

Analisis Stimulus Visual terhadap Lonjakan Emosi Teks dan Keterlibatan Pengguna pada Platform YouTube

I Wayan Angga Arditaloka

Program Studi Informatika, Fakultas Bisnis, Sosial, Teknologi, dan Humaniora, Universitas Bali Internasional, Denpasar, Indonesia

Email: anggaard@unbi.ac.id

Email Penulis Korespondensi: anggaard@unbi.ac.id*

Submitted: 18/09/2026; Accepted: 28/09/2026; Published: 30/09/2026

Abstrak-Penelitian mengenai sentimen komentar YouTube umumnya berhenti pada pelaporan distribusi sentimen secara agregat, tanpa menelusuri kapan lonjakan emosi tekstual terjadi maupun keterkaitannya dengan tingkat keterlibatan pengguna (*user interest level*). Celah inilah yang menjadi permasalahan utama penelitian ini. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi periode lonjakan emosi tekstual, mengukur keterkaitannya dengan keterlibatan pengguna, serta menginterpretasikan kaitannya dengan stimulus visual pada video YouTube, sebagai kontribusi berupa kerangka analisis yang menggabungkan dimensi distribusi, temporal, dan keterlibatan sekaligus. Sebanyak 12.731 komentar dihimpun menggunakan YouTube Data API v3 dari video yang membahas isu ijazah Presiden Joko Widodo, lalu diklasifikasikan sentimennya menggunakan model IndoBERT ke dalam tiga kelas positif, netral, dan negatif, dikelompokkan berdasarkan hari, serta dihitung rata-rata *like* dan panjang komentar pada tiap kelas sentimen. Hasil analisis menunjukkan sentimen negatif mendominasi dengan proporsi 65,9% (8.393 komentar), diikuti positif 17,9% (2.285) dan netral 16,1% (2.053). Teridentifikasi lonjakan volume komentar yang tajam pada satu hari tertentu, yaitu 7.345 komentar atau 57,7% dari keseluruhan data hanya dalam 24 jam, yang diduga berkaitan dengan stimulus visual berupa penayangan atau viralnya video tersebut. Dari sisi keterlibatan, komentar positif memperoleh rata-rata *like* tertinggi (8,21), melampaui netral (3,52) dan negatif (0,45), sementara komentar negatif justru lebih panjang secara tekstual (116,3 berbanding 66,6-80,2 karakter). Temuan ini mengindikasikan bahwa stimulus visual berkaitan dengan lonjakan volume dan intensitas emosi tekstual, sekaligus membentuk pola keterlibatan pengguna yang terukur dan berbeda antar kategori sentimen.

Kata Kunci Analisis Sentimen; IndoBERT; Keterlibatan Pengguna; Stimulus Visual; YouTube; Text mining

Abstract-Research on YouTube comment sentiment generally stops at reporting aggregate sentiment distribution, without tracing when textual emotion spikes occur or how they relate to user *engagement* (*user interest level*). This gap is the main problem addressed by this study. This study aims to identify periods of textual emotion spikes, measure their relationship with user *engagement*, and interpret their connection to visual stimulus in YouTube videos, contributing an analytical framework that combines the distributional, temporal, and *engagement* dimensions at once. A total of 12,731 comments were collected via the YouTube Data API v3 from a video discussing the issue of President Joko Widodo's diploma, classified using the IndoBERT sentiment model into positive, neutral, and negative classes, grouped by *Day*, with average *likes* and comment length calculated per class. Results show negative sentiment dominated at 65.9% (8,393 comments), followed by positive at 17.9% (2,285) and neutral at 16.1% (2,053). A sharp spike in comment volume was identified on a single *Day*, reaching 7,345 comments or 57.7% of the *dataset* within 24 hours, plausibly related to a visual stimulus such as a broadcast or a video going viral. Positive comments obtained the highest average *likes* (8.21), exceeding neutral (3.52) and negative (0.45), while negative comments were textually longer (116.3 versus 66.6-80.2 characters). These findings indicate that visual stimulus is associated with a spike in textual emotion volume and intensity, while shaping a measurable, distinct pattern of user *engagement* across sentiment categories.

Keywords Sentiment Analysis; IndoBERT; User *Engagement*; Visual Stimulus; YouTube; Text mining

1. PENDAHULUAN

Media sosial telah bergeser fungsi dari sekadar sarana berinteraksi menjadi ruang publik baru tempat masyarakat membentuk opini, menyebarkan informasi, dan mengekspresikan emosi secara terbuka [1]. YouTube, sebagai salah satu platform berbagi video terbesar di Indonesia, tidak hanya menjadi tempat mengonsumsi konten audiovisual, tetapi juga arena diskursus tempat pengguna saling bertukar pandangan melalui kolom komentar. Dibandingkan platform berbasis teks seperti X atau forum daring, YouTube memiliki karakter khas karena kontennya menggabungkan unsur visual, audio, dan narasi sekaligus, sehingga setiap unggahan video pada dasarnya adalah sebuah stimulus multimode yang jauh lebih kaya rangsangannya dibandingkan sekadar unggahan teks maupun gambar statis. Reaksi yang muncul di kolom komentar setelah seseorang menonton video tersebut dapat dipandang sebagai respons emosional kolektif terhadap stimulus visual itu. Ketika sebuah video memuat isu yang menyentuh kepentingan publik secara luas, respons ini kerap muncul dalam volume besar dan dalam rentang waktu yang sangat singkat, membentuk pola yang lazim disebut sebagai lonjakan emosi tekstual, dan pola semacam inilah yang menjadi perhatian utama penelitian ini.

Permasalahan utama yang melatari penelitian ini adalah bahwa kajian analisis sentimen pada komentar media sosial, termasuk YouTube, selama ini cenderung berhenti pada tahap pelaporan proporsi sentimen secara statis, tanpa menelusuri dimensi waktu kemunculannya maupun keterkaitannya dengan metrik keterlibatan pengguna. Padahal, sebuah video sebagai stimulus visual tidak hanya menghasilkan opini yang terklasifikasi, tetapi juga memicu dinamika temporal dan pola keterlibatan yang dapat diukur. Sebagai solusi atas permasalahan tersebut, penelitian ini mengajukan sebuah kerangka analisis yang menggabungkan tiga dimensi sekaligus, yaitu distribusi sentimen, pola temporal kemunculannya, dan keterkaitannya dengan tingkat keterlibatan pengguna, sehingga keterkaitan antara stimulus visual dan respons emosional publik dapat dipahami secara lebih utuh. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada penyediaan bukti empiris dan metode analisis yang dapat direplikasi untuk mengidentifikasi periode lonjakan emosi tekstual pada platform video, sekaligus mengukur secara kuantitatif bagaimana valensi sentimen berkaitan dengan dua bentuk keterlibatan pengguna yang berbeda, yaitu validasi sosial dan elaborasi tekstual.

