

## **ANALISIS SENTIMENT MASYARAKAT TERHADAP PABRIK DI JAWA BARAT SEBAGAI DASAR STRATEGI PENINGKATAN CITRA INDUSTRI DI MAJALENGKA**

**Intan Kusuma Dewi**

*Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Majalengka  
Email : ikd@unma.ac.id*

### **ABSTRACT**

*The rapid development of the new industrial estate in Majalengka requires the support of a good image from the local community. This study aims to assess public sentiment towards factories in West Java as a basis for formulating strategies to improve the image of industry in Majalengka. The Support Vector Machine (SVM) method was applied to classify the sentiment of YouTube comments relating to the factory, after a process of data collection, text preprocessing, and lexicon-based sentiment labelling. The main findings indicated that people's sentiments were distributed in proportions of approximately 30% negative, 35% neutral, and 35% positive. The accuracy of the SVM model was recorded at 78.48%, while the confusion matrix indicated adequate classification performance of the sentiments. matrix indicates adequate classification performance for negative, neutral, and positive sentiments. negative, neutral, and positive sentiments. This finding indicates that there is a significant negative sentiment towards the significant negative sentiment towards the industry, although it is not dominant. In conclusion, sentiment analysis conducted through social media can serve as a basis for formulating public relations and Corporate Social Responsibility (CSR) strategies. Corporate Social Responsibility (CSR) strategies in an effort to improve the industry's image. The industry and the government are advised to improve clear communication and responsive CSR programmes, with the aim of reducing negative sentiment and strengthening public trust. strengthen public trust.*

**Keywords:** *Sentiment Analysis, Social Media, Support Vector Machine, Industry Image, Majalengka*

### **Riwayat Artikel :**

Tanggal diterima : 25-03-2025

Tanggal revisi : 30-04-2025

Tanggal terbit : 25-06-2025

### **DOI :**

<https://doi.org/10.31949/j-ensitec.v11i02.14526>

### **I. PENDAHULUAN**

Majalengka saat ini sedang berkembang menjadi kawasan industri baru di Jawa Barat, sejalan dengan adanya proyek Bandara Internasional Kertajati dan infrastruktur pendukung lainnya. Kehadiran industri di daerah ini diharapkan dapat

memberikan dampak positif terhadap pertumbuhan ekonomi serta meningkatkan penyerapan tenaga kerja lokal. Perkembangan industrialisasi, meskipun membawa kemajuan, sering kali dihadapkan pada tantangan yang berasal dari persepsi dan sentimen negatif

---

This is an open access article under the CC BY-4.0 license.



masyarakat. Isu-isu seperti lingkungan, keamanan, dan dampak sosial menjadi perhatian, sebagaimana yang telah terjadi di kawasan lain (Fachrudin, Angkoso and Fatah, 2024). Analisis sentimen menawarkan metode untuk mengevaluasi opini publik secara komprehensif melalui data yang diperoleh dari media social (Suandi *et al.*, 2024). Analisis sentimen memungkinkan pemerintah dan pelaku industri untuk mendeteksi ketidakpuasan atau dukungan masyarakat secara real-time, yang krusial untuk merumuskan strategi komunikasi yang efektif (Tri Nugroho and Noorlistyo Adi, 2024).

Studi sebelumnya telah menerapkan analisis sentimen di Indonesia untuk mengukur opini publik terhadap kebijakan dan sektor industri. Nugroho & Adi (2024) menunjukkan bahwa analisis sentimen media sosial dapat meningkatkan persepsi publik yang lebih positif terhadap instansi pemerintah melalui komunikasi proaktif. Di sektor lingkungan, analisis menunjukkan bahwa mayoritas sentimen masyarakat Jakarta terhadap polusi udara cenderung negatif, yang mencerminkan ketidakpuasan publik. Sentimen publik terhadap aktivitas pertambangan emas di Indonesia menunjukkan kecenderungan kritis. Hal ini dapat dipahami mengingat kontroversi yang melingkupi isu tambang, sehingga penting untuk menganalisis opini publik demi terciptanya dialogue yang konstruktif antara pemangku kepentingan (Norlaila, Winarno and Luthfi, 2024). Penelitian-penelitian tersebut menekankan pentingnya analisis sentimen sebagai metode untuk mengidentifikasi pandangan masyarakat yang dapat berdampak pada citra suatu industri atau kebijakan.

