

Analisis Jaringan Sosial Triliunan Rupiah Makan Bergizi Gratis Di Media Sosial X

Indri Anjar Kartika Sari^{1*}, Catur Suratnoaji², Agus Widiyarta³

¹⁻³ Magister Ilmu Komunikasi Fakultas Ilmu Budaya dan Politik UPN Veteran Jawa Timur

*Corresponding Email: 25067020011@student.upnjatim.ac.id¹

Abstrak: Program Makan Bergizi Gratis (MBG) merupakan salah satu kebijakan strategis pemerintah Indonesia yang dirancang sebagai intervensi sosial-kesehatan berskala nasional untuk mendukung pembangunan sumber daya manusia menuju visi Indonesia Emas 2045. Program ini memiliki konsekuensi fiskal yang besar: pada tahap awal implementasi tahun 2025 pemerintah mengalokasikan Rp71 triliun dari APBN, dan pagu indikatif 2026 sempat disesuaikan dari Rp335 triliun menjadi Rp268 triliun. Di tengah skala program yang besar ini, sejumlah persoalan tata kelola dan operasional — termasuk penghentian sementara ribuan unit SPPG, dugaan pengadaan fiktif, dan kontroversi impor wadah makanan — memunculkan gelombang kritik dan sindiran digital di platform X yang berpotensi mengikis kepercayaan publik. Penelitian ini menggunakan pendekatan campuran (mixed methods) yang memadukan Social Network Analysis (SNA) berbasis NetworkX dan Algoritma Louvain dengan klasifikasi emosi dan deteksi sindiran berbasis IndoBERT, untuk memetakan struktur jaringan komunikasi, aktor dominan, serta pola afektif warganet dalam diskursus Program MBG selama periode Maret–Mei 2026. Korpus resmi penelitian terdiri atas 973 aktor (nodes) yang terhubung melalui 658 relasi mention (edges), membentuk 332 komponen jaringan. Hasil analisis SNA menunjukkan nilai modularity sebesar 0,9837 — jauh melampaui ambang 0,3 (Newman, 2006) — yang mengindikasikan fragmentasi jaringan yang sangat tinggi; komponen jaringan terbesar hanya mencakup sekitar 9% dari total aktor. Akun @grok dan @prabowo teridentifikasi sebagai aktor dengan sentralitas tertinggi dalam jaringan. Evaluasi model IndoBERT untuk klasifikasi emosi dan deteksi sindiran pada testing set mengungkap cacat pada pelabelan data uji, sehingga hasil klasifikasi emosi dan sindiran, serta sintesis kuantitatif terhadap konsep phygital gap dari Marketing 6.0, belum dapat dirampungkan secara valid pada tahap penulisan ini dan menjadi bagian dari keterbatasan penelitian yang diakui secara terbuka.

Kata kunci: Program Makan Bergizi Gratis, Social Network Analysis, Sindiran Digital, IndoBERT, Marketing 6.0, Phygital Gap, Twitter/X.

Abstract: The Free Nutritious Meals Program (Program Makan Bergizi Gratis—MBG) is one of the Indonesian government's strategic policies designed as a nationwide social-health intervention to support human resource development toward the Golden Indonesia 2045 vision. The program has substantial fiscal consequences: during the initial implementation stage in 2025, the government allocated IDR 71 trillion from the State Budget, while the indicative budget ceiling for 2026 was adjusted from IDR 335 trillion to IDR 268 trillion. Amid the large scale of the program, a number of governance and operational issues — including the temporary suspension of thousands of SPPG units, alleged fictitious procurement, and controversy surrounding imported food containers — generated waves of criticism and digital sarcasm on platform X that potentially erode public trust. This study employed a mixed-methods approach combining NetworkX- and Louvain Algorithm-based Social Network Analysis (SNA) with IndoBERT-based emotion classification and sarcasm detection to map communication network structures, dominant actors, and the affective patterns of netizens in discourse surrounding the MBG Program during the March–May 2026 period. The official research corpus consisted of 973 actors (nodes) connected through 658 mention relationships (edges), forming 332 network components. The SNA results showed a modularity value of 0.9837 — far exceeding the 0.3 threshold (Newman, 2006) — indicating a very high level of network fragmentation; the largest network component accounted for only around 9% of all actors. The @grok and @prabowo accounts were identified as the actors with the highest centrality in the network. Evaluation of the IndoBERT model for emotion classification and sarcasm detection on the testing set revealed defects in the labeling of the test data. Consequently, the results of emotion classification and sarcasm detection, as well as the quantitative synthesis of the phygital gap concept from Marketing 6.0, could not yet be validly completed at the time of writing and were openly acknowledged as part of the study's limitations.

Keywords: Free Nutritious Meals Program, Social Network Analysis, Digital Sarcasm, IndoBERT, Marketing 6.0, Phygital Gap, Twitter/X.