Fenomena ini semakin relevan untuk dikaji mengingat media sosial kerap menjadi kanal utama tempat opini publik terhadap isu-isu sensitif, termasuk isu sosial-politik, terbentuk dan menyebar dengan cepat. Riset mengenai fenomena viralitas "*Indonesia Gelap*" di media sosial misalnya menunjukkan bahwa analisis sentimen mampu memetakan pola polarisasi opini publik secara terukur dan menjadi indikator penting untuk memahami dinamika wacana yang berkembang di ruang digital [2]. Pola semacam ini pula yang mendasari relevansi analisis sentimen sebagai alat bantu memahami bagaimana suatu konten video, sebagai stimulus visual, berkaitan dengan gelombang reaksi tekstual yang masif dari penontonnya.

Untuk mengklasifikasikan sentimen teks berbahasa Indonesia yang bersifat informal dan penuh nuansa seperti komentar YouTube, pendekatan berbasis model bahasa pra-latih seperti IndoBERT telah banyak dipilih peneliti karena kemampuannya menangkap konteks kalimat secara lebih baik dibandingkan pendekatan berbasis kamus atau *machine learning* konvensional. Penerapan IndoBERT sendiri telah meluas ke berbagai ranah topik. Firdaus dan Trisnawarman menggunakan IndoBERT Lite untuk mengklasifikasikan sentimen publik terhadap program Tabungan Perumahan Rakyat pada komentar YouTube dan melaporkan akurasi klasifikasi yang baik meski data bersifat tidak seimbang [3]. Pada ranah yang berbeda, Imaduddin dkk. menerapkan IndoBERT untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi layanan kesehatan di Indonesia [4], sementara Setiawan dkk. memanfaatkan model yang sama untuk memahami reaksi publik atas putusan Mahkamah Konstitusi terkait batas usia calon wakil presiden [5]. Pada isu pemilihan, Geni dkk. menggunakan IndoBERT untuk mengklasifikasikan cuitan warganet menjelang Pemilu 2024 [6], dan Manoppo menerapkannya untuk memetakan sentimen publik atas kebijakan kenaikan PPN 12% [7]. Pada ranah konsumen, HiDayat dan Sanjaya menggunakan pendekatan serupa untuk mengukur sentimen publik terhadap penjualan sebuah telepon pintar terkini beserta kebijakan kandungan komponen dalam negerinya [8], yang memperlihatkan bahwa IndoBERT sama relevannya digunakan pada isu bermuatan ekonomi maupun konsumen sehari-hari, bukan hanya isu yang bermuatan sosial-politik. Bahkan pada jurnal yang menjadi acuan format penelitian ini, Sholihah dkk. juga memanfaatkan kombinasi IndoBERT dan *Support Vector Machine* untuk mengulas sentimen komentar YouTube terhadap peluncuran sebuah produk teknologi [9].

Deretan penelitian tersebut memperlihatkan bahwa IndoBERT telah terbukti andal digunakan lintas topik, mulai dari kebijakan publik, layanan kesehatan, produk komersial, hingga isu pemilihan. Namun demikian, sebagian besar penelitian tersebut berhenti pada tahap klasifikasi dan pelaporan distribusi sentimen secara agregat, tanpa menelusuri lebih jauh dimensi waktu kemunculan sentimen tersebut maupun keterkaitannya dengan metrik keterlibatan pengguna seperti jumlah *like* atau panjang komentar. Padahal, memahami kapan lonjakan emosi tekstual terjadi dan bagaimana pola keterlibatan yang menyertainya, sama pentingnya dengan mengetahui proporsi sentimen itu sendiri, sebab keduanya berkaitan langsung dengan bagaimana sebuah stimulus visual berasosiasi dengan audiens secara nyata. Celah penelitian inilah yang coba diisi oleh penelitian ini, dengan menggabungkan tiga dimensi sekaligus dalam satu kerangka analisis distribusi sentimen, pola temporal kemunculannya, dan keterkaitannya dengan tingkat keterlibatan pengguna.

Sebagai objek kajian, penelitian ini menggunakan data komentar dari sebuah video yang mengangkat isu ijazah Presiden Joko Widodo, sebuah topik yang sempat ramai diperbincangkan publik Indonesia dan menghadirkan berbagai narasumber dengan sudut pandang berbeda. Perlu ditegaskan bahwa penelitian ini tidak dimaksudkan untuk menilai kebenaran materi substansi isu tersebut, melainkan memposisikannya semata sebagai studi kasus untuk mengamati bagaimana sebuah konten video dengan muatan sosial-politik yang tinggi berkaitan dengan lonjakan reaksi emosional dan keterlibatan pengguna di media sosial. Karakter isu yang mengundang perhatian luas dan melibatkan tokoh publik menjadikannya konteks yang tepat untuk mengamati fenomena lonjakan emosi secara alami, tanpa perlu merekayasa kondisi penelitian.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk (1) mengidentifikasi distribusi dan tren harian sentimen komentar pada video yang diteliti guna menemukan periode yang menunjukkan lonjakan emosi tekstual,

(2) mengukur keterkaitan antara kategori sentimen dengan indikator keterlibatan pengguna, yaitu rata-rata jumlah *like* dan panjang komentar, serta (3) menginterpretasikan keterkaitan antara periode lonjakan tersebut dengan kemungkinan adanya stimulus visual atau peristiwa eksternal yang melatarinya, sehingga dapat memberikan pemahaman yang lebih utuh mengenai bagaimana stimulus visual pada platform YouTube berkaitan dengan dinamika emosi tekstual dan keterlibatan penggunanya.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain deskriptif-analitis, yaitu memaparkan pola distribusi dan tren temporal sentimen komentar, kemudian menelaah keterkaitannya dengan metrik keterlibatan pengguna secara statistik deskriptif maupun inferensial sederhana. Data yang digunakan bersumber dari komentar publik pada satu video YouTube yang membahas isu ijazah Presiden Joko Widodo, dikumpulkan pada rentang tanggal 25 Juni hingga 4 Juli 2026.