Majalengka masih minim penelitian terkait persepsi masyarakat mengenai kehadiran industri baru. Penelitian ini berupaya untuk mengatasi kekosongan yang ada. Kami berfokus pada analisis sentimen dalam komentar masyarakat di YouTube yang berkaitan dengan pabrik di wilayah Jawa Barat, khususnya di Majalengka. Platform media sosial YouTube dipilih karena

jangkauan yang luas dan sifat interaktifnya; sering kali, publik memanfaatkan platform ini untuk menyampaikan opini mengenai isu-isu lokal maupun nasional. Survei terbaru menunjukkan bahwa internet dan media sosial berfungsi sebagai alat yang efektif dalam meningkatkan kesadaran publik terhadap isu-isu social. Di Indonesia, lebih dari 70% populasi terhubung dengan internet, dan platform media sosial seperti YouTube dan Twitter sering digunakan sebagai sarana untuk menyampaikan aspirasi serta keluhan dari masyarakat. Persepsi positif atau negatif yang berkembang di media sosial memiliki potensi untuk memengaruhi reputasi suatu institusi atau perusahaan secara signifikan (Suandi *et al.*, 2024). Persepsi negatif publik, jika tidak ditangani dengan baik, berpotensi menghalangi penerimaan masyarakat terhadap proyek industri dan mengurangi tingkat kepercayaan terhadap perusahaan.

Tujuan penelitian ini adalah: (1) Mengukur distribusi sentimen (positif, negatif, netral) masyarakat dalam komentar terkait pabrik di Jawa Barat; (2) Mengevaluasi kinerja model machine learning SVM dalam mengklasifikasikan sentimen tersebut; dan (3) Memberikan rekomendasi strategi peningkatan citra industri di Majalengka berdasarkan temuan sentimen. Dengan menganalisis proporsi dan tema sentimen publik, perusahaan dan pemerintah daerah dapat merumuskan strategi public relations dan CSR yang efektif untuk mengatasi sentimen negatif dan memperkuat citra positif (Citra Perusahaan, Melinda Savila and Savitri Setyo Utami, 2020).

Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi yang signifikan, tidak hanya dalam aspek akademis di bidang text mining dan analisis sentimen, tetapi juga dalam aplikasi praktis yang dapat mendukung pengambil kebijakan di sektor industri. Analisis sentimen yang dilakukan melalui media sosial dapat berfungsi sebagai peringatan dini bagi industri. Sebagai contoh, program pemerintah yang berfokus pada konversi dari kompor LPG ke kompor listrik menunjukkan bahwa analisis sentimen mampu mengidentifikasi

26% sentimen negatif dari publik, yang dapat dijadikan masukan untuk perbaikan proyek (Pratiwi, Damayanti and Laksono, 2023). Melalui pendekatan yang sama, penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang mendalam untuk strategi komunikasi dan CSR industri di Majalengka, dengan tujuan untuk memperbaiki citra di hadapan masyarakat lokal.

## II. METODOLOGI

### A. Data dan Sumber

Data yang digunakan adalah komentar YouTube yang diperoleh dengan menerapkan teknik web scraping. Ulasan ini bersumber dari berbagai video berita dan dokumentasi yang berkaitan dengan operasional pabrik serta kawasan industri di Jawa Barat pada tahun 2024–2025. Penggunaan komentar YouTube sebagai data berlandaskan pada premis bahwa platform ini merupakan sarana yang signifikan bagi publik Indonesia dalam berdiskusi dan memberikan tanggapan terhadap isu-isu industri. Jumlah komentar yang berhasil dikumpulkan mencapai 11.796 dari berbagai kanal YouTube berita lokal. Data yang ada terdiri dari teks komentar, tanggal publikasi, nama pengguna, serta jumlah like yang diterima oleh komentar tersebut. Tabel 1 berikut merupakan hasil dari proses scraping data dari Youtube.

