

ANALISIS STRATEGI KOMUNIKASI KRISIS PR PERTAMINA DALAM PEMULIHAN CITRA BERBASIS MACHINE LEARNING

Devi Mustika¹, Lintang Mayzha Safira², Damayanti³, Dwi Novaria Misidawati⁴

Sains Data, UIN K.H. Abdurrahman Wahid Pekalongan, Indonesia ^{1,2,3,4}

Email: devi.mustika24031@mhs.uingusdur.ac.id¹, lintang.mayzha.safira24045@mhs.uingusdur.ac.id², damayanti24003@mhs.uingusdur.ac.id³, dwi.novaria.misidawati@uingusdur.ac.id⁴

| Informasi | Abstract |
|--|--|
| Volume : 2 Nomor : 12 Bulan : Desember Tahun : 2025 E-ISSN : 3062-9624 | <p><i>This study analyzes Pertamina's public relations crisis communication strategy in responding to the issue of "fake fuel" that went viral on social media in 2025. The rapid spread of public complaints, allegations of fuel adulteration, and increasing criticism on platforms such as X and TikTok had a significant impact on the company's reputation, requiring a data-driven approach to crisis communication. Unlike previous studies, which generally relied on manual content reading, this study offers a new approach by integrating machine learning-based sentiment analysis to map public perceptions in a more structured manner. Data was collected by gathering 1,000 posts on the X platform and supplemented with monitoring data from Brand24. All texts were processed using Natural Language Processing (NLP) techniques and classified with a Support Vector Machine (SVM) algorithm verified through ten iterations of Monte Carlo Cross-Validation. This model produced an average accuracy of 0.559 and showed a strong dominance of negative sentiment in 603 posts. Analysis of public engagement on TikTok showed a variety of responses, ranging from support for fuel distribution activities to sharp criticism of service quality and operations at fuel filling stations. These findings indicate that Pertamina's crisis communication strategy has not been entirely successful in reducing negative public perception. Theoretically, this research contributes by integrating machine learning data into SCCT analysis, thereby providing a more accurate understanding of public responses. Practically, the results of this study are expected to help energy companies improve their crisis communication strategies to be more responsive and effective.</i></p> <p>Keyword: Crisis Communication, Public Relations, BBM, Adulterated Gasoline, Sentiment Analysis, Machine Learning, SCCT</p> |

Abstrak

Penelitian ini menganalisis strategi komunikasi krisis Public Relations (PR) Pertamina dalam merespons isu "BBM oplosan" yang viral di media sosial pada tahun 2025. Cepatnya penyebaran keluhan publik, tuduhan pencampuran bahan bakar, serta meningkatnya kritik di platform X dan TikTok berdampak signifikan terhadap reputasi perusahaan, sehingga diperlukan pendekatan komunikasi krisis yang berbasis data. Berbeda dari studi-studi sebelumnya yang cenderung mengandalkan analisis konten secara manual, penelitian ini menawarkan pendekatan baru dengan memadukan analisis sentimen berbasis machine learning untuk memetakan persepsi publik secara lebih terstruktur. Data dikumpulkan melalui scraping 1.000 unggahan dari platform X dan ditambah data monitoring dari Brand24. Seluruh teks diolah menggunakan teknik NLP dan diklasifikasikan dengan algoritma Support Vector Machine (SVM) yang divalidasi melalui sepuluh iterasi Monte Carlo Cross-Validation. Model mencapai akurasi rata-rata 0.559 dan menunjukkan dominasi kuat sentimen negatif sebanyak 603 unggahan. Analisis public engagement di TikTok juga menampilkan respons

beragam, mulai dari dukungan terhadap aktivitas distribusi BBM hingga kritik tajam terkait kualitas layanan dan operasional SPBU. Temuan ini menggambarkan bahwa strategi komunikasi krisis Pertamina belum sepenuhnya mampu meredam persepsi negatif publik. Penelitian ini berkontribusi secara teoretis dengan mengintegrasikan data machine learning ke dalam analisis SCCT sehingga pemahaman terhadap respons publik menjadi lebih akurat. Temuan ini diharapkan dapat membantu perusahaan energi memperbaiki strategi komunikasi krisis agar lebih cepat dan efektif.

Kata Kunci: Komunikasi Krisis, Public Relations, BBM, Bensin Oplosan, Analisis Sentimen, Machine Learning, SCCT

A. PENDAHULUAN

Isu mengenai kualitas dan keaslian bahan bakar minyak (BBM) kembali mencuat ke ruang publik setelah beredarnya berbagai unggahan di media sosial yang menuduh adanya kasus *bensin oplosan*, *pertalite campur air*, serta dugaan ketidaksesuaian standar distribusi oleh Pertamina. Fenomena ini dengan cepat memicu reaksi publik, terutama di platform X dan TikTok, yang kemudian membentuk opini luas mengenai kredibilitas Pertamina sebagai perusahaan energi nasional. Ketika isu tersebut menjadi viral, kepercayaan publik terhadap layanan serta integritas perusahaan ikut terpengaruh, sehingga memunculkan tantangan komunikasi krisis bagi unit Public Relations (PR) Pertamina. Perkembangan media digital telah mengubah pola komunikasi publik dan mempercepat penyebaran informasi terutama di platform media sosial, sehingga dalam konteks krisis persepsi masyarakat dapat terbentuk dengan cepat dan sangat memengaruhi reputasi sebuah organisasi, hal ini terlihat jelas pada kasus "bensin oplosan" yang melibatkan Pertamina pada tahun 2025 di mana percakapan publik berkembang secara masif dan didominasi oleh sentimen negatif di berbagai platform digital sehingga kondisi ini menegaskan bahwa strategi komunikasi krisis harus didasarkan pada pemahaman mendalam terhadap dinamika opini publik yang terbentuk secara real time (Fitri et al., 2024).

Reputasi Pertamina sangat bergantung pada kemampuan perusahaan mengelola persepsi publik, terutama saat terjadi krisis yang berdampak langsung pada pengalaman konsumen. Dalam konteks ini, media sosial berperan sebagai arena utama pembentukan opini publik, di mana masyarakat mengekspresikan keluhan, kritik, dukungan, maupun pengalaman pribadi secara terbuka. Namun, arus informasi yang cepat tidak selalu diiringi dengan klarifikasi resmi yang memadai, sehingga membuka ruang bagi misinformasi sekaligus memperbesar tekanan terhadap citra perusahaan.

