuk menghasilkan bentuk teks yang bersih dan konsisten sehingga lebih optimal untuk diproses oleh model transformer.

C. Representasi Teks Menggunakan *IndoBERTweet*

Representasi semantik tweet dibangun menggunakan *IndoBERTweet*, yaitu model transformer yang dikembangkan secara khusus untuk bahasa Indonesia pada domain media sosial Twitter [6]. Model ini menghasilkan vektor embedding berdimensi 768 untuk setiap tweet, yang mampu menangkap konteks kalimat, struktur makna, serta variasi bahasa informal yang umum digunakan pada Twitter. Embedding yang dihasilkan menjadi dasar utama dalam pengukuran kemiripan antar tweet dan pembentukan jaringan percakapan.

D. Pengukuran Kemiripan Teks

Kemiripan antar tweet dihitung menggunakan Cosine Similarity, yang mengukur sudut antara dua vektor embedding. Persamaan cosine similarity dinyatakan sebagai berikut:

$$(A, B) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \times \|B\|} \quad (1)$$

Nilai similarity berada pada rentang 0 hingga 1, di mana nilai mendekati 1 menunjukkan tingkat kemiripan semantik yang tinggi. Dalam penelitian ini, pasangan tweet dengan nilai similarity $\geq 0,8$ dipertahankan sebagai relasi untuk membentuk graf jaringan.

E. Pembentukan Graf Jaringan

Graf dibangun berdasarkan hasil pengukuran similarity, di mana setiap simpul merepresentasikan tweet atau akun pengguna, sedangkan sisi merepresentasikan hubungan kemiripan konten antar simpul. Proses ini menghasilkan graf berbobot tak berarah yang menggambarkan struktur hubungan antar percakapan dalam diskursus RUU TNI.

F. Deteksi Komunitas

Deteksi komunitas dilakukan menggunakan algoritma Louvain untuk mengelompokkan simpul ke dalam komunitas berdasarkan optimasi nilai *modularity* [9]. Nilai *modularity* dihitung dengan persamaan berikut.

$$q = \frac{1}{2m} \sum_{i,j} [A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m}] \delta(c_i c_j) \quad (2)$$

Pada persamaan (2), A_{ij} menunjukkan bobot sisi antara simpul i dan j , k_i dan k_j menyatakan derajat simpul, m adalah jumlah total sisi pada jaringan dan $\delta(c_i c_j)$ bernilai 1 jika simpul berada dalam komunitas yang sama, dan 0 jika berbeda. Nilai *modularity* digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana pembagian komunitas mampu memaksimalkan kepadatan koneksi intra-komunitas dibandingkan koneksi antar komunitas. Semakin mendekati 1 nilai *modularity*, semakin kuat struktur komunitas jaringan yang terbentuk.

G. Social Network Analysis

Evaluasi struktur jaringan dilakukan menggunakan *Social Network Analysis* (SNA) melalui pengukuran beberapa metrik utama:

1. Degree Centrality

Mengukur jumlah relasi yang dimiliki setiap simpul.

$$C_D(v) = \frac{\deg(v)}{n-1} \quad (3)$$

Pada persamaan (3), $\deg(v)$ Jumlah sisi edge yang terhubung dengan v dan n yaitu jumlah total simpul dalam graf. Metrik ini digunakan untuk mengidentifikasi simpul dengan tingkat konektivitas tinggi yang berpotensi menjadi pusat penyebaran informasi.

2. Betweenness Centrality

Menilai peran simpul sebagai penghubung jalur informasi antar komunitas.

$$C_B(v) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}} \quad (4)$$

Pada persamaan (4), σ_{st} , jumlah jalur terpendek dari simpul s ke simpul t , dan $\sigma_{st}(v)$, jumlah jalur terpendek dari s ke t yang melalui simpul v .

3. Clustering Coefficient

Mengukur kecenderungan pembentukan kelompok lokal di sekitar simpul.

$$C_D(v) = \frac{2e_v}{k_v(k_v-1)} \quad (5)$$

Pada persamaan (5), e_v merupakan jumlah sisi di antara tetangga simpul v dan k_v adalah *degree* simpul tersebut. *Clustering coefficient* mengukur kecenderungan simpul membentuk kelompok lokal atau subkluster dalam jaringan.