Tabel 1. Hasil Scraper Youtube

Index	textDisplay
0	Pengusaha di palak Preman berkedok Ormas harus segera melapor ke Pihak yang berwajib agar segera dapat penangan Khusus.
1	ormas apa? sebutin dong, biar rakyat tahu, jangan jadi misteri aja
2	Paling ormas majority,.masak kagak tau?
3	@@TonyGunadi-ts6tm ormas mayoriti banyak , yang mana satu?
4	Ngak aman investasi di Konoha.... kabur aja... 😬😬😬

### B. Praproses dan Pelabelan Sentimen

Seluruh komentar melalui tahap praproses untuk meningkatkan kualitas data, seperti pembersihan tanda baca, emoji, huruf kapital, normalisasi kata tidak baku, dan penghapusan stopwords. Kamus normalisasi digunakan untuk mengganti kata informal ke bentuk baku (misal: "nggak" menjadi "tidak"). Pelabelan sentimen dilakukan otomatis menggunakan pendekatan leksikon dengan kamus InSet (Indonesia Sentiment Lexicon) (Asri *et al.*, 2025). Metode ini menilai jumlah kata positif dan negatif dalam komentar untuk menentukan label: positif, negatif, atau netral (Fauziah, Yuwono and Aribowo, 2021). Pendekatan ini dipilih karena efisien, terutama saat data berjumlah besar dan tidak tersedia label manual. Metode serupa digunakan oleh Asri *et al.* (2025) pada 1.000 komentar. Hasil awal menunjukkan distribusi sentimen: 28% negatif, 33% netral, dan 39% positif, yang menandakan opini publik cukup tersebar merata antar kategori.

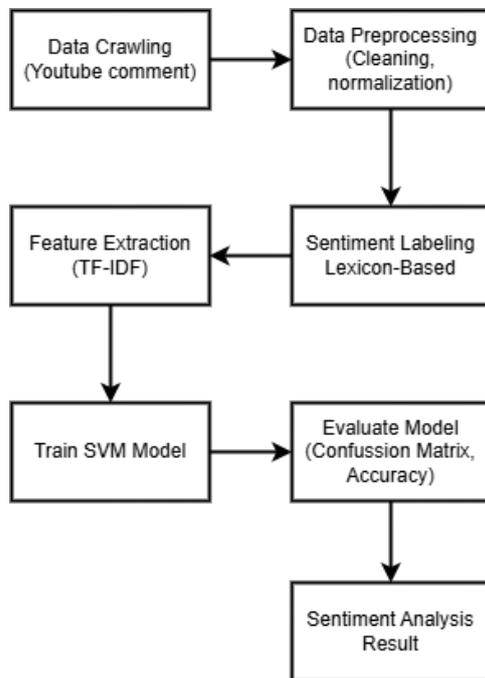
### C. Algoritma Klasifikasi (SVM)

Setelah data berlabel tersedia, analisis dilanjutkan dengan melatih model Support Vector Machine (SVM) untuk klasifikasi sentimen. SVM dipilih karena dikenal handal untuk tugas klasifikasi teks dan efektif menangani data dimensi tinggi. Berbagai penelitian di Indonesia menunjukkan efektivitas SVM dalam analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi dan media sosial. Contohnya, SVM mencapai akurasi 84,33% dalam mengklasifikasikan sentimen layanan internet Telkomsel (Fachrudin, Angkoso and Fatah, 2024), 85,54% pada ulasan aplikasi Grab (Wahyudi *et al.*, 2021), dan 84,38% pada ulasan aplikasi bank digital (Saputra and Sri Wahyuni, 2024). Dalam penelitian ini, fitur teks diekstraksi menggunakan metode TF-IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency) untuk merepresentasikan komentar dalam vektor numerik. Data dibagi menjadi data latih (training) dan uji (testing) dengan perbandingan 80:20 secara acak. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan skor-F1 untuk tiap kelas sentimen, serta confusion

matrix untuk melihat distribusi klasifikasi benar dan salah.