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas strategi komunikasi krisis BUMN atau perusahaan energi, adapula yang membahas mengenai "Krisis Komunikasi Humas Terhadap

Isu Korupsi Pertamina" menggunakan pendekatan etnografi virtual untuk menganalisis respons humas Pertamina terhadap tuduhan korupsi, menemukan dominasi sentimen negatif publik akibat kurangnya transparansi informasi, namun bergantung analisis manual konten media tanpa machine learning sistematis (Faisal et al., 2025). Namun, masih sedikit penelitian yang menggunakan pendekatan berbasis *machine learning* untuk menganalisis perubahan sentimen publik secara sistematis. belum ada kajian yang memadukan analisis komunikasi krisis dengan pemetaan sentimen publik menggunakan algoritma berbasis kecerdasan buatan seperti Support Vector Machine (SVM).

Penelitian ini berfokus pada analisis strategi komunikasi krisis PR Pertamina dalam upaya pemulihan citra selama isu BBM oplosan mencuat di media sosial. Tujuannya adalah mengidentifikasi pola sentimen publik terhadap Pertamina, memetakan bentuk respons masyarakat melalui interaction dan engagement di platform digital, serta mengevaluasi efektivitas strategi komunikasi krisis Pertamina dengan mengacu pada teori Situational Crisis Communication Theory (SCCT). Penelitian ini menjadi penting karena hasilnya dapat memberikan gambaran empiris mengenai bagaimana perusahaan menghadapi tekanan reputasi di era digital, serta bagaimana respons publik dapat dikelola secara lebih strategis.

Dengan menggabungkan analisis kualitatif dan *machine learning*, penelitian ini diharapkan mampu memberikan kontribusi teoretis dan praktis bagi pengembangan strategi komunikasi krisis di sektor energi, minyak dan gas maupun perusahaan yang bergerak dalam layanan publik. Pendekatan ini tidak hanya membantu melihat bagaimana sentimen publik terbentuk, tetapi juga menawarkan perspektif baru dalam menilai efektivitas komunikasi perusahaan saat menghadapi isu krisis.

B. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini mengadopsi pendekatan campuran (mixed method), dengan fokus utama pada metode kuantitatif yang didukung oleh data yang akurat dikumpulkan melalui proses pengikisan data (scaping) media sosial X (Twitter) dan tools seperti Brand24 untuk mengumpulkan data secara real time terkait isu Pertamina. Teks data yang diperoleh akan dianalisis menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) yang unggul dalam menangani data teks high-dimensional dengan margin maksimal, mencapai akurasi hingga 94-99% pada kasus serupa terkait isu Pertamina, serta diperkuat dengan data kualitatif berupa komentar public sebagai pendalaman konteks dalam menganalisis efektivitas strategi komunikasi krisis PR Pertamina (Hidayat, 2025)

Model yang diusulkan

Model penelitian yang digunakan dalam studi ini dirancang untuk menelaah bagaimana public merespons isu krisis yang melibatkan Pertamina, pada penelitian ini menggunakan dua sumber data utama, yakni data dari X dan Brand24. Kedua jenis data tersebut dianalisis secara terpisah menggunakan Teknik yang disesuaikan dengan karakteristik masing-masing.

Pada jalur analisis Platform X, data teks mentah terlebih dahulu melalui proses *preprocessing* menggunakan teknik Natural Language Processing (NLP), yang mencakup pembersihan teks, normalisasi, tokenisasi, dan penghapusan *stopwords*. Data yang telah diproses kemudian dikonversi ke dalam representasi numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Representasi ini selanjutnya diklasifikasikan dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk menentukan kecenderungan sentimen publik terhadap isu Pertamina. Untuk memastikan keandalan hasil klasifikasi, model divalidasi menggunakan *Monte Carlo Cross-validation*. Hasil analisis pada jalur ini mencakup distribusi sentimen, performa model, serta *confusion matrix* mengukur *precision/recall* per kelas sentimen.

Berbeda dengan itu, analisis pada Brand24 memanfaatkan visualisasi dan metrik yang dihasilkan langsung oleh platform, seperti grafik sentimen, *wordcloud*, serta tren percakapan, melengkapi SVM dengan visualisasi intuitif pola emosi public (Fitri et al., 2024). Kedua jalur analisis ini kemudian dikonsolidasikan untuk memperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai arah sentimen publik, pola emosi dominan, serta dinamika persepsi masyarakat. Model penelitian ini memberikan dasar yang kuat untuk menilai efektivitas strategi komunikasi krisis yang dijalankan PR Pertamina berdasarkan temuan empiris dari dua platform digital yang berbeda.

Pengumpulan Data

Data dalam penelitian ini dikumpulkan dari platform X dengan Teknik scraping menggunakan Authtoken, yaitu alat pengambil data otomatis berbasis token autentikasi X. proses scraping dilakukan dengan memasukkan kata kunci “Pertamina, bensin oplosan, Pertamina oplosan, Pertamina campur air”. Pengambilan data dilakukan pada periode 9-16 November 2025 setelah isu bensin oplosan menguap di media, dari proses scraping terkumpul 1.000 tweet yang berisi teks unggahan dan tanggal, lalu data akan di ekspor dengan format CSV. Sebagai pelengkap, penelitian ini juga memanfaatkan data dari Brand24 sebagai alat social listening untuk memperoleh perspektif tambahan terkait reaksi public yang lebih luas. Dari scraping yang dilakukan diperoleh 1.170 data yang mencakup

percakapan, komentar, dan metrik keterlibatan warganet.

Preprocessing data

Data dari platfrom X dan brand24 dianalisis secara terpisah karena karakteristik dan metode perolehannya berbeda. Untuk data yang diperoleh dari X akan dilakukan proses lengkap mulai dari scraping, praproses teks, hingga klasifikasi sentiment menggunakan algoritma support vector machine (SVM). Sementara itu data dari brand23 tidak diproses ulang menggunakan machine learning karena brand24 telah menyediakan grafik secara otomatis. Oleh karena itu, analisis yang menggunakan brand24 akan menggunakan output bawaan platfrom.