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui enam tahapan berurutan sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 1, dengan nama tahapan yang mengikuti persis label pada gambar tersebut. Tahap pertama, Pengumpulan Data, dilakukan menggunakan YouTube Data API v3 melalui skrip Python, yang berhasil menghimpun 12.731 komentar beserta atribut tanggal unggah, nama pengguna, isi komentar, dan jumlah *like*. Tahap kedua, Pra-pemrosesan Teks, mencakup pembersihan karakter non-alfabet dan tautan, *case folding* (penyeragaman huruf menjadi huruf kecil), *tokenizing* (pemecahan kalimat menjadi satuan kata), serta *stopword removal* (penghapusan kata umum yang tidak bermakna khusus), sehingga teks komentar siap diproses oleh model klasifikasi. Tahap ketiga, Klasifikasi Sentimen dengan IndoBERT, menggunakan model IndoBERT pra-latih (*mdhugol/indonesia-bert-sentiment-classification*) yang diakses melalui pustaka Hugging Face Transformers, dengan keluaran berupa tiga label yaitu Positif, Netral, dan Negatif untuk setiap komentar. Pemilihan IndoBERT didasarkan pada kemampuannya menangkap representasi kontekstual bahasa Indonesia yang lebih kaya dibandingkan pendekatan leksikon maupun model *machine learning* konvensional, sebagaimana ditunjukkan pada berbagai penelitian sebelumnya yang mengombinasikan IndoBERT dengan lapisan klasifikasi tambahan seperti R-CNN [10] maupun proses *fine tuning* menyeluruh pada korpus ulasan berbahasa Indonesia [11]. Sebagai catatan metodologis terkait validitas model, evaluasi independen pada model dasar yang sama (*mdhugol/indonesia-bert-sentiment-classification*) melaporkan akurasi sebesar 80% pada data pengujian di luar penelitian ini [12], yang menjadi salah satu acuan eksternal atas kelayakan model tersebut untuk tugas klasifikasi sentimen berbahasa Indonesia, mengingat penelitian ini tidak melakukan pelabelan manual pada data baru untuk membangun *confusion matrix* tersendiri.

Tahap keempat, Agregasi Temporal, mengelompokkan jumlah komentar berdasarkan hari (kolom *Day*) dan kategori sentimen. Tahap kelima, Analisis Keterkaitan Sentimen-Keterlibatan, menghitung rata-rata jumlah *like* dan panjang komentar (*Comment_Length*) pada masing-masing kategori sentimen. Tahap keenam, Identifikasi Periode Lonjakan dan Interpretasi Stimulus Visual, mengidentifikasi periode dengan lonjakan volume dan intensitas emosi tertinggi, kemudian menginterpretasikannya dalam kaitan dengan kemungkinan stimulus visual atau peristiwa eksternal yang melatarbelakangi lonjakan tersebut, dengan memanfaatkan pula analisis frasa (*bigram*) dan komentar dengan jumlah *like* tertinggi sebagai bukti pendukung kualitatif.



Gambar 1. Diagram Alur penelitian penelitian dari pengumpulan data hingga interpretasi stimulus visual

2.2 Definisi Operasional Variabel dan Model Analisis

Terdapat empat variabel utama yang digunakan dalam penelitian ini, sebagaimana dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Definisi Operasional Variabel Penelitian

Variabel	Definisi Operasional	Skala/Tipe Data
Sentiment_IndoBERT_Final	Kategori sentimen komentar hasil klasifikasi model IndoBERT	Nominal (Positif/Netral/Negatif)
Like	Jumlah <i>like</i> yang diterima suatu komentar, digunakan sebagai proksi keterlibatan afektif pengguna lain	Rasio (numerik)
Comment_Length	Panjang komentar dalam satuan karakter, mencerminkan intensitas elaborasi tekstual penulis komentar	Rasio (numerik)
Day	Tanggal komentar diunggah (format tahun-bulan-tanggal), digunakan untuk analisis tren temporal harian	Ordinal (tanggal)

Proporsi sentimen pada hari ke- d dihitung menggunakan persamaan berikut

$$P(s,d) = (n_{(s,d)} / N_d) \times 100\% \quad (1)$$

dengan $n_{(s,d)}$ adalah jumlah komentar berkategori sentimen s pada hari d , dan N_d adalah jumlah total komentar pada hari d . Persamaan ini digunakan untuk menormalisasi jumlah komentar mentah menjadi proporsi yang dapat dibandingkan antar hari dengan volume komentar yang berbeda-beda.

Adapun tingkat keterlibatan pengguna untuk setiap kategori sentimen s dihitung menggunakan rata-rata aritmetika sebagaimana persamaan (2)

$$M_s = (1/n_s) \sum x_i, \text{ untuk } i = 1 \text{ sampai } n_s \quad (2)$$

dengan M_s adalah nilai rata-rata (*mean*) untuk kategori sentimen s , x_i adalah nilai *Like* atau *Comment_Length* pada komentar ke- i yang termasuk kategori sentimen s , dan n_s adalah jumlah komentar dalam kategori tersebut. Untuk menguji keterkaitan antara periode waktu dan kategori sentimen secara inferensial, penelitian ini juga menerapkan uji *Chi-Square Test of Independence* pada tabel kontingensi periode-sentimen, sebagaimana persamaan (3)

$$\chi^2 = \sum [(O_{ij} - E_{ij})^2 / E_{ij}] \quad (3)$$

dengan O_{ij} adalah frekuensi observasi (jumlah komentar riil) pada periode i dan kategori sentimen j , dan E_{ij} adalah frekuensi harapan (expected frequency) pada sel yang sama apabila periode dan sentimen bersifat independen. Uji ini digunakan secara khusus untuk menguji apakah komposisi proporsi sentimen berbeda secara signifikan antara periode puncak lonjakan dengan periode lainnya. Adapun untuk keterkaitan antara sentimen dengan indikator keterlibatan (*Like* dan *Comment_Length*), penelitian ini membatasi diri pada pendekatan deskriptif berupa perbandingan rata-rata antar kategori, karena data yang tersedia berupa nilai agregat (rata-rata) dan bukan nilai mentah per komentar, sehingga uji beda rata-rata seperti ANOVA atau Kruskal-Wallis belum dapat dihitung secara sah tanpa distribusi data penuh, keterbatasan ini dijelaskan lebih lanjut pada bagian Kesimpulan. Pendekatan statistik ini selaras dengan penelitian-penelitian sejenis yang juga mengandalkan statistik deskriptif untuk mengukur tingkat keyakinan model klasifikasi berbasis IndoBERT terhadap data uji [13] maupun untuk mengevaluasi performa ekstraksi aspek pada ulasan berbahasa Indonesia [14]. Seluruh proses pengolahan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan pustaka *pandas* untuk manipulasi data, *matplotlib* dan *seaborn* untuk visualisasi, *scipy* untuk uji statistik, serta *transformers* untuk pemanggilan model IndoBERT, mengikuti kaidah pengolahan teks yang lazim diterapkan dalam praktik text mining pada data media sosial berbahasa Indonesia [15].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Contoh Data dan Penerapan Rumus pada Data Sampel

Sebelum masuk ke hasil agregat, bagian ini menunjukkan bentuk data mentah yang diolah serta penerapan Persamaan (1) dan (2) pada data sampel, agar proses perhitungan tidak hanya tampak sebagai keluaran sistem semata. Tabel 2 menampilkan lima contoh baris data komentar dengan jumlah *like* tertinggi, lengkap dengan hasil klasifikasi sentimennya.