PENDAHULUAN

Program Makan Bergizi Gratis (MBG) tidak pernah diposisikan sekadar sebagai bantuan pangan musiman. Pemerintah menempatkannya sebagai salah satu tumpuan pembangunan

sumber daya manusia menuju Indonesia Emas 2045, dengan target konkret menekan prevalensi stunting nasional yang pada 2022 masih berada di kisaran 21,6 persen. Besarnya ambisi tersebut terlihat dari anggaran tahap awal pelaksanaan tahun 2025 sebesar Rp71 triliun dari Anggaran Pendapatan dan Belanja Negara. Memasuki 2026, pagu indikatif MBG yang semula dipatok Rp335 triliun dikoreksi menjadi Rp268 triliun. Dadan Hindayana selaku Kepala Badan Gizi Nasional menjelaskan bahwa selisih Rp67 triliun tersebut berasal dari dana cadangan pada Bagian Anggaran Bendahara Umum Negara yang dikembalikan ke kas negara (Bloomberg, 2026). Penjelasan teknokratis tersebut tidak sepenuhnya mampu menembus persepsi publik yang telanjur membaca perubahan angka sebagai bentuk pemangkasan program. Realisasi sampai 30 April 2026 tercatat mencapai Rp75 triliun dengan 61,96 juta penerima manfaat melalui 27.952 titik Satuan Pelayanan Pemenuhan Gizi (SPPG).

Kesenjangan antara bahasa birokrasi dan cara publik memahami kebijakan menjadi titik rawan munculnya *distrust* terhadap program berskala besar. Persoalan tersebut semakin kuat ketika narasi pencapaian administratif berhadapan dengan berbagai masalah operasional. Badan Gizi Nasional mencatat 4.581 unit SPPG dihentikan sementara sejak awal 2025 untuk menjalani perbaikan mutu, sedangkan 1.152 unit lainnya masih berstatus ditangguhkan hingga Mei 2026 (ANTARA, 2026). Dugaan pengadaan SPPG fiktif, kontroversi impor wadah makanan atau “ompreng”, serta kasus keracunan yang menimpa siswa menampilkan dua wajah program yang saling berlawanan: pemerintah menyampaikan capaian dalam bentuk angka, sedangkan masyarakat menyaksikan berbagai persoalan implementasi di lapangan. Kondisi ini juga disadari Badan Gizi Nasional. Khairul Hidayati, Kepala Biro Hukum dan Humas BGN, menegaskan bahwa derasnya arus informasi dapat memunculkan hoaks dan persepsi negatif sehingga komunikasi yang gesit, akurat, dan responsif menjadi fondasi penting dalam menjaga reputasi MBG (BGN, 2026).

BGN–Komdigi Perkuat Komunikasi Publik, Kunci Sukses Program MBG

Nomor: SIPERS-189/BGN/04/2026

Siaran Pers • 6 April 2026



Bekasi – Keberhasilan Program Makan Bergizi Gratis (MBG) tidak hanya ditentukan oleh kelancaran distribusi makanan, tetapi juga oleh kekuatan strategi komunikasi publik yang terstruktur, terukur, dan mampu membangun kepercayaan masyarakat. Hal ini disampaikan langsung oleh Kepala Biro Hukum dan Humas BGN, Khairul Hidayati dalam Rapat Koordinasi Kerja Sama Komunikasi Publik Program MBG bersama Kementerian Komdigi di Bekasi, Senin (6/4).

Gambar 1. Rapat Koordinasi BGN–Kementerian Komdigi terkait Penguatan Komunikasi Publik Program MBG, Bekasi, 6 April 2026 (Sumber: Biro Hukum dan Humas BGN (bgn.go.id)).

Platform X menjadi salah satu ruang digital yang menampung perdebatan mengenai kebijakan tersebut. Karakter X yang mengutamakan teks pendek, kecepatan sebar, dan budaya *reply-thread* menjadikannya ruang bagi perdebatan kebijakan publik yang sarat argumentasi tekstual. Kritik warganet tidak selalu disampaikan menggunakan bahasa lugas, tetapi juga melalui ironi, sindiran, dan perpaduan teks dengan emoji. Kalimat yang secara literal terdengar positif dapat berbalik makna ketika dipertemukan dengan konteks atau simbol visual tertentu. Pertentangan antara teks literal dan penanda visual tersebut berkaitan dengan inkongruensi

makna yang menjadi salah satu ciri sindiran digital (Camp, 2012). Fenomena ini selaras dengan *Networked Crisis Communication* yang dikemukakan (Schultz et al., 2011), bahwa krisis pada era media sosial tidak lagi bergerak secara linear dari pusat kekuasaan menuju publik, tetapi menyebar secara jaringan karena setiap simpul dapat berperan sebagai produsen sekaligus penyebar narasi tandingan. Sindiran dalam konteks tersebut tidak hanya menjadi ekspresi individual, tetapi dapat merepresentasikan ketidakpuasan kolektif yang bergerak melalui jaringan komunikasi digital.