#### D. Prosedur Penelitian

Metodologi penelitian disusun sesuai dengan langkah-langkah yang ditunjukkan pada Gambar 1. Data yang telah dikumpulkan melalui serangkaian tahapan praproses dan pelabelan leksikon, diikuti dengan ekstraksi fitur, di mana model SVM dilatih dan dievaluasi secara sistematis. Proses komputasi dilaksanakan menggunakan bahasa pemrograman Python serta memanfaatkan pustaka scikit-learn untuk implementasi SVM. Hasil divalidasi melalui metode cross-validation serta perbandingan metrik dengan studi yang relevan.



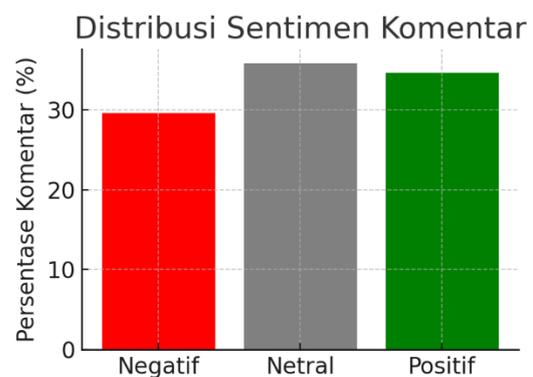
Gambar 1. Alur Penelitian

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Distribusi Sentiment Masyarakat

Df Analisis klasifikasi SVM pada data uji menunjukkan distribusi sentimen masyarakat dengan rincian sebagai berikut: 29,6% negatif, 35,8% netral, dan 34,5% positif. Gambar 2 menyajikan perbandingan proporsi dari ketiga kategori sentimen secara jelas. Data menunjukkan bahwa sentimen netral dan positif memiliki tingkat yang sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan sentimen negatif. Walaupun sentimen

negatif tidak mendominasi, proporsinya mendekati sepertiga menunjukkan adanya kritik atau ketidakpuasan publik yang signifikan. Dalam konteks ini, studi lain di sektor kebijakan publik menunjukkan komposisi yang berbeda: misalnya, sentimen terhadap kebijakan ekonomi hijau di Indonesia tercatat 79,34% positif dan 20,66% negatif (Putri *et al.*, 2025), sementara sentimen terhadap pilot project kompor induksi PLN menunjukkan 26% negatif dan 50% positif (Pratiwi, Damayanti and Laksono, 2023). Temuan kami menunjukkan bahwa sentimen publik terhadap pabrik di Jawa Barat cenderung terpolarisasi dengan keseimbangan yang relative. Ini menunjukkan adanya dua kelompok masyarakat dengan pandangan yang berbeda terhadap keberadaan pabrik. Satu kelompok menilai secara positif, mungkin karena adanya peluang ekonomi, sementara kelompok lainnya menilai secara negatif, mungkin terkait isu polusi, lahan, atau aspek sosial.



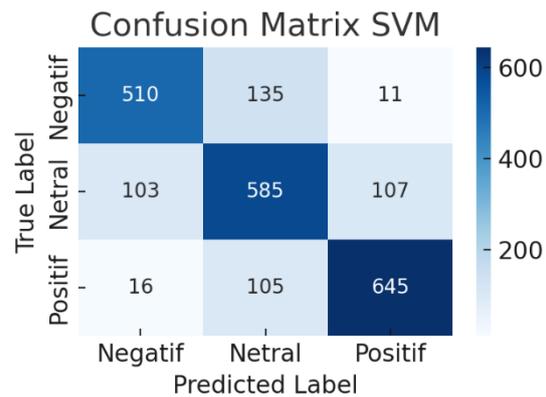
Gambar 2. Distribusi Sentiment Komentar

Temuan bahwa hampir sepertiga opini publik menunjukkan sentimen negatif perlu dianalisis lebih lanjut. Dalam studi kasus lain, dominasi sentimen negatif sering kali mencerminkan ketidakpuasan yang signifikan, seperti pada isu polusi udara di Jakarta, di mana lebih dari 50% sentimen bersifat negatif akibat buruknya kualitas udara (Aqsha, Trianasari and Sagita, 2025). Pada kasus Majalengka, porsi sentimen negatif yang mendekati 30% menunjukkan adanya kekhawatiran di kalangan masyarakat, yang mencakup isu-isu seperti dampak lingkungan dari pabrik, masalah tenaga kerja seperti upah buruh