Tabel 2. Contoh data sampel lima komentar dengan jumlah *like* tertinggi beserta hasil klasifikasi sentimennya

No	Username	Cuplikan Komentar	Like	Sentiment IndoBERT Final
1	@zarabrizo1358	Ada Rocky Gerung gass nonton...	1.086	Positif
2	@tutupujiastuti1658	Terimakasih pak ugro...sehat sehat terus bapak...	804	Positif
3	@minjun24-i4p	Yg kesini karna ada Bung RG angkat tangan...	799	Positif
4	@Asmi99	Sehat selalu pak oegroseno dan tetap semangat...	710	Positif

Sebagai penerapan Persamaan (1), proporsi sentimen pada dua hari yang datanya lengkap dihitung sebagai berikut. Pada 26 Juni 2026 ($N_d = 7.345$), proporsi komentar negatif adalah $P(\text{Negatif}, 26 \text{ Jun}) = (4.786/7.345) \times 100\% = 65,16\%$, proporsi netral $P(\text{Netral}, 26 \text{ Jun}) = (1.214/7.345) \times 100\% = 16,53\%$, dan proporsi positif $P(\text{Positif}, 26 \text{ Jun}) = (1.345/7.345) \times 100\% = 18,31\%$. Sebagai pembanding, pada 25 Juni 2026 ($N_d = 21$), proporsi negatif $P(\text{Negatif}, 25 \text{ Jun}) = (11/21) \times 100\% = 52,38\%$, netral $(3/21) \times 100\% = 14,29\%$, dan positif $(7/21) \times 100\% = 33,33\%$. Perhitungan manual ini menegaskan bahwa proporsi negatif pada hari puncak (65,16%) mendekati proporsi negatif keseluruhan *dataset* (65,9%), sebuah pola yang mendasari argumen pada bagian 3.2.

Sebagai penerapan Persamaan (2), nilai M_s untuk variabel *Like* pada kategori Positif diturunkan dari total akumulasi *like* dibagi jumlah komentar pada kategori tersebut dengan $n_{\text{Positif}} = 2.285$ dan total akumulasi *like* $\sum x_i = 18.753$, maka $M_{\text{Positif}} = 18.753/2.285 = 8,21$. Perhitungan serupa berlaku pada kategori Netral ($n_s = 2.053$, $\sum x_i = 7.225$, $M_s = 3,52$) dan Negatif ($n_s = 8.393$, $\sum x_i = 3.736$, $M_s = 0,45$), sebagaimana dirangkum pada Tabel 3.

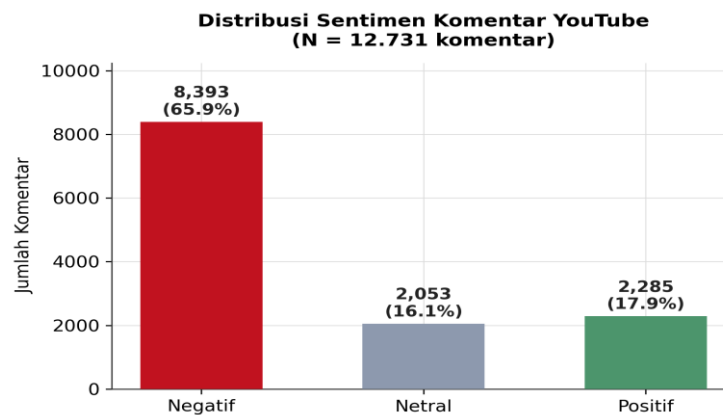
Tabel 3. Penerapan Rumus (2) pada Variabel *Like* per Kategori Sentimen

Kategori Sentimen	n_s	$\sum x_i$ (total like)	$M_s = \sum x_i / n_s$
Positif	2.285	18.753	8,21
Netral	2.053	7.225	3,52

Kategori Sentimen	n _s	Σx_i (total like)	$M_s = \Sigma x_i / n_s$
Negatif	8.393	3.736	0,45

3.2 Distribusi dan Karakteristik Sentimen Komentar

Dari total 12.731 komentar yang berhasil dihimpun, hasil klasifikasi IndoBERT menunjukkan pola distribusi sentimen yang timpang dan condong ke arah negatif. Sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3, komentar bersentimen negatif tercatat sebanyak 8.393 komentar (65,9%), jauh melampaui komentar netral sebanyak 2.053 (16,1%) dan komentar positif sebanyak 2.285 (17,9%).



Gambar 2. Distribusi sentimen komentar YouTube (N=12.731 komentar)

Dominasi sentimen negatif yang mencolok ini sejalan dengan karakter isu yang diangkat video, yaitu topik sosial-politik yang mengundang perdebatan dan silang pendapat di ruang publik. Pola serupa turut dilaporkan pada penelitian analisis sentimen komentar YouTube untuk topik-topik kontroversial lain, seperti pada kasus kekerasan seksual yang turut didominasi opini negatif [16], maupun pada topik bencana banjir di Sumatera yang menunjukkan kecenderungan sentimen negatif akibat kekecewaan publik terhadap penanganan bencana [17]. Hal ini mengindikasikan bahwa video dengan muatan isu sensitif dan menyentuh figur publik cenderung memantik respons emosional yang lebih intens dan condong negatif dibandingkan video dengan topik yang lebih netral, seperti ulasan produk telepon pintar yang pada penelitian lain menunjukkan sebaran sentimen yang jauh lebih berimbang [18].

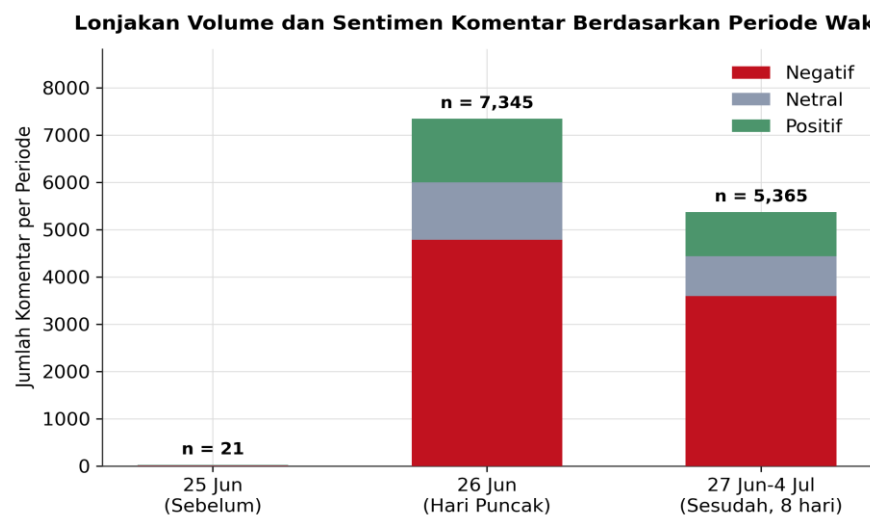
Perbandingan lintas topik ini penting untuk digarisbawahi, sebab menunjukkan bahwa proporsi sentimen bukan semata artefak dari model klasifikasi yang digunakan, melainkan cerminan nyata dari karakter isu dan konteks sosial di baliknya. Pada topik yang secara inheren memicu polarisasi opini, seperti isu figur publik dan pemerintahan, kecenderungan negatif tampak berulang di berbagai penelitian meskipun objek videonya berbeda-beda, sementara pada topik yang lebih bersifat informatif atau komersial, sebaran sentimen jauh lebih seimbang bahkan condong positif. Pola berulang semacam ini memperkuat argumen bahwa jenis dan muatan stimulus visual, bukan hanya platform tempatnya berada, turut berkaitan dengan corak emosi tekstual yang muncul di kolom komentar.