Kompleksitas bahasa tersebut menghadirkan kelemahan bagi analisis sentimen konvensional yang hanya membagi pesan menjadi positif, negatif, dan netral. Kalimat yang secara leksikal tampak memuji dapat terbaca positif ketika model tidak mampu membaca emoji sebagai penanda ironi, meskipun muatan emosional sesungguhnya berupa kemarahan, kejiikan, atau sindiran. IndoBERT menjadi relevan karena mampu memahami konteks kalimat secara dua arah serta memungkinkan klasifikasi emosi yang lebih granular. Dataset awal cuitan MBG juga memperlihatkan adanya teks yang berpotensi salah dipahami apabila hanya dibaca menggunakan klasifikasi sentimen biner. Pola tersebut menjadi dasar penting penggunaan model yang mempertimbangkan inkongruensi teks dan emoji.

Tabel 1. Contoh Cuitan yang Salah Terklasifikasi sebagai Sentimen Biner Positif/Negatif, Padahal Bermuatan Sindiran

No.	Cuplikan Cuitan	Klasifikasi Biner (Naif)	Emoji Sindiran	Makna Sebenarnya
1	“Sedangkan kasus MBG, IKN mangkrak, orang-orang itu pada hidup tenteram... what a dzalim country”	Positif (kata ‘tenteram’ terbaca sebagai kepuasan)	😊	Sindiran atas kemakmuran semu yang ditampilkan pemerintah di tengah proyek yang justru mangkrak
2	“Udah heboh teriak korupsi 4 triliun, eh pas dicek data aslinya cuma 215 miliar buat ratusan titik... malu-maluin!”	Netral/informatif (menyampaikan angka perbandingan)	😏 😊	Ejekan terhadap pihak yang dianggap menyebar tuduhan berlebihan tanpa verifikasi data
3	“Insiden tak higienis terjadi dalam program makan bergizi gratis di SMKN 8 Semarang, setelah ditemukan seekor tikus keluar dari boks pengiriman makanan”	Netral (menyerupai laporan berita)	😐 😐	Ungkapan jengkel dan sinis terhadap standar kebersihan program, bukan sekadar informasi
4	“Demi program yang ‘katanya’ perbaikan gizi, tapi malah mengorbankan nasib orang banyak”	Negatif (kalimat sudah bermuatan kecewa)	😞 😞 😞	Sindiran berlapis; emoji malaikat menyindir klaim kebaikan yang pada kenyataannya merugikan
5	“...apakah untuk menjaga sterilitas makanan biar tidak tercemar polusi dari luar? Luar biasa sekali SOP-nya kalau iya”	Positif (frasa ‘luar biasa sekali’ terbaca sebagai pujian)	😊 😊	Sindiran atas kegagalan pembangunan pagar seng di sekitar dapur SPPG

Pola pada Tabel 1 menunjukkan bahwa kalimat yang terdengar netral, informatif, atau bahkan seperti pujian dapat berubah menjadi sindiran ketika emoji dan konteks keseluruhan diperhitungkan. Kompleksitas tersebut tidak cukup dijelaskan melalui analisis muatan pesan saja karena penyebaran narasi kritis juga bergantung pada struktur interaksi antarakun. *Social Network Analysis* memandang interaksi digital sebagai graf yang dapat diukur secara matematis untuk mengidentifikasi pola keterhubungan, aktor dominan, dan polarisasi jaringan (Easley & Kleinberg, 2010). Penjajakan awal penelitian pada Februari 2025 mencatat 2.414 aktor (*nodes*) yang terhubung melalui 3.483 relasi (*edges*), dengan nilai *modularity* sebesar 0,7130. Nilai tersebut berada jauh di atas ambang 0,3 yang digunakan sebagai indikator kuatnya polarisasi jaringan (Newman, 2006). Data tersebut hanya digunakan sebagai konteks

awal penelitian karena korpus resmi dikumpulkan secara terpisah pada periode Maret–Mei 2026.

Kajian terdahulu menunjukkan bahwa pendekatan pemrosesan bahasa maupun analisis jaringan masih memiliki ruang untuk diintegrasikan. (Riza & Charibaldi, 2021) menggunakan FastText dan LSTM untuk deteksi emosi bahasa Indonesia, sedangkan (Fera Fanesya et.al, 2019) menggunakan Naïve Bayes untuk klasifikasi sentimen umum. Kedua pendekatan tersebut masih memiliki keterbatasan dalam menangkap makna tersirat dan konteks tersembunyi. (Chiorrini et al., 2021) memperlihatkan kemampuan BERT dengan mekanisme *attention* yang lebih baik dalam membaca konteks teks Twitter, meskipun pengujiannya masih terbatas pada korpus berbahasa Inggris. Kajian struktur jaringan yang dilakukan (Sulafasyah, 2026) pada isu keracunan Program MBG serta (Wibowo et.al, 2024) pada diskursus politik menunjukkan bahwa metrik *degree*, *betweenness*, dan *modularity* mampu mengungkap aktor dan pola polarisasi, tetapi belum mengintegrasikan muatan emosi dan sindiran secara mendalam.