NLP

NLP adalah cabang dari kecerdasan buatan (AI) yang berhubungan dengan melatih komputer untuk memahami, memproses, dan menghasilkan bahasa (Rumaisa et al., 2021). NLP menawarkan alat dan Teknik yang akurat untuk menganalisis teks dan data Bahasa dari media social secara otomatis dan efisien. NLP memungkinkan peneliti untuk mengidentifikasi sentimen, topik, dan pola – pola Bahasa yang relevan dengan isu Kesehatan mental. Dengan menganalisis sentimen dan perilaku pengguna media social menggunakan NLP, kita dapat memperoleh wawasan yang berharga tentang opini public, persepsi, dan tren (Perhatian, 2024)

Data mentah sering kali mengandung banyak noise, seperti kata kata slang, emoji, duplikasi, atau kata-kata yang tidak diperlukan, sehingga perlu dibersihkan agar hasil analisis lebih akurat. Selain itu, proses ini juga membantu meningkatkan efisiensi dalam pengolahan data. Tujuan utama pra-pemrosesan adalah menghilangkan noise, menyeragamkan format kata, dan mengurangi jumlah kata yang tidak relevan. Proses ini terdiri dari beberapa langkah, yaitu cleaning, case folding, parsing, dan filtering dan dilanjutkan Dengan proses pelabelan data (Zein et al., 2022)

- a. Cleaning data adalah membersihkan teks dari elemen yang tidak diperlukan, seperti karakter khusus, angka, emoji dan kata-kata yang tidak relevan (noise removal) agar analisis lebih focus pada konten bermakna, meningkatkan akurasi model hingga 3-6% pada sentimen NLP (Hidayat, 2025).
- b. Case Folding adalah menyamakan semua huruf menjadi huruf kecil serta menghapus tanda baca, sehingga hanya tersisa huruf dari "a" hingga "z" (Umam, 2024).
- c. Tokenization, yaitu memecah teks menjadi unit kata untuk memudahkan analisis lanjutan (Wardaniah et al., 2024).

- d. Normalisasi kata, yaitu mengganti kata tidak baku, kata slang, atau bentuk kata yang tidak sesuai dengan padanan baku berdasarkan Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) (Sartika, 2020).
- e. Filtering, yakni menghapus kata-kata yang tidak memiliki nilai informasi penting (*stopwords*) agar analisis lebih fokus pada kata bermakna (Septiyanti et al., 2024).
- f. Setelah proses pra-pemrosesan, dilakukan tahap pelabelan sentimen, yaitu proses pengelompokan atau klasifikasi setiap kata ke dalam kategori sentimen tertentu yang akan digunakan dalam penelitian. Pada penelitian ini data dikategorikan menjadi empat kelas seperti bahagia, sedih, depresi, marah. Tujuan dari pelabelan ini adalah agar data dapat digunakan untuk menguji model klasifikasi sentiment secara terstruktur (Ilham, 2023).

Tabel 1. Hasil Preprocessing

| Tahap | Hasil |
|------------------|--|
| Full Text | @Syarman59 @pertamina @bumn_idn udah bubar aja Pertamina mendingan |
| Cleaning | udah bubar aja Pertamina mendingan |
| Case Folding | udah bubar aja pertamina mendingan |
| Tokenization | ['udah', 'bubar', 'aja', 'pertamina', 'mendingan'] |
| Normalisasi Data | udah bubar aja pertamina mendingan |
| Filtering | ['udah', 'bubar', 'aja', 'pertamina', 'mendingan'] |
| Pelabelan | Negatif |

TF-IDF Vectorization

TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) merupakan teknik vektorisasi teks standar dalam NLP yang mengonversi dokumen preprocessing menjadi representasi numerik sparse untuk model ML seperti SVM, dengan bobot kata = frekuensi relatif dalam dokumen × kelangkaan di korpus, efektif menangani data teks high-dimensional pada analisis sentimen.

Support vector machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin supervised yang digunakan untuk klasifikasi dengan cara mencari hyperplane optimal yang memaksimalkan

margin pemisah antara kelas data dalam ruang fitur berdimensi tinggi. SVM efisien menangani data non-linear dengan menggunakan teknik kernel, seperti kernel RBF, yang memetakan data ke ruang dimensi lebih tinggi untuk meningkatkan kemampuan pemisahan tanpa komputasi eksplisit. Algoritma ini fokus pada support vectors, yaitu titik data terdekat hyperplane yang menentukan batas keputusan, sehingga membuat SVM robust terhadap noise dan outlier. Dalam analisis sentimen, SVM yang dikombinasikan dengan representasi teks menggunakan TF-IDF telah terbukti mampu menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi, seperti pada studi yang mengaplikasikan SVM-RBF dalam analisis sentimen kebijakan MyPertamina dengan akurasi mencapai 80,51% serta divalidasi menggunakan cross-validation Monte Carlo (Fitri et al., 2024).

Monte Carlo Cross-Validation

Monte Carlo Cross-Validation (MCCV) adalah teknik validasi silang non-ekshaustif yang menerapkan pembagian acak dataset menjadi training dan testing set secara berulang (misalnya 10 iterasi), menghasilkan estimasi performa model lebih stabil melalui rata-rata metrik akurasi, precision, recall dari setiap iterasi berbeda (Atimi & Enda Esyudha Pratama, 2022).

Evaluasi Model (Accuracy, Precision, Recall, F1, Confusion Matrix)

Dalam evaluasi performa model klasifikasi sentimen seperti SVM, metrik utama dari confusion matrix digunakan untuk mengukur akurasi prediksi secara komprehensif, dengan TP (True Positive), TN (True Negative), FP (False Positive), dan FN (False Negative) sebagai dasar perhitungan (Amandasari & Damayanti, 2025).

- Accuracy yaitu jumlah prediksi dataset dari table untuk mengukur sebanyak prediksi yang benar, Dengan rumus:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

- Precision yaitu rasio dari jumlah positif yang benar dan jumlah positif yang salah, mengukur seberapa akurat untuk memprediksi suatu sentiment, dengan rumus:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- Recall yaitu rasio untuk mengukur kemampuan untuk mendeteksi semua data yang relevan dengan rumus:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- F1-Score harmonik mean precision atau bisa disebut dengan f-1score adalah

gabungan dari precision dan recall, digunakan Ketika diperlukan keseimbangan antara keduanya. Dengan rumus:

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

- e. Confusion Matrix adalah sebuah table yang digunakan untuk mengevaluasi sebuah model klasifikasi. Table ini menggambarkan jumlah prediksi yang benar dan salah dari masing – masing kelas. Confusion matrix menunjukkan kesalahan dan jenis kesalahan yang terjadi. Confusion matrix digunakan sebagai alat analisis untuk menunjukkan berapa banyak model yang berhasil memprediksi emosi benar, dan berapa banyak yang salah, dengan label aktual untuk mengidentifikasi TP, TN, FP, FN serta jenis kesalahan, menjadi dasar metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score (Damar Pratama, 2024)

| Confusion Matrix | | Kelas Aktual | |
|-------------------|---------|--------------|---------|
| Kelas Prediksi | | Positif | Negatif |
| | Positif | TP | FP |
| | Negatif | FN | TN |