3.3 Identifikasi Lonjakan Emosi Tekstual Berdasarkan Waktu

Untuk menjawab tujuan penelitian pertama, komentar kemudian dikelompokkan berdasarkan tanggal unggah guna melihat sebaran volume dan sentimen dari waktu ke waktu. Hasil pengelompokan mengungkap pola yang sangat mencolok dari total sepuluh hari periode pengambilan data (25 Juni–4 Juli 2026), satu hari tunggal, yaitu 26 Juni 2026, menyumbang 7.345 komentar atau 57,7% dari keseluruhan data hanya dalam rentang waktu 24 jam. Sebagai pembandingan, sehari sebelumnya (25 Juni 2026) hanya tercatat 21 komentar, sedangkan gabungan delapan hari sesudahnya (27 Juni–4 Juli 2026) mengumpulkan 5.365 komentar, atau rata-rata sekitar 671 komentar per hari. Rincian ini disajikan pada Tabel 4 dan divisualisasikan pada Gambar 3.

Tabel 4. Volume Komentar Berdasarkan Periode Waktu

Periode	Negatif	Netral	Positif	Total	Persentase dari Keseluruhan Data
25 Juni 2026 (sebelum lonjakan)	11	3	7	21	0,2%
26 Juni 2026 (hari puncak)	4.786	1.214	1.345	7.345	57,7%
27 Juni-4 Juli 2026 (pasca-puncak, 8 hari)	3.596	836	933	5.365	42,1%



Gambar 3. Lonjakan volume dan sentimen komentar berdasarkan periode waktu

Lonjakan volume komentar sebesar itu dalam waktu kurang dari sehari, dari yang semula hanya belasan komentar menjadi ribuan, secara statistik sulit dijelaskan sebagai fluktuasi acak semata. Pola ini jauh lebih mencerminkan adanya pemicu eksternal yang bersifat mendadak, dan dalam konteks platform video, pemicu yang paling mungkin berkaitan adalah penayangan atau viralnya video itu sendiri sebagai stimulus visual, entah karena video baru diunggah, dipromosikan algoritma YouTube, maupun dibagikan ulang secara masif di platform lain pada tanggal tersebut. Untuk menguji lebih ketat apakah komposisi sentimen pada periode puncak berbeda secara statistik dari periode lainnya, dilakukan uji *Chi-Square Test of Independence* menggunakan Persamaan (3) pada tabel kontingensi 2×3 (periode puncak vs. non-puncak, dengan tiga kategori sentimen). Hasil uji menunjukkan $\chi^2 = 4,564$ dengan $df = 2$ dan $p = 0,102$ ($p > 0,05$), yang berarti secara statistik tidak ditemukan perbedaan signifikan pada komposisi proporsi sentimen antara periode puncak dan non-puncak. Hasil ini justru memperkuat, bukan melemahkan, interpretasi penelitian proporsi sentimen pada hari puncak (65,2% negatif) memang hampir identik secara statistik dengan proporsi keseluruhan data (65,9% negatif), yang mengindikasikan bahwa lonjakan tersebut bersifat sebagai penguatan volume secara proporsional dari pola sentimen yang sudah ada, bukan sebagai pergeseran komposisi sentimen yang baru. Dengan kata lain, stimulus visual pada tanggal tersebut diduga berkaitan dengan intensifikasi keseragaman reaksi emosional secara serentak dalam skala besar, dan bukan dengan perubahan corak sentimen itu sendiri. Pola lonjakan tunggal yang dominan seperti ini konsisten dengan temuan pada penelitian sentimen debat maupun wawancara tokoh publik di YouTube, yang juga mencatat lonjakan komentar signifikan tepat pada hari video ditayangkan atau viral [5]

3.4 Keterkaitan Sentimen dengan Tingkat Keterlibatan Pengguna

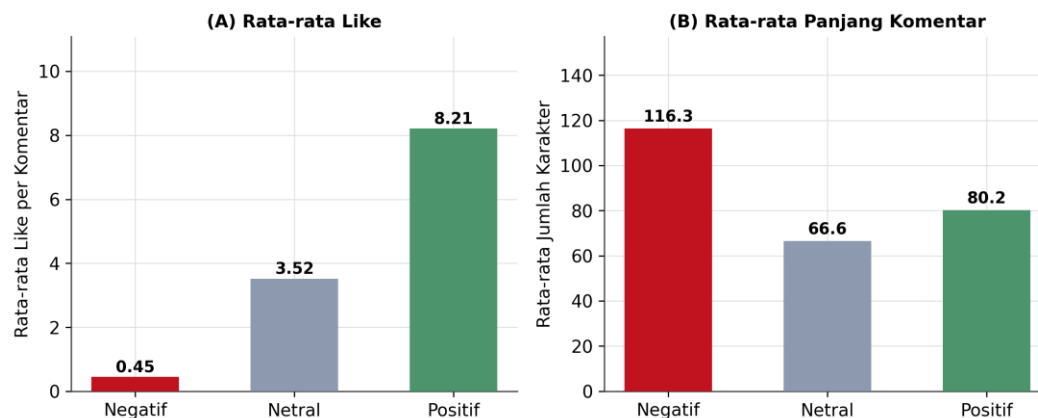
Tujuan penelitian kedua dijawab melalui perhitungan rata-rata dua indikator keterlibatan, yakni jumlah *like* dan panjang komentar, pada masing-masing kategori sentimen. Hasilnya disajikan pada Tabel 5 dan Gambar 4.