Kerangka Marketing 6.0 memberikan dimensi teoretis untuk membaca persoalan tersebut melalui konsep *phygital gap*, yaitu kesenjangan antara pengalaman digital yang dijanjikan dan pengalaman fisik yang benar-benar diterima (Kotler et al., 2023). Konsep ini pada awalnya berkembang dalam ranah pemasaran komersial, tetapi memiliki relevansi untuk membaca relasi negara dan warga ketika narasi digital keberhasilan program tidak sepenuhnya sejalan dengan pengalaman aktual penerima manfaat. Kesenjangan tersebut dapat memicu kekecewaan yang kemudian muncul melalui kritik, ironi, dan sindiran di ruang digital. Posisi penelitian ini memperlihatkan tiga celah utama, yaitu belum terintegrasinya deteksi sindiran berbasis inkongruensi teks-emoji dengan pemetaan struktur jaringan sosial, masih terbatasnya penerapan Marketing 6.0 dan *phygital gap* dalam komunikasi kebijakan publik, serta belum adanya pembacaan yang secara terpadu menghubungkan isu anggaran, logistik, kualitas gizi, dan polarisasi jaringan dalam diskursus MBG pada periode Maret–Mei 2026.

Penelitian ini diposisikan untuk mengisi celah tersebut melalui integrasi NLP/IndoBERT untuk klasifikasi emosi dan sindiran, *Social Network Analysis* untuk memetakan topologi jaringan dan aktor dominan, serta *Aspect-Based Sentiment Analysis* untuk membedah sentimen berdasarkan aspek anggaran, logistik, dan kualitas gizi. Integrasi tersebut memungkinkan hasil klasifikasi emosi dibaca bersama struktur relasi jaringan, sedangkan kerangka Marketing 6.0 digunakan untuk menafsirkan *phygital gap* antara janji digital pemerintah dan realitas fisik yang dialami penerima manfaat. Penelitian ini bertujuan menganalisis anatomi sindiran digital, inkongruensi teks-emoji, struktur dan polarisasi jaringan, aktor dominan, sentimen berbasis aspek, serta keterkaitannya dengan krisis kepercayaan terhadap Program MBG di platform X.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan campuran (*mixed methods*) dengan desain *explanatory sequential*, yaitu data kuantitatif-komputasional dianalisis terlebih dahulu dan kemudian diinterpretasikan secara kualitatif dalam bingkai konseptual Marketing 6.0. Strategi penelitian berpijak pada paradigma *Computational Social Science* yang memadukan *Natural Language Processing* (NLP), *Social Network Analysis* (SNA), dan interpretasi ilmu komunikasi. Penelitian bersifat deskriptif-eksploratif untuk memetakan pola emosi, sindiran, serta struktur jaringan selama periode krisis kepercayaan publik Maret–Mei 2026. Variabel penelitian mencakup emosi granular dalam sembilan kelas keluaran IndoBERT-base-p2, sindiran atau inkongruensi teks-emoji, sentralitas aktor melalui *degree*, *betweenness*, dan *eigenvector centrality*, polarisasi jaringan melalui nilai *modularity* dengan ambang rujukan 0,3 (Newman, 2006), serta sentimen berbasis aspek pada anggaran, logistik, dan kualitas gizi.

Populasi penelitian mencakup seluruh cuitan, balasan, dan sebar ulang berbahasa Indonesia yang membahas Program MBG di platform X selama Maret–Mei 2026. Pengambilan sampel dilakukan secara purposif (*purposive sampling*) berdasarkan kueri “Makan Bergizi Gratis”, “MBG”, “Makan Siang Gratis”, dan tagar terkait. Korpus resmi penelitian setelah pembersihan dan eksklusi akun bot atau spam terdiri atas 973 aktor (*nodes*) yang terhubung melalui 658 relasi *mention* (*edges*) dan membentuk 332 komponen jaringan, serta 3.395 cuitan pascapraproses yang dibagi menjadi *training set* sebanyak 2.334 baris (69,99%), *validation set* sebanyak 500 baris (14,99%), dan *testing set* sebanyak 501 baris (15,02%) menggunakan *random_state* = 42. Pengumpulan data dilakukan melalui *web scraping* dan permintaan API menggunakan Python dengan atribut *id*, teks cuitan, *created_at*, *author_username*, *like_count*, *retweet_count*, *reply_count*, *quote_count*, dan *view_count*. Prinsip etika diterapkan melalui anonimisasi identitas pengguna, penyaringan akun bot dan akun terkoordinasi, serta penggunaan data publik tanpa mengakses akun privat maupun *direct message*. Tahap praproses meliputi *noise removal*, *case folding*, *punctuation removal*, normalisasi kata tidak baku, *stopword removal*, dan *stemming* menggunakan Sastrawi, sementara emoji tetap dipertahankan sebagai atribut penting dalam deteksi sindiran.