4. Density

Menunjukkan tingkat keterhubungan jaringan secara keseluruhan.

$$D = \frac{2m}{n(n-1)} \quad (6)$$

Pada persamaan (6), D merupakan jumlah sisi dan N jumlah simpul jaringan. *Density* merepresentasikan tingkat kepadatan koneksi antar simpul secara keseluruhan, yang menunjukkan intensitas interaksi percakapan dalam diskursus isu RUU TNI.

H. Visualisasi dan Interpretasi Hasil

Hasil deteksi komunitas dan pengukuran metrik SNA divisualisasikan dalam bentuk graf jejaring untuk mempermudah interpretasi struktur hubungan percakapan. Visualisasi digunakan untuk mengidentifikasi kelompok naratif dominan, simpul pusat, serta keterkaitan antar komunitas guna menafsirkan indikasi terjadinya pola penyebaran informasi terkoordinasi pada isu RUU TNI di Twitter.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

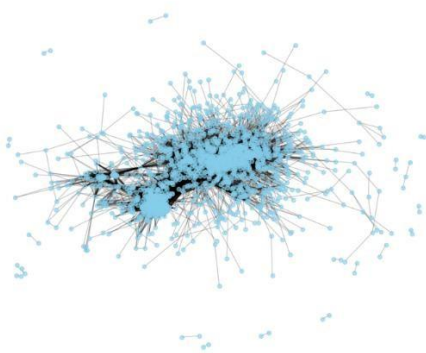
Bagian ini menyajikan hasil analisis jejaring percakapan terkait isu RUU TNI di Twitter yang dibangun menggunakan representasi teks berbasis *IndoBERTweet* dan dianalisis melalui pendekatan *Social Network Analysis* (SNA). Dari total 4.740 tweet yang berhasil diproses, terbentuk sebuah jejaring similarity antar akun yang terdiri atas 1.943 simpul dan 57.962 sisi relasi. Struktur jaringan tersebut terbagi ke dalam 25 komponen terhubung, dengan satu komponen utama yang mendominasi jaringan karena mencakup 1.883 simpul. Proses deteksi komunitas menggunakan algoritma

Louvain menghasilkan sembilan komunitas utama dengan nilai *modularity* sebesar 0,4103. Nilai ini menunjukkan keberadaan struktur komunitas yang cukup kuat, di mana interaksi dalam kelompok berlangsung lebih intens dibandingkan hubungan antar kelompok yang berbeda. Sementara itu, nilai *density* jaringan yang relatif rendah, yakni sebesar 0,0327, mengindikasikan bahwa konektivitas antar akun secara keseluruhan tidak merata dan tidak semua simpul saling terhubung langsung. Temuan ini menunjukkan bahwa percakapan mengenai RUU TNI di Twitter cenderung terfragmentasi ke dalam kelompok-kelompok diskusi tertentu, dengan pola interaksi yang lebih rapat di dalam komunitas masing-masing dan keterhubungan yang terbatas antar komunitas.

A. Struktur Umum Jaringan

Struktur jaringan awal ditampilkan pada Gambar 2. Visualisasi ini memperlihatkan keseluruhan graf *IndoBERTweet* dengan basis kemiripan konten (*cosine similarity* $\geq 0,8$). Sebagian besar simpul berkumpul pada satu area pusat yang sangat padat, sementara simpul lain menyebar di bagian tepi sebagai simpul perifer dengan koneksi lebih sedikit.

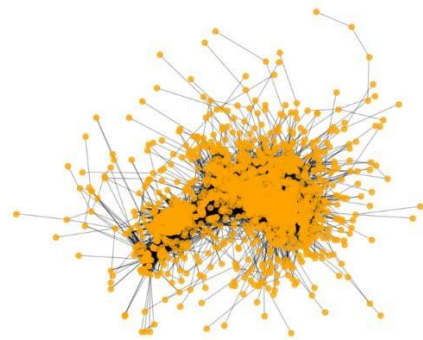
Graf Awal - IndoBERTweet (seluruh graf)



GAMBAR 2
(Graf awal)

Ketika hanya komponen terbesar yang ditampilkan Gambar 3, pola *core-periphery* terlihat lebih jelas. Inti jaringan diisi oleh simpul-simpul dengan banyak koneksi yang saling berkaitan, sedangkan di sekelilingnya terdapat simpul yang hanya terhubung ke satu atau beberapa simpul inti. Pola ini menunjukkan bahwa percakapan mengenai RUU TNI tidak tersebar secara merata, melainkan berpusat pada sekelompok akun yang berperan sebagai penggerak utama arus informasi.