Tabel 5. Rata-rata Keterlibatan Pengguna Berdasarkan Kategori Sentimen

Kategori Sentimen	Rata-rata <i>Like</i>	Rata-rata Panjang Komentar (karakter)
Negatif	0,45	116,3

Kategori Sentimen	Rata-rata Like	Rata-rata Panjang Komentar (karakter)
Netral	3,52	66,6
Positif	8,21	80,2

Rata-rata Keterlibatan Pengguna Berdasarkan Kategori Sentimen

**Gambar 4.** Rata-rata keterlibatan pengguna (*like* dan panjang komentar) berdasarkan kategori sentimen

Temuan ini memperlihatkan pola yang menarik dan sedikit berlawanan dengan intuisi awal. Meski secara volume komentar negatif jauh mendominasi, secara keterlibatan per komentar, justru komentar positiflah yang memperoleh rata-rata *like* tertinggi (8,21), hampir 18 kali lipat dibandingkan rata-rata *like* pada komentar negatif (0,45), dan lebih dari dua kali lipat dibandingkan komentar netral (3,52). Pola ini mengindikasikan bahwa meskipun sentimen negatif lebih banyak diproduksi, komentar-komentar yang justru divalidasi oleh sesama pengguna adalah komentar yang bernada positif atau suportif, misalnya ungkapan dukungan kepada narasumber tertentu dalam video. Perlu dicatat bahwa perbandingan rata-rata ini bersifat deskriptif, oleh karena hanya nilai agregat yang tersedia, bukan nilai mentah per komentar, uji beda rata-rata secara inferensial (misalnya ANOVA atau Kruskal-Wallis) belum dapat dihitung pada bagian ini dan diusulkan sebagai agenda penelitian lanjutan. Pola keterlibatan yang tidak selalu berbanding lurus dengan volume sentimen semacam ini turut ditemukan pada penelitian sentimen isu kendaraan listrik di platform X [19], yang juga mencatat bahwa komentar dengan interaksi tertinggi tidak selalu berasal dari kategori sentimen yang paling dominan secara jumlah.

Di sisi lain, komentar bersentimen negatif justru menunjukkan rata-rata panjang teks tertinggi (116,3 karakter), melampaui komentar positif (80,2 karakter) dan netral (66,6 karakter, yang merupakan kategori terpendek). Hal ini masuk akal secara komunikatif mengekspresikan kekecewaan, kritik, atau ketidaksetujuan lazimnya membutuhkan elaborasi argumentatif yang lebih panjang dibandingkan mengekspresikan dukungan singkat maupun komentar yang sekadar bersifat informatif dan netral. Pola serupa turut disinggung dalam penelitian penerapan IndoBERT pada ulasan aplikasi transportasi kereta cepat, yang menyoroti bahwa keluhan pengguna cenderung disampaikan secara lebih rinci dibandingkan pujian [20]. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa "keterlibatan" pada platform YouTube sesungguhnya memiliki dua wajah yang berbeda keterlibatan berupa validasi sosial (*like*) yang lebih condong kepada sentimen positif, dan keterlibatan berupa elaborasi tekstual (panjang komentar) yang lebih condong kepada sentimen negatif.

3.5 Analisis Konten Kualitatif sebagai Penguat Temuan Kuantitatif

Guna memperkuat interpretasi terhadap dua temuan di atas, dilakukan pula analisis frasa (*bigram*) yang paling sering muncul dalam komentar. Frasa "roy suryo" muncul sebanyak 519 kali, disusul "pak jokowi" (238 kali), "roy dan" (225 kali), "mas roy" (219 kali), "dr tifa" (201 kali), "pak roy" (192 kali), "ijazah jokowi" (188 kali), dan "rocky gerung" (172 kali). Dominasi frasa yang merujuk pada nama-nama tokoh publik yang tampil dalam video mengonfirmasi bahwa isi visual video, yakni kehadiran narasumber-narasumber tersebut, memang menjadi pusat perhatian dan berkaitan erat dengan diskusi di kolom komentar, bukan semata judul atau deskripsi video.

Sebagai pelengkap, telaah terhadap lima komentar dengan jumlah *like* tertinggi pada Tabel 2 turut menunjukkan bahwa komentar-komentar paling banyak divalidasi justru cenderung berisi dukungan personal kepada narasumber tertentu, seperti ungkapan semangat dan doa kesehatan bagi salah satu pembicara dalam video, alih-alih komentar yang berisi perdebatan substantif mengenai isu ijazah itu sendiri. Pola ini konsisten dengan temuan kuantitatif pada Tabel 5 bahwa komentar bersentimen positif memperoleh rata-rata *like* tertinggi, dan

memperkuat interpretasi bahwa keterlibatan berupa *like* pada platform YouTube lebih banyak digerakkan oleh resonansi afeksi personal terhadap sosok yang tampil dalam video, ketimbang oleh derajat kontroversi argumen yang disampaikan.

3.6 Pembahasan Keterkaitan Stimulus Visual, Lonjakan Emosi, dan Keterlibatan Pengguna

Merangkai keseluruhan temuan di atas, dapat dibangun sebuah alur interpretasi yang koheren mengenai bagaimana stimulus visual berkaitan dengan lonjakan emosi tekstual dan keterlibatan pengguna di platform YouTube. Pertama, keberadaan stimulus visual, dalam hal ini video yang menghadirkan narasumber dan argumen seputar isu ijazah, berkaitan dengan lonjakan volume komentar yang eksponensial dalam hitungan jam, dari puluhan menjadi ribuan komentar, sebagaimana teramati pada 26 Juni 2026. Kedua, lonjakan volume ini tidak berdiri sendiri, melainkan diiringi oleh lonjakan intensitas emosi negatif yang proporsinya konsisten dengan pola keseluruhan data dan terkonfirmasi tidak berbeda signifikan secara statistik ($\chi^2 = 4,564$, $p = 0,102$), menandakan bahwa stimulus visual tersebut memang bermuatan emosional tinggi dan berkaitan dengan reaksi kolektif yang serentak. Ketiga, keterlibatan pengguna yang muncul sebagai respons atas stimulus tersebut ternyata tidak homogen, ia terbelah antara keterlibatan afektif berupa *like* yang lebih banyak mengalir ke komentar positif, dan keterlibatan elaboratif berupa panjang teks yang lebih banyak muncul pada komentar negatif.

Temuan ini memberi nuansa tambahan pada pemahaman umum bahwa "konten emosional berkaitan dengan lebih banyak interaksi". Penelitian ini menunjukkan bahwa jenis interaksi yang menyertai emosi tersebut berbeda tergantung valensinya emosi negatif lebih banyak berkaitan dengan volume dan panjang elaborasi, sedangkan emosi positif lebih banyak berkaitan dengan validasi sosial berupa *like*. Nuansa ini penting bagi pengelola konten maupun peneliti komunikasi digital, sebab strategi meningkatkan *engagement* semata melalui muatan emosional negatif berisiko menghasilkan volume komentar besar namun dengan tingkat validasi sosial yang rendah, dan sebaliknya. Perspektif ini turut relevan dikaitkan dengan pergeseran pola komunikasi publik di era digital, di mana algoritma platform dan *buDaya* partisipasi warganet saling memengaruhi bentuk wacana yang muncul di ruang komentar [21], sekaligus menegaskan bahwa media sosial bukan sekadar kanal penyebaran pesan, melainkan ekosistem sosioteknologi tempat emosi, opini, dan validasi sosial saling berkelindan [1].