Teknik analisis data terdiri atas tiga lapisan yang saling menopang. Lapisan tekstual-linguistik menggunakan IndoBERT-base-p2 yang di-*fine-tuning* untuk klasifikasi *multi-task* berupa sembilan kelas emosi dan deteksi sindiran biner, dengan evaluasi performa melalui *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix* (Wilie et al., 2020). Lapisan struktural-relasional membentuk *directed graph* menggunakan NetworkX, dengan akun sebagai *node* dan relasi *mention* sebagai *edge*, kemudian menganalisis *degree*, *betweenness*, dan *eigenvector centrality* serta mendeteksi komunitas menggunakan Algoritma Louvain (Blondel dkk., 2008). Hasil NetworkX divalidasi silang menggunakan NodeXL sebagai instrumen triangulasi independen. Lapisan diagnostik menerapkan *Aspect-Based Sentiment Analysis* pada aspek anggaran, logistik, dan kualitas gizi, kemudian menyintesis hasil NLP, SNA, dan ABSA secara kualitatif-interpretatif melalui konsep *phygital gap* dan *immersive experience* dalam Marketing 6.0 (Kotler et al., 2023).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskripsi Umum dan Karakteristik Data

Data penelitian dikumpulkan pada periode Maret hingga Mei 2026 melalui platform X (Twitter) dengan kueri strategis yang mencakup istilah “Makan Bergizi Gratis”, “MBG”, dan tagar terkait. Setelah melalui tahap pembersihan data (*text cleansing*) dan eksklusi akun bot/spam, korpus resmi penelitian ini terdiri atas 973 nodes (aktor/akun) yang terhubung melalui 658 edges (relasi mention), membentuk 332 komponen jaringan yang terpisah (*disconnected components*).

Tabel 2. Metadata Jaringan Komunikasi Program MBG (Korpus Resmi Maret–Mei 2026)

Parameter	Nilai
Jumlah Aktor (Nodes)	973 akun pengguna
Jumlah Interaksi (Edges)	658 hubungan (mention)
Jumlah Komponen Jaringan	332 komponen
Nilai Modularity (Louvain)	0,9837
Platform Sumber	X (Twitter)
Periode Observasi	Maret – Mei 2026

Data pilot yang dikumpulkan pada tahap penjajakan awal (Februari 2025, 2.414 nodes dan 3.483 edges dengan modularity 0,7130) tidak digunakan sebagai dasar analisis pada bab

ini; angka tersebut hanya menjadi konteks peninjauan awal sebagaimana telah dijelaskan pada Bab I dan tidak dicampur dengan hasil analisis korpus resmi berikut ini.

Analisis Level Sistem: Topologi Jaringan dan Polarisasi

Nilai modularity korpus resmi sebesar 0,9837 jauh melampaui ambang 0,3 (Newman, 2006) yang menjadi rujukan konsisten penelitian ini, mengindikasikan tingkat fragmentasi jaringan yang sangat tinggi. Nilai ini bahkan melampaui nilai modularity pada data peninjauan awal (0,7130), yang berarti derajat polarisasi struktural pada periode Maret–Mei 2026 mengalami intensifikasi dibandingkan kondisi awal program.

Rekomputasi jaringan pada korpus resmi menggunakan NetworkX menghasilkan nilai densitas sebesar 0,0007, rata-rata derajat (average degree) 1,36, dan reciprocity 0,0121. Nilai densitas yang sangat rendah, dikombinasikan dengan reciprocity yang mendekati nol, menunjukkan bahwa interaksi antar-aktor dalam jaringan bersifat jarang dan sebagian besar satu arah (non-timbal balik) — pola yang konsisten dengan karakter platform X, di mana mention lebih banyak berfungsi sebagai bentuk penyampaian pendapat searah kepada figur publik/tokoh dominan daripada percakapan dialogis dua arah.

Tabel 3. Ukuran Sepuluh Komponen Jaringan Terbesar (Korpus Resmi)

Peringkat Komponen	Jumlah Anggota (Nodes)
1 (Komponen Terbesar / <i>Giant Component</i>)	88
2	18
3	14
4	13
5	10
6	9
7	8
8	8
9	7
10	7

Komponen sejumlah 332 jaringan yang teridentifikasi, komponen terbesar (*giant component*) hanya beranggotakan 88 aktor (9,0% dari total 973 nodes), sementara 232 komponen (69,9%) beranggotakan dua aktor atau kurang. Struktur ini menegaskan bahwa jaringan komunikasi Program MBG pada periode Maret–Mei 2026 sangat terfragmentasi menjadi percakapan-percakapan kecil yang saling terisolasi, dan hanya sebagian kecil aktor yang benar-benar terhubung dalam satu diskusi berskala lebih besar.

Analisis Clustering: Dinamika Komunitas dan Echo Chambers

Algoritma Louvain (Blondel dkk., 2008) mengidentifikasi 333 komunitas pada korpus resmi, dengan nilai modularity 0,9837 sebagaimana dilaporkan pada Tabel 4.1. Jumlah komunitas yang hampir menyamai jumlah komponen jaringan (332) mengindikasikan bahwa fragmentasi pada level komponen dan fragmentasi pada level komunitas sebagian besar tumpang tindih — hampir setiap komponen kecil yang terisolasi secara struktural juga terdeteksi sebagai komunitas tersendiri, bukan karena kesamaan tema pembahasan, melainkan karena tidak adanya jembatan interaksi ke komponen lain.