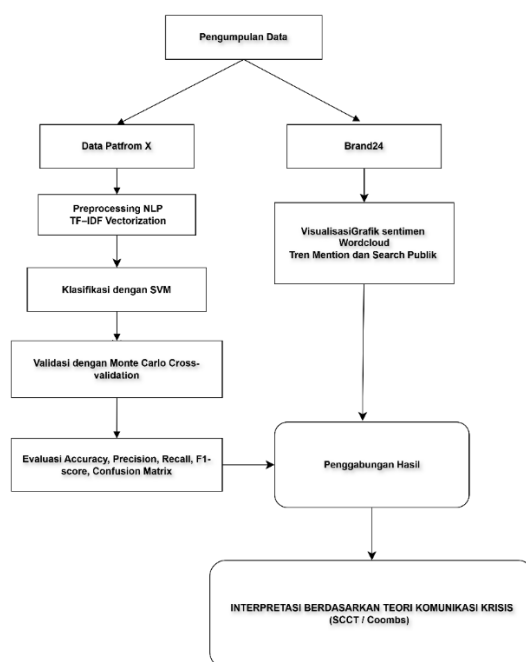
Gambar 1. Tabel Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah tabel evaluasi model klasifikasi yang menggambarkan prediksi benar/salah per kelas (Atimi & Enda Esyudha Pratama, 2022). Dengan keterangan sebagai berikut

1. TP (True Positive): Data diprediksi Positif dan benar-benar Positif.
2. TN (True Negative): Data diprediksi Negatif dan benar-benar Negatif.
3. FP (False Positive): Data diprediksi Positif, ternyata Negatif.
4. FN (False Negative): Data diprediksi Negatif, ternyata Positif.

Bagan alur metode

Bagan ini menggambarkan alur penelitian yang mencakup pengumpulan data dari Platform X dan Brand24, pemrosesan NLP dan klasifikasi SVM, validasi model, visualisasi sentimen, hingga integrasi hasil dan interpretasi menggunakan teori komunikasi krisis.

Gambar 2. Bagan Alur Metode yang diusulkan

C. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Performa Model SVM (Monte Carlo Cross-Validation 10 Iterasi) dataset Platform X

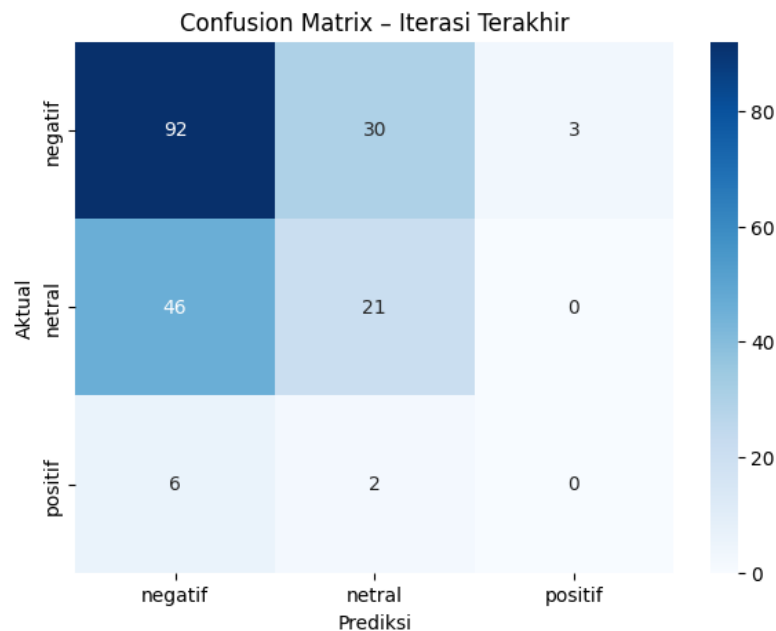
Penelitian ini menggunakan monte carlo cross-validation dengan 10 iterasi. Hasil rata-rata performa model ditunjukkan pada table berikut.

Tabel 2. Hasil Validasi Monte Carlo 10 Iterasi

| RATA-RATA HASIL MONTE CARLO 10 ITERASI | |
|--|--------------------|
| Accuracy | 0.5589999999999999 |
| Precision | 0.5159653392188853 |
| Recall | 0.5589999999999999 |
| F1-score | 0.5233552938239981 |

Hasil Monte Carlo Cross-validation selama 10 iterasi menunjukkan bahwa model SVM menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 0.559, precision 0.516, recall 0.559, dan F1-score 0.523. Nilai ini masih berada dalam kategori wajar untuk tugas klasifikasi sentimen multi-kelas berbasis teks media sosial, mengingat karakter teks yang tidak baku, tingginya variasi linguistik, serta distribusi label yang tidak seimbang. Meskipun performanya belum optimal, hasil ini cukup stabil di seluruh iterasi, sehingga model dinilai reliabel untuk menggambarkan kecenderungan sentimen publik pada data Platform X.

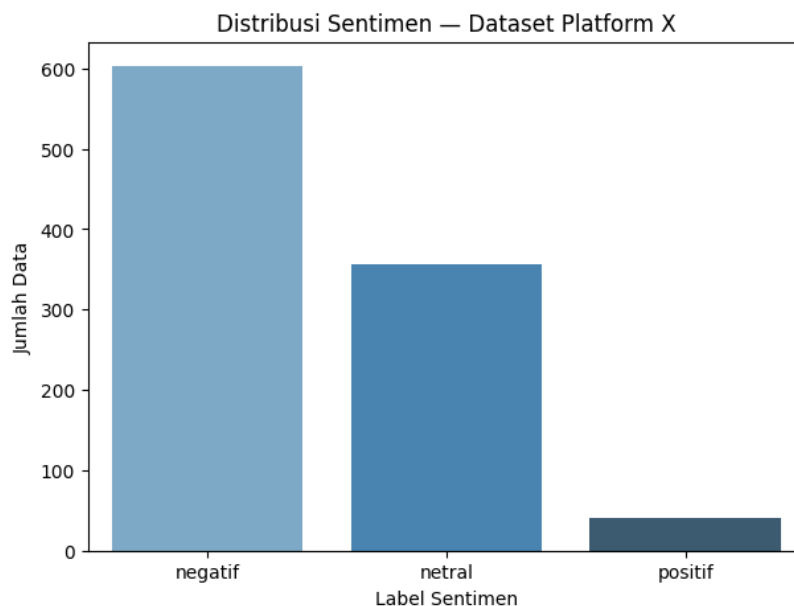
B. Interpretasi Confusion Matrix (Iterasi Terakhir) dengan dataset Platform X



Gambar 3. Hasil Evaluasi Confusion Matrix (Iterasi Terakhir)

Hasil confusion matrix pada iterasi terakhir menunjukkan bahwa model SVM paling akurat dalam mengenali sentiment negative, dibuktikan dengan 92 data negative yang diprediksi dengan benar, meskipun masih terdapat 30 data yang terbaca sebagai netral dan 3 data lainnya masih salah saat diklasifikasikan sebagai positif, yang mengidentifikasi kesulitan model dalam membedakan komentar negative berintensitas rendah. Pada kelas netral, hanya 21 data yang teridentifikasi secara tepat, sedangkan 46 data justru bergeser ke kategori negative, sehingga terlihat adanya kecenderungan model untuk menganggap banyak pernyataan sebagai bernada negatif, kemungkinan akibat dominannya jumlah data negative dalam dataset. Adapun pada kelas positif, tidak ada data yang berhasil diprediksi dengan benar karena seluruhnya berpindah ke kategori negative atau netral, hal ini menunjukkan bahwa model belum mampu mengkategorikan pola ujaran positif secara memadai. Secara keseluruhan model ini sensitive terhadap ekspresi bernada negatif, mengingat data yang dikumpulkan memang dipenuhi oleh keluhan, kritik, dan ungkapan ketidakpuasan public.