Dari sisi metodologis, konsistensi hasil klasifikasi IndoBERT pada penelitian ini turut menegaskan keandalan model tersebut untuk menangani data komentar berbahasa Indonesia yang informal, singkat, dan kaya akan singkatan maupun kata tidak baku, sebagaimana juga ditunjukkan pada penelitian yang secara khusus menormalisasi kata gaul sebelum klasifikasi sentimen komentar YouTube [22], maupun penelitian yang menyempurnakan proses pelatihan IndoBERT melalui pengaturan *hyperparameter* [23] dan perbandingan varian model dasar dengan model ringan (*lite*) [24]. Perbandingan performa antara IndoBERT dengan pendekatan berbasis *Random Forest* pada *dataset* terbatas turut menegaskan bahwa representasi kontekstual dari model bahasa pra-latih memberi keunggulan tersendiri dibandingkan model *machine learning* konvensional dalam menangani teks pendek yang bernuansa ambigu [25], sebagaimana juga tercermin dari konsistensi hasil klasifikasi pada penelitian ini meski melibatkan volume data yang besar dan beragam gaya penulisan. Sebagai catatan komparatif lebih lanjut, tingkat akurasi 80% pada model dasar yang sama seperti dilaporkan pada evaluasi independen [12] berada pada rentang yang wajar dibandingkan model-model sejenis, sehingga hasil klasifikasi pada penelitian ini dapat dianggap cukup layak dipercaya untuk keperluan analisis pola agregat, meskipun tidak setara dengan model yang telah melalui *fine tuning* khusus pada domain ijazah/politik.

Secara praktis, temuan ini memberi sejumlah implikasi. Bagi kreator konten maupun pengelola kanal YouTube yang membahas isu sosial-politik, penting untuk disadari bahwa volume komentar yang tinggi tidak selalu berarti resonansi positif terhadap konten, volume besar dapat pula didorong oleh kekecewaan atau kritik yang justru tercermin dari komentar-komentar panjang bersentimen negatif. Bagi peneliti komunikasi digital dan pengelola kebijakan media, pola dua wajah keterlibatan yang ditemukan dalam penelitian ini, yakni *like* yang condong ke sentimen positif dan elaborasi teks yang condong ke sentimen negatif, dapat dijadikan salah satu indikator tambahan untuk membaca kualitas wacana publik pada suatu isu, tidak sekadar mengandalkan jumlah komentar sebagai ukuran tunggal ketertarikan (*interest*) pengguna. Implikasi ini turut relevan bagi upaya moderasi maupun mitigasi eskalasi konflik di ruang digital, karena periode lonjakan emosi seperti yang teridentifikasi pada penelitian ini dapat dijadikan penanda waktu (*time marker*) untuk memantau lebih ketat dinamika wacana pada isu-isu sensitif serupa di masa mendatang.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis 12.731 komentar YouTube pada video yang membahas isu ijazah Presiden Joko Widodo untuk mengkaji keterkaitan antara stimulus visual, lonjakan emosi tekstual, dan tingkat keterlibatan pengguna, dan hasil klasifikasi sentimen menggunakan IndoBERT menunjukkan dominasi sentimen negatif

(65,9%) dibandingkan positif (17,9%) dan netral (16,1%), sementara analisis tren temporal mengungkap lonjakan volume komentar yang sangat tajam pada 26 Juni 2026, yaitu sebanyak 7.345 komentar atau 57,7% dari keseluruhan data hanya dalam satu hari, dengan proporsi sentimen negatif yang konsisten dengan pola keseluruhan dan terkonfirmasi tidak berbeda signifikan secara statistik melalui uji Chi-Square ($\chi^2 = 4,564$, $df = 2$, $p = 0,102$), yang mengindikasikan lonjakan tersebut sebagai penguatan volume dari pola sentimen yang sudah ada, diduga berkaitan dengan stimulus visual berupa penayangan atau viralnya video tersebut. Analisis keterkaitan sentimen dengan keterlibatan pengguna menunjukkan pola dua arah yang saling melengkapi, yaitu komentar positif memperoleh rata-rata *like* tertinggi (8,21) sedangkan komentar negatif cenderung lebih panjang secara tekstual (116,3 karakter), menandakan bahwa validasi sosial dan elaborasi argumentatif berkaitan dengan valensi emosi yang berbeda, sehingga secara keseluruhan ketiga rangkaian analisis ini saling menopang untuk menjawab pertanyaan penelitian bahwa stimulus visual pada platform YouTube berkaitan dengan lonjakan emosi tekstual yang teridentifikasi melalui pola temporal, dan lonjakan tersebut turut membentuk pola keterlibatan pengguna yang terukur dan berbeda antar kategori sentimen, alih-alih bergerak secara seragam, sehingga tingkat keterlibatan pengguna (*user interest level*) pada YouTube tidak dapat dipahami hanya dari satu dimensi volume komentar semata, melainkan perlu dibaca secara berlapis antara dimensi validasi sosial dan dimensi elaborasi tekstual. Penelitian ini memiliki keterbatasan pada aspek kausalitas, karena desain deskriptif-analitis yang digunakan tidak menguji hubungan sebab-akibat secara eksperimental, pada cakupan data yang hanya berasal dari satu video, sehingga generalisasi pada video atau topik lain perlu dilakukan dengan hati-hati, pada ketiadaan data *metadata* eksternal video seperti waktu unggah dan jumlah penayangan secara langsung dari kanal, sehingga interpretasi mengenai stimulus visual bersifat inferensial berdasarkan pola data, serta pada keterbatasan data keterlibatan yang hanya tersedia dalam bentuk agregat, sehingga uji beda rata-rata inferensial seperti ANOVA atau Kruskal-Wallis pada variabel *Like* dan *Comment_Length* belum dapat dilakukan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas cakupan video dan topik yang dianalisis, menambahkan data *metadata* video secara langsung, mempertahankan akses terhadap data mentah per komentar agar uji inferensial yang lebih ketat dapat dilakukan, melakukan validasi manual terhadap sebagian sampel data guna memperoleh metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang spesifik pada domain penelitian, serta mempertimbangkan desain penelitian yang mampu menguji hubungan kausal antara karakteristik visual video dengan pola emosi dan keterlibatan pengguna secara lebih ketat.