Inspeksi konten pada komponen terbesar (88 aktor) menunjukkan bahwa klaster ini tidak terbelah rapi menjadi “klaster pendukung” versus “klaster kritis” yang terpisah, melainkan merupakan satu ruang diskusi heterogen yang memuat sekaligus: narasi keberhasilan program dari akun-akun lokal/relawan (misalnya laporan variasi menu dan dampak positif pada pemasok pangan lokal di Papua), bantahan resmi dari pihak berwenang atas dugaan pungutan liar, serta cuitan bernada sindiran dan kritik tajam terhadap kualitas maupun narasi program. Temuan ini memperkuat interpretasi pada subbagian 2.6.5 bahwa polarisasi pada jaringan

MBG lebih banyak terjadi dalam bentuk fragmentasi struktural (banyak percakapan kecil yang terisolasi) ketimbang pembelahan dua kubu besar yang solid.

Analisis Level Aktor: Struktur Kekuasaan dan Brokerage

Analisis sentralitas (degree, betweenness, dan eigenvector centrality) dilakukan untuk mengidentifikasi aktor-aktor dominan dalam penyebaran narasi terkait Program MBG pada korpus resmi.

Tabel 4. Lima Belas Aktor dengan Degree Centrality Tertinggi (Korpus Resmi)

Akun	Degree	Betweenness	Eigenvector	ID Komunitas	Ukuran Komponen
grok	0,0432	0,0058	0,7049	27	88
4Y4NKZ	0,0175	0,0002	0,0015	13	18
newIding30	0,0165	0,0001	0,0014	13	18
prabowo	0,0154	0,0052	0,0302	4	88
dbdbidip	0,0134	0,0002	0,0000	11	14
Casagrande10939	0,0123	0,0001	0,0000	12	13
luvdysh	0,0093	0,0001	0,0000	7	10
mBg JK	0,0082	0,0001	0,0000	79	9
punishe98373138	0,0072	0,0011	0,0056	4	88
daffiriffi	0,0072	0,0010	0,0056	4	88
regar_op0sisi	0,0072	0,0044	0,1283	4	88
ryookaasan	0,0062	0,0000	0,0000	153	7
AjuntamentVLC	0,0051	0,0000	0,0000	31	6
Marshabeara9x2	0,0051	0,0000	0,0000	40	6
tanyakanrl	0,0051	0,0000	0,0000	94	8

Akun @grok menempati posisi teratas pada degree centrality (0,0432) sekaligus eigenvector centrality tertinggi (0,7049), mengindikasikan perannya sebagai target/rujukan mention yang paling sering dipanggil publik untuk memverifikasi atau mengklarifikasi klaim terkait Program MBG — pola yang khas pada platform X pasca-integrasi asisten AI ke dalam alur interaksi penggunaanya. Akun @prabowo, sebagai pemegang otoritas kebijakan tertinggi, menempati posisi keempat dengan degree 0,0154 namun memiliki betweenness centrality tertinggi kedua (0,0052) pada komponen terbesar, menandakan posisinya sebagai episentrum emosi publik yang secara konsisten disebut lintas-utas percakapan dalam komponen tersebut. Sebagian besar aktor lain dengan sentralitas tinggi (4Y4NKZ, newIding30, dbdbidip, Casagrande10939, luvdysh_) berada pada komponen-komponen kecil yang terisolasi (7–18 anggota), menegaskan pola fragmentasi yang telah diuraikan pada subbagian 4.2 dan 4.3.

Triangulasi hasil sentralitas dengan NodeXL, sebagaimana diarahkan oleh dosen pembimbing dan diuraikan pada subbagian 2.6.9, tetap perlu dilakukan sebagai langkah validasi tambahan sebelum tabel ini difinalisasi sebagai temuan resmi tesis.

Evaluasi Model Klasifikasi Emosi dan Deteksi Sindiran

Evaluasi performa model IndoBERT hasil fine-tuning dilakukan pada testing set sebesar 501 baris (15,02% dari total data siap-analisis), yang dipisahkan secara acak (random_state = 42) dari korpus teks siap-analisis (± 3.395 cuitan pasca-praproses). Evaluasi mencakup dua tugas klasifikasi yang dilatih secara multi-task, yaitu klasifikasi emosi (9 kelas) dan deteksi sindiran (biner), yang masing-masing dilaporkan melalui classification report dan confusion matrix.

Evaluasi Klasifikasi Emosi.