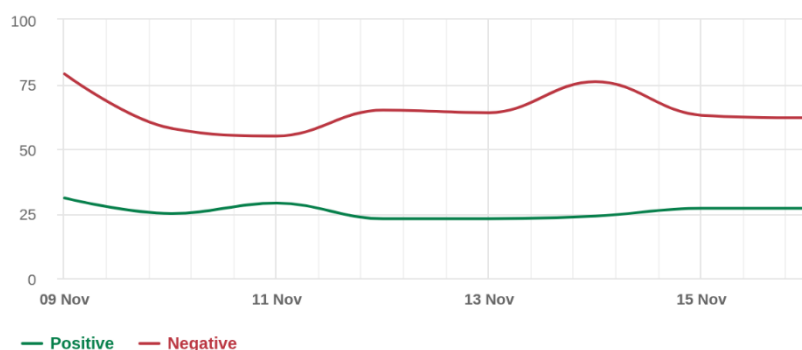
C. Distribusi Sentimen Diagram Batang dataset Platfrom X



Gambar 4. Hasil Distribusi Sentimen

Distribusi sentimen pada dataset Platform X menunjukkan ketidakseimbangan yang cukup jelas, dengan sentimen negatif mendominasi sebanyak 603 data, disusul sentimen netral sebanyak 357 data, dan sentimen positif yang hanya berjumlah 40 data. Komposisi ini menggambarkan bahwa percakapan publik terkait isu yang dianalisis cenderung berfokus pada keluhan, kritik, dan ekspresi ketidakpuasan, sehingga menghasilkan volume sentimen negatif yang jauh lebih besar dibandingkan kategori lainnya.

D. Grafik Sentimen Analisis dengan Brand24

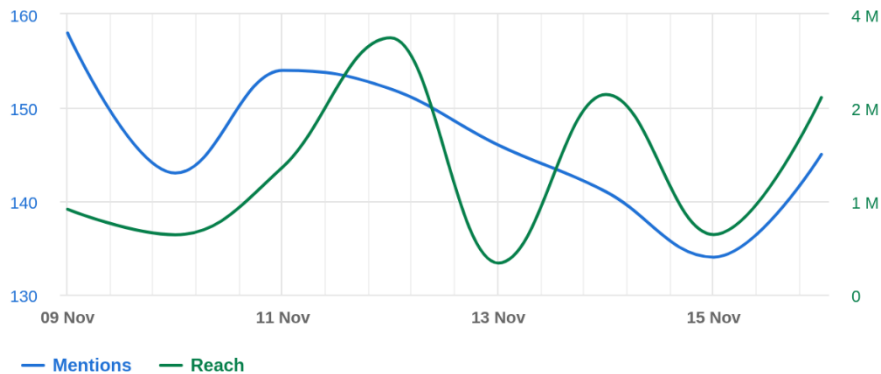


Gambar 5. Grafik sentimen

Tren sentiment menunjukkan bahwa percakapan didominasi oleh sentiment negative sepanjang tanggal 9-15 November. Sentiment negative sempat menurun di awal periode, tetapi kembali meningkat dan tetap berada pada level tinggi hingga akhir sekitar 79 - 63, sementara itu, sentiment positif relatif rendah sekitar 31- 27 dan stabil tanpa perubahan.

yang berarti. Pola ini menandakan bahwa persepsi public terhadap isu pertamina tidak mengalami perbaikan signifikan selama periode tersebut.

E. Grafik Mentions & Reach Analisis dengan Brand24



Gambar 6. Grafik Mentions & Reach

Grafik diatas menunjukkan bahwa jumlah mentions cenderung fluktuatif namun bergerak menurun dari tanggal 9 sampai 15 November, menandakan intensitas percakapan public perlahan mereda setelah puncak isu. Sebaliknya, reach menunjukkan gelombang dengan beberapa pola lonjakan signifikan, yang mengidentifikasin bahwa meskipun jumlah percakapan menurun, beberapa konten justru menjangkau audiens yang lebih luas pada hari-hari tertentu. Hal ini menunjukkan bahwa isu Pertamina masih terus tersebar, namun keterlibatan langsung dalam bentuk komentar atau unggahan sudah mulai berkurang.

F. Wordcloud Analisis dengan Brand24



Gambar 7. Wordcloud

Grafik Wordcloud diatas menunjukkan bahwa percakapan public didominasi oleh kata “turbo”, “pertalite” , “pertamina”, dan “bensin” yang mengidentifikasi focus utama diskusi berada pada isu bahan bakar, performa mesin , serta ketersediaan produk. Kemunculan kata seperti “kosong”, “harga”, “spbu”, dan “bbm” menegaskan bahwa banyak pengguna membahas kelangkaan, harga, dan pengalaman langsung saat mengisi bahan bakar.