Graf Komponen Terbesar - IndoBERTweet



GAMBAR 3
(Graf Komponen Terbesar)

Jejaring yang didominasi satu komponen besar 1.883 dari 1.943 simpul juga mengindikasikan bahwa wacana RUU TNI membentuk satu ruang diskusi yang saling terhubung, bukan beberapa ruang diskusi yang benar-benar terpisah. Hanya sebagian kecil akun yang berada di luar komponen utama dan cenderung membentuk percakapan kecil yang terisolasi.

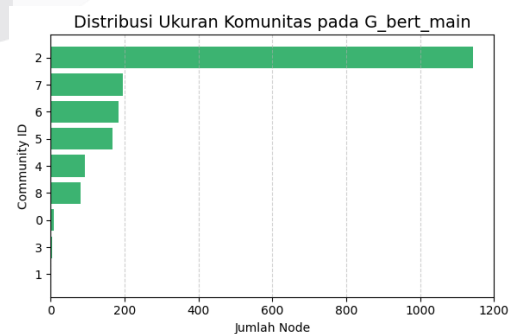
B. Distribusi Komunitas Louvain

Penerapan algoritma Louvain menghasilkan sembilan komunitas utama. Distribusi ukuran komunitas disajikan pada Tabel 1 dan divisualisasikan pada Gambar 4.

TABEL 1
(Distribusi Komunitas)

Komunitas	Jumlah Node
2	1143
7	196
6	185
5	168
4	93
8	81
0	9
3	5
1	3

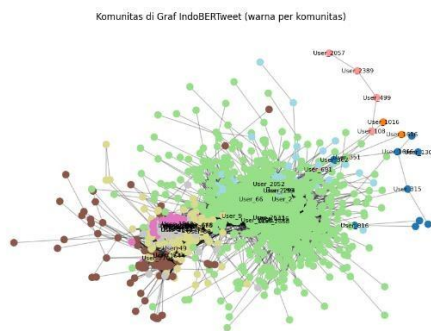
Komunitas 2 menjadi klaster terbesar dengan 1.143 simpul, diikuti komunitas 7 (196 simpul), 6 (185 simpul), dan 5 (168 simpul). Komunitas lain memiliki ukuran yang jauh lebih kecil, bahkan ada yang hanya terdiri dari 3–9 simpul.



GAMBAR 4
(Visualisasi Distribusi Komunitas)

Dominasi komunitas 2 menunjukkan bahwa sebagian besar akun yang membicarakan RUU TNI terhimpun dalam satu kelompok besar yang berbagi kedekatan makna tweet. Komunitas dengan ukuran lebih kecil merepresentasikan subdiskursus yang lebih spesifik atau kelompok akun dengan pola interaksi yang terbatas.

Visualisasi komunitas dengan pewarnaan berbeda pada Gambar 5 memperlihatkan bahwa komunitas-komunitas tersebut tidak tercampur secara acak, melainkan membentuk blok-blok yang cukup jelas. Hal ini konsisten dengan nilai *modularity* yang menunjukkan adanya pemisahan narasi yang kuat di dalam jaringan.



GAMBAR 5
(Visualisasi Graf Komunitas)

C. Aktor Sentral dalam Jaringan

Untuk mengidentifikasi akun yang berperan penting dalam penyebaran informasi, dilakukan pengukuran *degree centrality* dan *betweenness centrality*. Lima akun dengan nilai *degree centrality* tertinggi ditampilkan pada Tabel 2.

TABEL 2
(Degree Centrality)

Username	Degree Centrality
User_9	0.4718
User_675	0.2078
User_2140	0.1966
User_667	0.1939
User_2139	0.1908

Akun User_9 menempati posisi teratas dengan nilai *degree centrality* 0,4718, jauh di atas akun lain seperti User_675 (0,2078) dan User_2170 (0,1966). Artinya, User_9 memiliki jumlah koneksi langsung paling banyak dibanding akun lain di jaringan ini.

Hasil pengukuran *betweenness centrality* Tabel 3 menunjukkan pola yang selaras.