Tabel 5. Classification Report — Klasifikasi Emosi (Testing Set, n=501)

Kelas Emosi	Precision	Recall	F1-Score	Support
Jijik	0,00	0,00	0,00	0

Marah	0,00	0,00	0,00	0
Netral	1,00	0,39	0,56	501
Senang	0,00	0,00	0,00	0
Accuracy			0,39	501
Macro avg	0,25	0,10	0,14	501
Weighted avg	1,00	0,39	0,56	501

Tabel 6. Confusion Matrix — Klasifikasi Emosi (Testing Set, n=501)

Aktual \ Prediksi	Jijik	Marah	Netral	Senang
Jijik	0	0	0	0
Marah	0	0	0	0
Netral	3	270	194	34
Senang	0	0	0	0

Akurasi keseluruhan klasifikasi emosi tercatat sebesar 0,39 dengan F1-score tertimbang 0,56. Confusion matrix pada Tabel 4.5 menunjukkan bahwa seluruh 501 data pada testing set memiliki label aktual “Netral”, sehingga model tidak pernah dievaluasi terhadap kelas emosi lain yang secara konseptual menjadi fokus penelitian ini (marah, jijik, dan sejenisnya).

Evaluasi Deteksi Sindiran

Tabel 7. Classification Report — Deteksi Sindiran (Testing Set, n=501)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Non-Sindiran	1,00	0,38	0,55	501
Sindiran	0,00	0,00	0,00	0
Accuracy			0,38	501
Macro avg	0,50	0,19	0,27	501
Weighted avg	1,00	0,38	0,55	501

Tabel 8. Confusion Matrix — Deteksi Sindiran (Testing Set, n=501)

Aktual \ Prediksi	Non-Sindiran	Sindiran
Non-Sindiran	190	311
Sindiran	0	0

Akurasi deteksi sindiran tercatat sebesar 0,3792 dengan F1-score tertimbang 0,5499. Sebagaimana pada tugas klasifikasi emosi, seluruh 501 data aktual pada testing set berlabel “Non-Sindiran”, sehingga precision dan recall untuk kelas “Sindiran” tidak dapat dihitung secara bermakna (*support* = 0).

Interpretasi dan Catatan Metodologis

Pola pada kedua evaluasi di atas — seluruh label aktual pada testing set terkonsentrasi pada satu kelas tunggal (“Netral” untuk emosi dan “Non-Sindiran” untuk sindiran) — mengindikasikan adanya cacat pada tahap pelabelan data uji, dan bukan mencerminkan kapasitas representasional model IndoBERT itu sendiri. Nilai akurasi dan F1-score yang dilaporkan pada Tabel 4.4 hingga Tabel 4.7 karena itu tidak dapat dijadikan dasar untuk menarik kesimpulan substantif mengenai distribusi emosi maupun prevalensi sindiran dalam diskursus Program MBG.

Temuan ini konsisten dengan hasil audit pipeline pelabelan yang mengidentifikasi bahwa label pada testing set sempat ter-hardcode secara keliru melalui fungsi placeholder (*lambda*) pada tahap persiapan data, alih-alih menggunakan hasil pelabelan aktual dari skema kata kunci maupun anotasi Gemini API. Skrip perbaikan (PERBAIKAN_LABELING.py) telah disusun untuk memperbaiki proses pelabelan testing set tersebut.

Hasil evaluasi model yang dilaporkan pada bagian 4.5 ini karena itu berfungsi sebagai checkpoint diagnostik yang menjadi dasar keputusan untuk melakukan pelatihan ulang (retraining) model. Hasil evaluasi final pasca-perbaikan label — yang mencerminkan performa model secara valid pada distribusi kelas yang representatif — akan menggantikan Tabel 4.4 hingga Tabel 4.7 begitu proses retraining selesai divalidasi, sebagaimana dicatat pada bagian Keterbatasan Penelitian (5.4).

Sintesis: Perspektif Marketing 6.0 dan Phygital Gap

Interpretasi terhadap kerangka Marketing 6.0 dan konsep phygital gap pada bagian ini disusun berdasarkan sintesis kualitatif atas hasil SNA (subbagian 4.2–4.4) dan hasil Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) pada tiga aspek: anggaran, logistik, dan kualitas gizi.

Temuan struktural pada subbagian 4.2–4.4 — fragmentasi jaringan yang ekstrem (modularity 0,9837; 332 komponen; komponen terbesar hanya 9% dari total aktor) serta dominasi aktor tertentu (@grok, @prabowo) sebagai episentrum narasi — telah dapat dipertanggungjawabkan secara empiris pada korpus resmi. Akan tetapi, sintesis penuh terhadap konsep phygital gap memerlukan data ABSA per aspek (persentase sentimen negatif pada anggaran, logistik, dan kualitas gizi) yang, sebagaimana diuraikan pada subbagian 4.5.3, belum dapat dilaporkan secara valid karena model IndoBERT masih dalam proses perbaikan label dan pelatihan ulang. Sintesis pada bagian ini untuk sementara bersifat parsial: kerangka struktural (SNA) telah menunjukkan pola fragmentasi jaringan yang konsisten dengan proposisi kerja ketiga dan keempat (subbagian 2.10), sementara kerangka afektif (emosi, sindiran, dan sentimen per aspek) yang menjadi dasar penilaian phygital gap secara kuantitatif menunggu hasil retraining model sebagaimana dijelaskan pada subbagian 4.5.3 dan akan dilengkapi pada revisi berikutnya sebelum sidang akhir.

SIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa struktur jaringan komunikasi diskursus Program Makan Bergizi Gratis di platform X periode Maret–Mei 2026 memiliki tingkat fragmentasi yang sangat tinggi. Korpus resmi yang terdiri atas 973 *nodes* dan 658 *edges* menghasilkan nilai *modularity* sebesar 0,9837, jauh melampaui ambang 0,3 (Newman, 2006). Jaringan terpecah menjadi 332 komponen dan sebagian besar berukuran sangat kecil, sedangkan komponen terbesar hanya mencakup sekitar 9% dari total aktor. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa polarisasi dalam diskursus MBG lebih banyak berwujud fragmentasi struktural daripada terbentuknya dua kubu ideologis besar yang solid. Aktor dengan tingkat sentralitas tertinggi, yaitu @grok dan @prabowo, menempati posisi sebagai episentrum narasi sekaligus rujukan verifikasi klaim publik, sehingga memperlihatkan distribusi pengaruh yang tidak merata dalam jaringan. Temuan ini menegaskan kemampuan pendekatan *Computational Social Science* melalui *Social Network Analysis* untuk mengungkap struktur relasi, distribusi pengaruh, dan pola fragmentasi komunikasi digital secara komputasional.

Evaluasi IndoBERT pada *testing set* sebanyak 501 data belum dapat digunakan sebagai dasar kesimpulan substantif mengenai distribusi emosi maupun prevalensi sindiran karena ditemukan cacat pada pelabelan data uji yang menyebabkan seluruh label aktual terkonsentrasi pada satu kelas. Kondisi tersebut membuat proposisi mengenai dominasi strategi sindiran dan kemampuan IndoBERT dalam membaca inkongruensi teks-emoji belum dapat dinyatakan terkonfirmasi maupun tertolak secara valid sebelum dilakukan pelatihan ulang model. Sintesis kuantitatif terhadap konsep *phygital gap* dalam kerangka Marketing 6.0 juga belum dapat dirampungkan karena bergantung pada hasil analisis sentimen berbasis aspek yang menggunakan model yang sama. Temuan penelitian tetap menunjukkan bahwa integrasi SNA dan NLP memiliki potensi menghasilkan analisis komunikasi digital yang kaya, sekaligus

menegaskan pentingnya audit dan validasi berlapis pada *pipeline* pelabelan data sebelum hasil model digunakan sebagai dasar interpretasi substantif.

DAFTAR PUSTAKA

- Camp, E. (2012). Sarcasm, Pretense, And The Semantics/Pragmatics Distinction. *Noûs*, 46(4), 587–634.
- Chiorrini, A., Diamantini, C., Mircoli, A., & Potena, D. (2021). Emotion And Sentiment Analysis Of Tweets Using Bert. *Ceur Workshop Proceedings*, 2841.
- Easley, D., & Kleinberg, J. (2010). *Networks, Crowds, And Markets: Reasoning About A Highly Connected World*. Cambridge University Press.
- Fera Fanesya Et.Al. (2019). *Analisis Sentimen Naïve Bayes. [Identitas Bibliografis Lengkap Belum Dicantumkan/Terverifikasi Dalam Tesis]. Tesis Secara Eksplisit Mencatat Bahwa Sumber Ini Masih Perlu Diverifikasi Sebelum Digunakan Sebagai Referensi Final*.
- Kotler, P., Kartajaya, H., & Setiawan, I. (2023). *Marketing 6.0: The Future Is Immersive*. John Wiley & Sons.
- Newman, M. E. J. (2006). Modularity And Community Structure In Networks. *Proceedings Of The National Academy Of Sciences*, 103(23), 8577–8582.
- Riza, A., & Charibaldi, N. (2021). Implementasi Deteksi Emosi Pada Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Fasttext Dan Lstm. *Jurnal Resti*, 5(2).
- Schultz, F., Utz, S., & Göritz, A. (2011). Is The Medium The Message? Perceptions Of And Reactions To Crisis Communication Via Twitter, Blogs And Traditional Media. *Public Relations Review*, 37(1), 20–27.
- Sulafasyah, L. (2026). *Analisis Jaringan Komunikasi Isu Keracunan Mbg Di Twitter [Skripsi. Upn Veteran Jawa Timur]*.
- Wibowo Et.Al. (2024). *Social Network Analysis Pada Diskursus Politik Di Media Sosial Indonesia. [Identitas Bibliografis Lengkap Belum Dicantumkan/Terverifikasi Dalam Tesis]. Tesis Secara Eksplisit Menempatkan Sumber Ini Dalam Catatan Referensi Yang Masih Harus Diverifikasi*.
- Wilie, B., Vincentio, K., Winata, G. I., Cahyawijaya, S., Li, X., Lim, Z. Y., Soleman, S., Mahendra, R., Fung, P., Bahar, S., & Purwarianti, A. (2020). Indonlu: Benchmark And Resources For Evaluating Indonesian Natural Language Understanding. *Proceedings Of Aacl-Ijcnlp*.