G. Perbandingan sebelum dan sesudah strategi PR Pertamina

Tabel 3. Hasil Perbandingan sebelum dan sesudah strategi PR Pertamina

| Aspek | Sebelum Strategi PR | Sesudah Strategi PR |
|------------------|---------------------------------|---|
| Komunikasi | Masih satu arah | Sudah lebih aktif, tetapi belum bisa meredam isu |
| Sentimen Publik | Sentimen negatif mendominasi | Sentimen negatif masih tinggi, terutama di tiktok dan X |
| Platform Digital | Tidak terfokus | Sering muncul di tiktok tetapi engagement didominasi kritik |
| Pespons Publik | Keluhan sering tidak ditanggapi | Responsa ada, tetapi belum mempengaruhi emosi publik |
| Dampak Citra | Menurun saat ada isu BBM | Belum menunjukkan pemulihan yang signifikan tetapi sentiment negative sudah menurun |

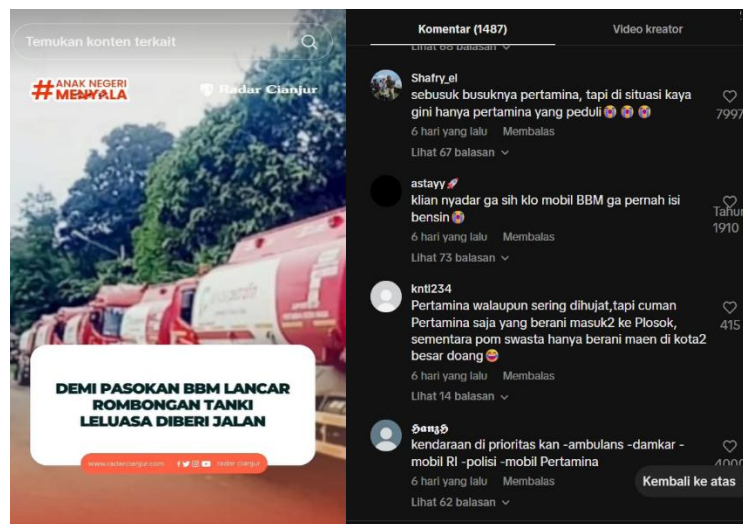
Perbandingan antara kondisi sebelum dan sesudah strategi RP Pertamina menunjukkan bahwa Upaya yang dilakukan oleh Perusahaan belum sepenuhnya berhasil menurunkan emosi dan sentiment public meskipun Pertamina sudah lebih aktif di media sosial, komentar negative di platform X masih mendominasi. Pendekatan dan strategi RP yang dilakukan oleh Perusahaan Pertamina belum membuahkan hasil yang signifikan terhadap persepsi public. Beberapa konten yang dirilis melalui media sosial memang meningkatkan visibilitas Perusahaan, namun didominasi oleh kritik terhadap isu BBM dan pelayanan yang kurang ramah.

H. Temuan Public Engagement dari Media Sosial

Public engagement di media sosial adalah interaksi terhadap konten yang diposting, yang mencakup reaksi (reactions), komentar, share, sehingga memungkinkan komunikasi secara real-time dan peningkatan kesadaran terhadap layanan, program maupun hak-hak Masyarakat (Smith & Gallicano, 2015). Penelitian ini juga menganalisis public engagement

melalui komentar pengguna pada konten yang diunggah oleh dua akun media, yaitu Radar Cianjur dan Inilah.com, di platform tiktok yang membahas distribusi BBM dan pengawasan layanan SPBU oleh Pertamina. Analisis ini dilakukan untuk memahami bagaimana public memberikan respon, dukungan, maupun kritik terhadap isu yang ditampilkan di media sosial.

1. Public engagement pada konten yang Distribusi BBM yang diunggah oleh radar cianjur



Gambar 8. Konten Tentang Distribusi BBM

Pada gambar 8 konten tentang distribusi BBM dalam unggahan radar cianjur mengenai rombongan truk tangkai Pertamina yang diberi akses jalan memperoleh ribuan interaksi dari pengguna tiktok, dalam hal tersebut menunjukkan keterlibatan public dan membentuk tiga pola utama:

- a. Dukungan terhadap Upaya distribusi BBM

Sebagian besar komentar menunjukkan apresiasi terhadap Pertamina yang tetap menyalurkan BBM ke daerah yang sulit diakses, dan dukungan karena pada saat itu masih terjadi bencana pada tempat yang sedang dituju. Dukungan ini muncul sebagai bentuk pengakuan atas peran strategis distribusi BBM dalam situasi padat lalu lintas maupun bencana. Contoh komentar “sebusuk- busuknya Pertamina, tapi di situasi begini hanya Pertamina yang peduli”

- b. Kesadaran public terhadap urgensi kendaraan pengangkut BBM

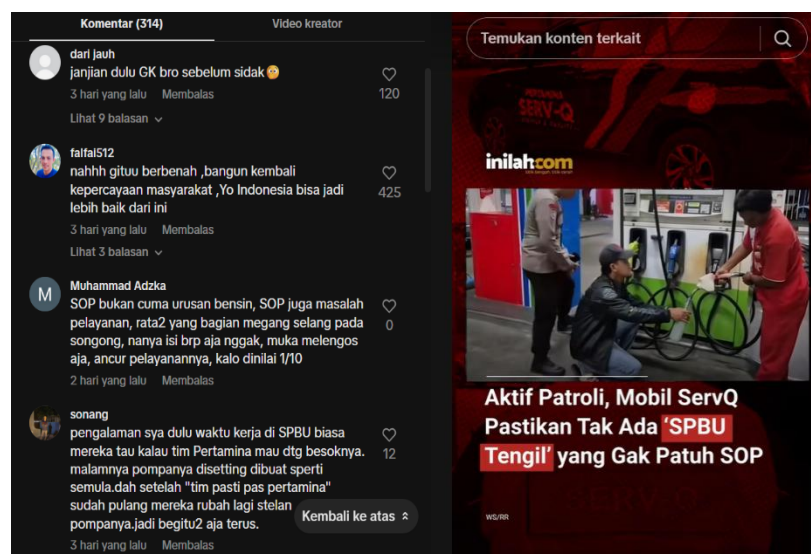
Beberapa pengguna mengungkapkan tentang pentingnya memberikan prioritas kepada kendaraan pengangkut BBM. Komentar ini menunjukkan pemahaman public bahwa jika

terganggunya distribusi BBM dapat berdampak luas bagi masyarakat, sehingga akses jalan perlu diberikan kepada truk tangki.

c. Perbandingan dengan SPBU swasta

Beberapa komentar juga terlihat membandingkan Pertamina dengan BBM swasta, Sebagian pengguna menyatakan bahwa hanya Pertamina yang memiliki keberanian dan kapasitas untuk menjangkau daerah plosok, yang menurut mereka tidak akan dilakukan oleh pihak swasta.

2. Public engagement pada konten pengawasan SPBU ServQ yang diunggah oleh inilah.com



Gambar 9. Konten Tentang Pengawasan SPBU ServQ

Dalam gambar 9 tentang pengawasan SPBU ServQ menunjukkan dalam unggahan inilah.com mengenai pengawasan SPBU oleh tim ServQ menampilkan dinamika interaksi publik yang berbeda. Engagement pada konten ini didominasi oleh dua pola utama:

a. Apresiasi terhadap peningkatan pengawasan dan pelayanan

Beberapa komentar menunjukkan dukungan terhadap Langkah pengawasan yang dilakukan Pertamina. Public menilai bahwa Upaya ini berkontribusi pada pemulihan kepercayaan Masyarakat terhadap layanan SPBU. Komentar positif ini menggambarkan harapan Masyarakat terhadap transparansi dan profesionalisme operasional SPBU.

b. Kritik terhadap pelayanan di SPBU

Di sisi lain, Sebagian komentar mengungkapkan pengalaman yang kurang berkenan pengguna terkait terhadap pelayanan di SPBU, termasuk pelayanan petugas, tidak patuh terhadap SOP, serta dugaan praktik yang dapat merugikan konsumen. Engagement berupa keluhan ini menjadi indikator adanya ruang perbaikan dalam kualitas layanan SPBU.