TABEL 3
(Betweenness Centrality)

Username	Betweenness Centrality
User_9	0.5273
User_675	0.0225
User_668	0.0174
User_2633	0.0162

User_43	0.0155
---------	--------

User_9 kembali menempati posisi tertinggi dengan nilai *betweenness centrality* 0,5273, sedangkan akun lain seperti User_675, User_668, dan User_2633 memiliki nilai yang jauh lebih kecil. Nilai ini menunjukkan bahwa User_9 sering dilalui jalur terpendek antar simpul, sehingga berperan sebagai penghubung strategis antara berbagai bagian jaringan.

Secara struktural, kombinasi *degree* dan *betweenness centrality* yang tinggi membuat User_9 dapat dianggap sebagai aktor kunci dalam diskursus RUU TNI. Akun ini bukan hanya aktif terhubung dengan banyak akun lain, tetapi juga berada pada posisi yang memungkinkan dirinya menjembatani narasi antar komunitas.

D. Karakter Narasi per Komunitas

Analisis isi terhadap tweet dari beberapa akun dominan menunjukkan bahwa tiap komunitas memiliki karakter narasi yang berbeda.

1. Komunitas 2 didominasi oleh akun seperti User_9, User_1416, dan User_2633, dengan narasi yang cenderung kritik terhadap RUU TNI. Tweet dalam komunitas ini banyak membahas kekhawatiran terhadap pelemahan demokrasi, potensi kembalinya praktik dwifungsi militer, dan risiko represi negara terhadap warga sipil. Narasi yang muncul konsisten dan berulang, sehingga membentuk satu klaster besar penolak kebijakan.
2. Komunitas 7, 5, dan 6 diisi oleh akun-akun seperti User_675, User_667, User_1346, dan User_2170. Narasi yang muncul umumnya mendukung RUU TNI, dengan penekanan pada pentingnya penguatan pertahanan negara, kesiapan TNI menghadapi ancaman siber dan radikalisme, serta perlunya adaptasi terhadap tantangan keamanan modern. Bahasa yang digunakan cenderung seragam dan terstruktur, seolah menyampaikan pesan yang disusun dengan tema yang sama.
3. Komunitas 4 berisi campuran antara narasi dukungan dan penolakan, namun banyak menyinggung konteks politik dan demokrasi secara eksplisit. Akun seperti User_89 dan User_631, misalnya, sering menyebut RUU TNI dalam relasi dengan RUU lain dan menyuarakan kekhawatiran terhadap arah demokrasi Indonesia.
4. Komunitas 3 dan 1 lebih banyak diisi oleh diskusi teknis dan pertanyaan informatif, misalnya mengenai ketersediaan dokumen RUU, proses legislasi, atau sekadar menanyakan apakah isu tersebut masih dibahas.
5. Komunitas 8 dan 0 berisi akun dengan konten yang relatif tidak politis atau percakapan umum yang hanya sesekali menyinggung RUU TNI. Ini menunjukkan bahwa sebagian hubungan semantik terbentuk karena kemunculan kata kunci yang sama, tetapi konteks percakapannya tidak sepenuhnya politis.

Pola ini memperlihatkan bahwa jaringan tidak hanya memisahkan akun berdasarkan siapa terhubung dengan siapa, tetapi juga berdasarkan jenis narasi yang mereka bawa. *IndoBERTweet* berperan penting di sini karena mampu mengelompokkan tweet dengan makna yang mirip, meskipun redaksi kalimatnya berbeda.

E. Klasterisasi Lokal

Analisis *clustering coefficient* per komunitas memberikan gambaran mengenai kekompakan hubungan di dalam masing-masing klaster. Rata-rata *clustering coefficient* disajikan pada Tabel 4.

TABEL 4
(Clustering Coefficient)

Komunitas	Clustering Coefficient
5	0.7380
8	0.7119
6	0.7087
7	0.6662
4	0.6487
2	0.3655
0	0.0000
3	0.0000
1	0.0000

Komunitas 5 memiliki nilai rata-rata *clustering* tertinggi (0,7380), diikuti komunitas 8 (0,7119) dan 6 (0,7087). Nilai ini mengindikasikan bahwa akun-akun di dalam komunitas tersebut cenderung saling terhubung satu sama lain, membentuk kelompok yang relatif rapat. Dalam konteks penyebaran informasi, struktur seperti ini memudahkan sebuah narasi untuk beredar dan menguat di dalam kelompok yang sama.