REFERENCES

- [1] R. Nasrullah, *Media Sosial Perspektif Komunikasi, Budaya, dan Sosioteknologi, Edisi Revisi*. Bandung Simbiosis Rekatama Media, 2023.
- [2] C. Juditha, "The phenomenon of 'Indonesia Gelap' on social media Sentiment analysis and public opinion polarization," *Jurnal komunikasi*, vol. 17, no. 1, pp. 157–170, 2025, doi 10.24912/jk.v17i1.33846.
- [3] M. P. Firdaus and D. Trisnawarman, "Analisis Sentimen Publik terhadap Program Tabungan Perumahan Rakyat Menggunakan Model IndoBERT Lite pada Komentar YouTube," *MALCOM Indonesian Journal of Machine learning and Computer Science*, vol. 5, no. 1, pp. 359–368, 2025, doi 10.57152/malcom.v5i1.1744.
- [4] H. Imaduddin, F. Y. A'la, and Y. S. Nugroho, "Sentiment analysis in Indonesian healthcare applications using IndoBERT approach," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, no. 8, 2023, doi 10.14569/ijacsa.2023.0140813.
- [5] V. D. Setiawan, D. U. Iswawigra, and E. Anggiratih, "Implementation of IndoBERT for sentiment analysis of the constitutional court's decision regarding the minimum age of vice presidential candidates," *Scientific Journal of Informatics*, vol. 12, no. 3, pp. 397–406, 2025, doi 10.15294/sji.v12i3.26320.
- [6] L. Geni, E. Yulianti, and D. I. Sensuse, "Sentiment analysis of tweets before the 2024 elections in Indonesia using Bert language models," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika*, vol. 9, no. 3, pp. 746–757, 2023, doi 10.26555/jiteki.v9i3.26490.
- [7] M. R. Manoppo *et al.*, "Analisis Sentimen Publik Di Media Sosial Terhadap Kenaikan Ppn 12% Di Indonesia Menggunakan Indobert," *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 2, pp. 152–163, 2025, doi 10.69916/jkbt.v4i2.322.
- [8] F. M. HiDayat and H. Sanjaya, "Analisis Sentimen Publik Terhadap Penjualan Iphone 16 Dan Kebijakan Tkdn Di Indonesia," *INFOTECH journal*, vol. 11, no. 1, pp. 74–80, 2025, doi 10.31949/infotech.v11i1.13159.
- [9] S. Maratus Sholihah, A. E. Pajri, and I. A. Sa'ida, "Analisis Sentimen Komentar iPhone 17 pada Platform YouTube Menggunakan IndoBERT dan Support Vector Machine," *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 7, no. 3, pp. 933–945, 2026, doi 10.30865/json.v7i3.9507.
- [10] H. Jayadianti, W. Kaswidjanti, A. T. Utomo, S. Saifullah, F. A. Dwiyanto, and R. Drezewski, "Sentiment analysis of Indonesian reviews using *fine tuning* IndoBERT and R-CNN," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 14, no. 3, pp. 348–354, 2022, doi 10.33096/ilkom.v14i3.1505.348-354.
- [11] K. S. Nugroho, A. Y. Sukmadewa, H. W. Dw, F. A. Bachtiar, and N. Yudistira, "BERT *Fine tuning* for Sentiment Analysis on Indonesian Mobile Apps Reviews," Jul. 2021.

- [12] P. A. A. Wijaya, I. M. Dika Anggara, I. K. Hendra Trinium Jaya, G. Indrawan, and I. M. Agus Oka Gunawan, “Comprehensive analysis of teacher teaching performance through sentiment and POS tagging,” *Jurnal Ilmiah Merpati (Menara Penelitian Akademika Teknologi Informasi)*, vol. 12, no. 3, p. 147, 2024, doi 10.24843/jim.2024.v12.i03.p02.
- [13] D. Al Akhdan, Taufik Edy Sutanto, and Muhaza Liebenlito, “Confident Learning pada IndoBERT Peningkatan Kinerja Klasifikasi Sentimen,” *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 13, no. 5, Oct. 2024, doi 10.33022/ijcs.v13i5.4401.
- [14] S. Imron, E. I. Setiawan, and J. Santoso, “Deteksi Aspek Review E-Commerce Menggunakan IndoBERT Embedding dan CNN,” *INSYST Journal of Intelligent System and Computation*, vol. 5, no. 1, pp. 10–16, Apr. 2023, doi 10.52985/insyst.v5i1.267.
- [15] S. A. S. Mola, R. V. K. I. O. Roma, and T. Widiastuti, *Text mining Analisis Sentimen dengan Lexicon*. Kota Bandung Kaizen Media Publishing, 2025.
- [16] C. A. A. Soemedhy, N. Trivetisia, N. A. Winanti, D. P. Martiyaningsih, T. W. Utami, and S. Sudianto, “Analisis Komparasi Algoritma *Machine learning* untuk Sentiment Analysis (Studi Kasus Komentar YouTube ‘Kekerasan Seksual’),” *Jurnal informatika jurnal pengembangan IT*, vol. 7, no. 2, pp. 80–84, 2022, doi 10.30591/jpit.v7i2.3547.
- [17] D. A. Putranto, S. Butsianto, and A. P. Riandani, “Analisis Sentimen Komentar YouTube Tentang Bencana Banjir Di Sumatera Menggunakan *Support Vector Machine*,” *Jurnal Tekno Kompak*, vol. 20, no. 2, pp. 733–747, Jun. 2026, doi 10.33365/jtk.v20i2.2059.
- [18] C. Andrew, A. Budiyantera, and I. Lewenusa, “Analisis Sentimen Komentar Pengguna YouTube untuk Ponsel di Indonesia Berbasis Web,” *Scientica Jurnal Ilmiah Sains dan Teknologi*, vol. 3, no. 2, pp. 175–188, Nov. 2024.
- [19] R. Merdiansah, S. Siska, and A. Ali Ridha, “Analisis Sentimen Pengguna X Indonesia Terkait Kendaraan Listrik Menggunakan IndoBERT,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, vol. 7, no. 1, pp. 221–228, Mar. 2024, doi 10.55338/jikoms.v7i1.2895.
- [20] G. Hakim, T. N. Fatyanosa, and A. W. Widodo, “Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Kereta Cepat Whoosh pada Platform X menggunakan IndoBERT,” 2024. [Online]. Available <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [21] P. N. Jailan, *Komunikasi Perubahan Sosial Di Era Digital*. Sleman Deepublish, 2023.
- [22] A. N. A. Saputra, R. E. Saputro, and D. I. S. Saputra, “Enhancing Sentiment Analysis Accuracy Using SVM and Slang Word Normalization on YouTube Comments,” *Sinkron jurnal dan penelitian teknik informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 687–699, Apr. 2025, doi 10.33395/sinkron.v9i2.14613.
- [23] A. Simanjuntak *et al.*, “Research and Analysis of IndoBERT *Hyperparameter* Tuning in Fake News Detection,” *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 13, no. 1, Feb. 2024, doi 10.22146/jnteti.v13i1.8532.
- [24] Wildan Amru HiDayat and V. R. S. Nastiti, “Perbandingan Kinerja Pre-Trained Indobert-Base Dan Indobert-Lite Pada Klasifikasi Sentimen Ulasan Tiktok Tokopedia Seller Center Dengan Model Indobert,” *JSiI (Jurnal Sistem Informasi)*, vol. 11, no. 2, pp. 13–20, Sep. 2024, doi 10.30656/jsii.v11i2.9168.
- [25] J. Pranata, S. Agustian, J. Jasril, and E. Haerani, “Penggunaan Model Bahasa indoBERT pada metode *Random Forest* untuk Klasifikasi Sentimen dengan *Dataset* Terbatas,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 6, no. 3, Dec. 2024, doi 10.47065/bits.v6i3.6335.