3. Sintesis Publik Engagement

Dalam kedua unggahan dapat dianalisis bahwa public terlibat secara aktif dalam membentuk narasi mengenai kinerja Pertamina. Bentuk keterlibatan tersebut tercermin melalui beberapa pola, yaitu dukungan, terhadap distribusi BBM, apresiasi atas Upaya perbaikan pelayanan, kritik terhadap aspek operasional yang dinilai belum optimal, serta penyampaian pengalaman pribadi sebagai bentuk evaluasi terhadap Perusahaan. Presepsi public bersifat sangat beragam, public tidak hanya mengemukakan keluhan, atau kritikan, melainkan juga menyampaikan dukungan dan harapan terhadap peningkatan kualitas layanan. Dengan demikian temuan ini dapat menjadi dasar penting bagi Pertamina dalam mengevaluasi efektivitas strategi komunikasi dan pelayanan.

Pembahasan (Discussion)

Sentimen public merupakan bidang kajian yang mempelajari bagaimana Masyarakat mengekspresikan pendapat, penilaian, sikap, serta emosi mereka terhadap berbagai isu, layanan, kebijakan, atau peristiwa. Istilah ini sering digunakan bergantian dengan opini public, karena keduanya menggambarkan respons masyarakat terhadap suatu objek tertentu. Analisis sentimen dan opini memiliki konsep yang hampir sama, meskipun secara teori sentiment mengarah pada kecenderungan positif, negatif dan netral, sedangkan opini mencakup penilaian yang lebih luas. Pendekatan ini penting karena ekspresi public tidak selalu berbentuk emosi terkadang berupa evaluasi, apresiasi atau sikap. Analisis sentimen public tidak hanya melihat apakah suatu isu dipandang positif, negatif atau netral, tetapi juga menjadi landasan untuk memahami bagaimana opini Masyarakat terbentuk serta bagaimana penyampaian informasi dapat mempengaruhi persepsi public (Liu, 2022).

Dalam konteks komunikasi krisis Pertamina pada 2025, strategi Public Relations (PR) terbukti belum optimal karena sentimen negatif di media sosial mencapai 98% pada Februari-Maret, didorong skandal korupsi pengadaan minyak mentah (kerugian Rp193,7 triliun) dan pengoplosan ilegal BBM (Dwi Jayanto, 2025). Dalam konteks komunikasi krisis, efektivitas strategi Public Relations (PR) Pertamina dapat dikatakan belum optimal. Upaya klarifikasi dan penyampaian informasi teknis belum mampu mereduksi tingginya sentimen negatif di media sosial (Wukich, 2025). Publik tetap menunjukkan kritik, ketidakpuasan, serta keraguan terhadap komitmen perusahaan untuk memperbaiki layanan. Pola respons publik yang muncul umumnya berupa keluhan berbasis pengalaman langsung, skeptisisme terhadap pengawasan dan perbaikan yang disampaikan perusahaan, serta ekspresi emosional seperti kekecewaan atau kemarahan. Meski demikian, terdapat sebagian kecil komentar yang menunjukkan apresiasi terhadap upaya edukasi dan peningkatan layanan.

Jika dibandingkan dengan kerangka teori SCCT (Situational Crisis Communication Theory) oleh W. Timothy Coombs, yang menyarankan respons krisis disesuaikan dengan tingkat tanggung jawab organisasi dan ancaman reputasi, respons Pertamina cenderung menggunakan strategi *diminish* dan *bolstering*, yaitu memberikan penjelasan teknis dan menonjolkan sisi positif perusahaan. Padahal, kasus yang berkaitan dengan dugaan kesalahan pelayanan termasuk kategori *preventable crisis*, di mana teori merekomendasikan penggunaan strategi *rebuild* seperti permintaan maaf, pengakuan tanggung jawab, dan penjelasan konkret mengenai langkah perbaikan. Ketidaksesuaian strategi ini membuat proses pemulihan citra menjadi lambat (Dwi Jayanto, 2025).

Perubahan sentimen publik sendiri dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti intensitas pemberitaan di media sosial, pengalaman negatif pengguna yang cepat viral, serta framing konten yang lebih mudah memicu reaksi emosional. Selain itu, gaya komunikasi Pertamina yang lebih informatif daripada empatik membuat publik merasa kurang diperhatikan, sehingga sentimen positif sulit meningkat. Di sisi lain, sentimen dapat membaik meski terbatas ketika Pertamina menunjukkan langkah nyata dalam perbaikan layanan.

D. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa isu “BBM oplosan” yang mencuat di media sosial pada tahun 2025 memberikan tekanan signifikan terhadap citra Pertamina dan membentuk gelombang sentimen negatif yang kuat di ruang digital. Analisis sentimen berbasis algoritma Support Vector Machine (SVM) terhadap 1.000 unggahan di platform X mengungkapkan bahwa sentimen publik didominasi oleh respons negatif, sementara temuan public engagement di TikTok memperlihatkan pola interaksi yang beragam tetapi tetap dipenuhi kritik terhadap kualitas layanan dan operasional SPBU.

Hasil penelitian menegaskan bahwa strategi komunikasi krisis yang dijalankan Public Relations Pertamina belum sepenuhnya efektif dalam mengendalikan persepsi publik. Meskipun perusahaan telah meningkatkan aktivitas komunikasi di media sosial, langkah tersebut belum mampu mengurangi kekhawatiran, kekecewaan, maupun emosi negatif yang berkembang secara cepat dan masif. Minimnya klarifikasi yang komprehensif, kecepatan respons yang belum optimal, serta ketidaksesuaian pesan dengan ekspektasi publik menjadi faktor yang memperpanjang dominasi sentimen negatif.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan pentingnya pendekatan komunikasi krisis yang lebih responsif, transparan, dan adaptif terhadap dinamika percakapan digital.

Pemantauan real-time, keterbukaan informasi, serta penyusunan pesan yang selaras dengan kebutuhan publik menjadi elemen kunci yang perlu diperkuat agar Pertamina dapat memulihkan kepercayaan dan memperbaiki reputasi pada situasi krisis di masa mendatang.