Sebaliknya, komunitas terbesar yakni komunitas 2 memiliki rata-rata *clustering coefficient* yang lebih rendah (0,3655). Hal ini wajar karena ukuran komunitas yang sangat besar membuat hubungan antar semua simpul di dalamnya tidak mungkin merata. Meskipun demikian, nilai tersebut masih cukup tinggi untuk menunjukkan adanya subkelompok di dalam komunitas yang saling terhubung secara intensif.

Komunitas-komunitas dengan nilai *clustering* mendekati nol (0, 1, dan 3) umumnya berukuran sangat kecil dan berperan lebih sebagai pinggir jaringan. Mereka tidak banyak mempengaruhi arus utama informasi, tetapi tetap menjadi bagian dari keseluruhan lanskap percakapan.

F. Karakter Narasi per Komunitas

Jika melihat secara bersamaan struktur komunitas, peran aktor sentral, serta pola *clustering*, terlihat indikasi bahwa penyebaran informasi terkait RUU TNI tidak bersifat sepenuhnya organik. Beberapa ciri yang mendukung kesimpulan ini antara lain.

1. Konsentrasi pengaruh pada sedikit akun, terutama User_9 yang memiliki nilai *degree* dan *betweenness centrality* yang jauh lebih tinggi dibanding akun lain.
2. Narasi yang sangat homogen di dalam komunitas pro maupun kontra RUU TNI, dengan pengulangan pola kalimat dan framing isu yang serupa.
3. Kekompakan lokal yang tinggi pada beberapa komunitas pendukung kebijakan, yang memudahkan penyebaran pesan dalam kelompok tertutup.
4. Keberadaan akun jembatan yang menghubungkan komunitas berbeda, sehingga pesan dari satu klaster dapat mengalir ke klaster lain.

Ciri-ciri tersebut sejalan dengan temuan literatur mengenai perilaku terkoordinasi di media sosial, di mana sekelompok akun berperan memperkuat satu narasi tertentu melalui struktur jaringan yang saling terhubung rapat dan terpusat pada beberapa simpul kunci.

G. Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi embedding *IndoBERTtweet* dan analisis jaringan mampu mengungkap struktur percakapan politik yang tidak mudah terlihat dari permukaan. Representasi semantik yang dihasilkan *IndoBERTtweet* membuat tweet-tweet dengan makna serupa terkumpul dalam komunitas yang konsisten secara topik, baik dalam narasi penolakan maupun dukungan terhadap RUU TNI.

Dari sisi metodologis, pendekatan ini memberikan dua keuntungan. Pertama, *IndoBERTtweet* memungkinkan pengukuran kemiripan teks yang lebih peka terhadap konteks, sehingga graf similarity yang dibentuk merefleksikan kedekatan makna, bukan hanya kesamaan kata. Kedua, integrasi dengan SNA memungkinkan identifikasi komunitas, aktor sentral, dan pola hubungan yang menjadi dasar penarikan kesimpulan mengenai kemungkinan adanya pola penyebaran informasi terkoordinasi.

Temuan ini membuka peluang pengembangan penelitian lanjutan, misalnya dengan menambahkan dimensi analisis temporal untuk melihat bagaimana komunitas dan aktor sentral berubah dari waktu ke waktu, atau dengan mengintegrasikan analisis sentimen untuk menelaah dinamika emosi dalam tiap komunitas. Selain itu, pendekatan serupa dapat diterapkan pada isu kebijakan publik lainnya untuk memberikan gambaran lebih luas mengenai bagaimana opini dan narasi politik terbentuk serta disebar di media sosial.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi *IndoBERTtweet* dan *Social Network Analysis* (SNA) mampu memetakan struktur percakapan mengenai isu RUU TNI secara lebih akurat dibanding pendekatan berbasis kata. Representasi semantik *IndoBERTtweet* berhasil membentuk jaringan similarity yang konsisten, sehingga klaster narasi dapat diidentifikasi dengan jelas melalui algoritma Louvain.

Hasil analisis memperlihatkan bahwa jaringan percakapan didominasi satu komponen besar dengan sembilan komunitas utama yang masing-masing membawa

karakter narasi berbeda. Sejumlah komunitas menunjukkan *clustering coefficient* tinggi, menandakan adanya interaksi lokal yang intens dan berpotensi menjadi saluran penyebaran narasi yang seragam. Akun User 9 muncul sebagai aktor paling sentral berdasarkan nilai *degree* dan *betweenness centrality*, memperlihatkan perannya sebagai penghubung utama dalam aliran informasi.