E. DAFTAR PUSTAKA

- Zein, A., Farizy, S., & Suharyanto, E. (2022). Sentimen Analisis Pada Komentar Pendek Evaluasi Dosen Oleh Mahasiswa (Edom) Program Studi Sistem Informasi Universitas Pamulang. *Jurnal Ilmu Komputer*, 5(01), 17–23. <https://jurnal.pranataindonesia.ac.id/index.php/jik/article/view/113%0Ahttps://jurnal.pranataindonesia.ac.id/index.php/jik/article/download/113/66>
- Amandasari, F., & Damayanti. (2025). Perbandingan Kinerja Support Vector Machine dan Naive Bayes dalam Klasifikasi Sentimen Twitter Terhadap Pelayanan BPJS Sistem Informasi , Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer , Universitas Teknokrat Indonesia , Indonesia Comparison of SVM and Naive Bayes Alg. *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia (JPTI)*, 5(3), 645–653.
- Atimi, R. L., & Enda Esyudha Pratama. (2022). Implementasi Model Klasifikasi Sentimen Pada Review Produk Lazada Indonesia. *Jurnal Sains Dan Informatika*, 8(1), 88–96. <https://doi.org/10.34128/jsi.v8i1.419>
- Damar Pratama, A. (2024). JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika) Journal homepage: <https://jurnal.stkippgritulungagung.ac.id/index.php/jipi> ANALISA SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PENGGUNAAN CHATGPT MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM). *Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika*, 9(1), 327–338. <https://doi.org/10.29100/jipi.v9i1.4285>
- Dwi Jayanto, D. (2025). Moral Outrage , Sticky Crisis , dan Strategi Komunikasi Krisis Pertamina Studi Kasus Skandal Korupsi dan Pengoplosan BBM Dian Dwi Jayanto Patra Niaga , Riva Siahaan , serta sejumlah direksi anak usaha (Tempo . co , 2025). Keterlibatan yang merusak reput. 13(1), 1–21.
- Faisal, D., Berliana, F., Pahlevi, R., Febrian, R., Fathullah, D., Al-Ghozi, A., & Ramadhani, S. (2025). Dinamika Kepercayaan Publik di Media Sosial: Krisis Komunikasi Humas Terhadap Isu Korupsi Pertamina. *Socius: Jurnal Penelitian Ilmu-Ilmu Sosial*, 2(10), 362–372.
- Fitri, S. D., Lestari, D., Bintana, R. R., & Aryani, R. (2024). Implementasi Model Support Vector Machine Dalam Analisa Sentimen Masyarakat Mengenai Kebijakan Penerapan Aplikasi

- MyPertamina Program Studi Sistem Informasi , Universitas Jambi , Indonesia Aplikasi MyPertamina merupakan aplikasi yang diluncurkan oleh PT P. Jurnal Publikasi Sistem Informasi Dan Telekomunikasi, 2(2), 176–193.
- Hidayat, M. T. (2025). Analisis Sentimen Menggunakan Metode Support Vector Machine dengan Pengoptimalan Particle Swarm Optimization Muhammad Toyib Hidayat, Drs. Danardono, MPH., Ph.D. 0–1.
- Ilham, A. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kesehatan Mental Pada Twitter Menggunakan Algoritme K-Nearest Neighbor. Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Fakultas ..., 2(September), 539–547.
<http://senafiti.budiluhur.ac.id/index.php/senafiti/article/view/792%0Ahttp://senafiti.budiluhur.ac.id/index.php/senafiti/article/download/792/527>
- Liu, B. (2022). Sentiment Analysis and Opinion Mining (H. Graeme (ed.)). Springer International Publishing. <https://books.google.co.id/books?id=xYhyEAAAQBAJ>
- Perhatian, D. (2024). ANALISIS SENTIMEN DAN PERILAKU PENGGUNA MEDIA SOSIAL TERHADAP ISU KESEHATAN MENTAL MENGGUNAKAN METODE NATURAL LANGUAGE PROCESSING (NLP) Analysis Of Sentiment And Behavior Of Social Media Users Towards Mental Health Issues Using The Natural Language Proc. 6(2), 153–158.
- Rumaisa, F., Puspitarani, Y., Rosita, A., Zakiah, A., & Violina, S. (2021). Penerapan Natural Language Processing (NLP) di bidang pendidikan. Jurnal Inovasi Masyarakat, 1(3), 232–235. <https://doi.org/10.33197/jim.vol1.iss3.2021.799>
- Sartika, D. (2020). Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbour dalam Menganalisis Sentimen Terhadap Program Merdeka Belajar Kampus Merdeka (MBKM). 69–76.
- Septiyanti, N. D., Luthfi, M. I., & Romadloni, N. T. (2024). Komparasi Metode Klasifikasi Dalam Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi KRL Access Di Google Play Store. Journal Computer Science and Information Systems: J-Cosys, 4(1), 64–75.
<https://doi.org/10.53514/jco.v4i1.495>
- Smith, B. G., & Gallicano, T. D. (2015). Terms of engagement: Analyzing public engagement with organizations through social media. Computers in Human Behavior, 53, 82–90.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.05.060>
- Umam, K. (2024). MENGANALISIS RESPONS NETIZEN TWITTER TERHADAP PROGRAM MAKAN SIANG GRATIS MENERAPKAN NLP METODE NAÏVE BAYES. Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi Dan Komputer, 14(3), 201–208.
- Wardaniah, S., Listia, H., Wulandari, S., Ramadhani, F., Dewi, S., Hasan, A., Studi, P., Komputer,

I., Medan, N., Medan, K., Utara, P. S., Studi, P., Profesi, P., Tinggi, S., Kesehatan, I., Kabanjahe, A., Karo, K., & Utara, P. S. (2024). Analisis Sentimen Publik Terhadap Isu Pembatalan Revisi UU Pilkada 2024 dengan NLP. *Jurnal Multidisiplin Indonesia*, 3(2), 1367–1376.

Wukich, C. (2025). Social Media Engagement in Public Administration: Communication Goals That Influence Reactions, Comments, and Shares. *Information Polity*, 30(3), 165–179. <https://doi.org/10.1177/15701255251363912>

Zein, A., Farizy, S., & Suharyanto, E. (2022). Sentimen Analisis Pada Komentar Pendek Evaluasi Dosen Oleh Mahasiswa (Edom) Program Studi Sistem Informasi Universitas Pamulang. *Jurnal Ilmu Komputer*, 5(01), 17–23. <https://jurnal.pranataindonesia.ac.id/index.php/jik/article/view/113%0Ahttps://jurnal.pranataindonesia.ac.id/index.php/jik/article/download/113/66>