Konsistensi narasi dalam beberapa komunitas, kehadiran simpul yang sangat sentral, serta kekompakan struktur lokal mengindikasikan bahwa percakapan terkait RUU TNI tidak berlangsung sepenuhnya organik dan mungkin memuat pola koordinasi tertentu. Temuan ini selaras dengan karakteristik operasi informasi terstruktur yang banyak dibahas dalam studi literatur.

Penelitian ini masih terbatas pada analisis statis jaringan dan belum mempertimbangkan dinamika temporal serta klasifikasi tipe akun. Penelitian selanjutnya dapat memperkaya analisis dengan memeriksa perubahan jaringan dari waktu ke waktu, mendeteksi akun otomatis atau bot, serta mengintegrasikan data interaksi lain seperti retweet dan mention untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai pola koordinasi di media sosial.

REFERENSI

- [1] L. Cima, L. Mannocci, M. Avvenuti, M. Tesconi, and S. Cresci, "Coordinated Behavior in Information Operations on Twitter," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 61568–61585, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3393482.
- [2] "Tagar Tolak Revisi UU TNI Menggema di Medsos Usai Terbongkar Rapat DPR di Fairmont | tempo.co." Accessed: Jun. 01, 2025. [Online]. Available: <https://www.tempo.co/hukum/tagar-tolak-revisi-uu-tni-menggema-di-medsos-usai-terbongkar-rapat-dpr-di-fairmont-1220518>
- [3] A. A. Deliar, M. Liviani, M. Fitria, Z. Az-Zahra, R. Siti, and A. Musyarofah, "Analisis Jaringan dan Aktor #Jokowi3Periode di Media Sosial Twitter Menggunakan Social Network Analysis," *Journal Of Media and Communication Science*, vol. 5, no. 3, pp. 154–164, 2022.
- [4] M. Novrizal Ghiffari and A. Nurliana, "Analisis Pola Penyebaran Informasi Insiden Kebocoran Data Melalui Pendekatan Social Network Analysis (SNA)," *INFO KRIPTO Jurnal Ilmiah Kriptologi*, vol. 17, May 2023, doi: <https://doi.org/10.56706/ik.v17i1.71>.
- [5] M. Purnama, F. Yulistina, I. Aisyah, S. Rasyidah, and D. Juniati, "Aplikasi Topologi Jaringan pada Akun Twitter Paling Berpengaruh Terkait Redenominasi Rupiah dengan Metode SNA," *MATHunesa Jurnal Ilmiah Matematika*, vol. 12 No 01, 2024.
- [6] F. Koto Jey Han Lau Timothy Baldwin, "INDOBERTWEET: A Pretrained Language Model for Indonesian Twitter with Effective Domain-Specific Vocabulary Initialization," *ACL Anthology*, pp. 10660–10668, Nov. 2021, doi: <https://doi.org/10.18653/v1/2021.emnlp-main.833>.
- [7] Sutriawan, S. Rustad, G. F. Shidik, and Pujiono, "Performance Evaluation of Text Embedding Models for Ambiguity Classification in Indonesian News Corpus: A Comparative Study of TF-IDF, Word2Vec, FastText BERT, and GPT," *Ingenierie des Systemes d'Information*, vol. 30, no. 6, pp. 1469–1482, Jun. 2025, doi: 10.18280/isi.300606.
- [8] M. Heidari and J. H. Jones, "Using BERT to Extract Topic-Independent Sentiment Features for Social Media Bot Detection," in *2020 11th IEEE Annual Ubiquitous Computing, Electronics and Mobile Communication Conference, UEMCON 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Oct. 2020, pp. 0542–0547. doi: 10.1109/UEMCON51285.2020.9298158.
- [9] A. Irsyad and N. A. Rakhmawati, "Community detection in twitter based on tweets similarities in indonesian using cosine similarity and louvain algorithms," *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, vol. 6, no. 1, pp. 22–31, 2020, doi: 10.26594/register.v6i1.1595.
- [10] S. A. Zikrina and Fitriyani, "Advancing Hate Speech Detection in Indonesian Language Using Graph Neural Networks and TF-IDF," *Jurnal RESTI*, vol. 9, no. 1, pp. 137–145, Feb. 2025, doi: 10.29207/resti.v9i1.6179.