yang rendah, serta potensi gesekan dengan ormas, sebagaimana tercermin dalam beberapa komentar. Sementara itu, sentimen positif sekitar 34% menunjukkan bahwa sejumlah masyarakat juga mengidentifikasi aspek positif dari industri, seperti penciptaan lapangan kerja baru atau pembangunan daerah. Sentimen positif ini sejalan dengan temuan Putri et al. (2025) yang menunjukkan bahwa 79% responden memberikan dukungan terhadap kebijakan ekonomi, khususnya dalam konteks ekonomi hijau, ketika manfaat jangka panjang disampaikan dengan jelas (Putri et al., 2025). Di Majalengka, penguatan sentimen positif publik dapat dicapai melalui narasi yang menekankan kontribusi industri terhadap kemajuan daerah serta kesejahteraan masyarakat.

#### B. Kinerja Model SVM

Model SVM yang dilatih menggunakan 80% dari data latih dan diuji dengan 20% dari data uji menunjukkan akurasi sebesar 78,48%. Hal ini menunjukkan bahwa sekitar 80% dari komentar telah dikategorikan dengan akurat. *Confusion Matrix* (Gambar 3) menyajikan prediksi yang tepat untuk masing-masing kategori: 510 untuk negatif, 585 untuk netral, dan 645 untuk positif. Recall tertinggi diperoleh pada kelas positif dengan nilai 84,2%, diikuti oleh kelas negatif yang mencapai 77,7%, dan kelas netral dengan 73,6%. Kesalahan klasifikasi paling sering terjadi antara kelas negatif dan netral, serta antara netral dan positif—situasi ini dapat dipahami mengingat perbedaan yang sering kali sangat tipis. Presisi untuk setiap kelas tercatat sebagai berikut: 81,1% untuk kelas negatif, 70,9% untuk kelas netral, dan 84,5% untuk kelas positif. Skor F1 yang diperoleh adalah 0,79 untuk negatif, 0,72 untuk netral, dan 0,84 untuk positif. Temuan ini mengindikasikan bahwa model ini paling efektif dalam mengidentifikasi komentar positif, sedangkan komentar netral tampak lebih menantang untuk dibedakan.



Gambar 3. Confusion Matrix

Dengan akurasi 78,5%, performa model SVM menunjukkan hasil yang memuaskan, terutama mengingat bahwa data dilabeli secara otomatis dengan menggunakan leksikon yang dapat mengandung \*noise\*. Hasil ini menunjukkan angka yang lebih tinggi dibandingkan dengan studi Jamil et al. (2024) yang mencatat akurasi 72,3% untuk komentar YouTube simulasi bencana (Jamil, Hadiyanto and Sanjaya, 2024), serta Baita et al. (2021) yang melaporkan 70% untuk SVM dan 56% untuk KNN dalam analisis sentimen vaksin (Baita and Cahyono, no date). Namun, hal ini masih memerlukan analisis lebih lanjut dengan data yang lebih terstruktur, seperti sentimen tweet Telkomsel (84%) (Fachrudin, Angkoso and Fatah, 2024) atau ulasan Indihome (87%) (Tineges, Triayudi and Sholihati, 2020). Hasil yang lebih rendah dalam studi ini mungkin disebabkan oleh komentar YouTube yang tidak terstruktur, yang mengandung bahasa gaul, sarkasme, dan emoji. Tantangan ini juga diidentifikasi oleh Hidayat et al. (2025), yang menerapkan model LABERT-LSTM untuk mencapai akurasi sebesar 95,7% (Hidayat, Prasetya and Widiyaningtyas, 2025).

Peningkatan akurasi di masa depan dapat difokuskan pada penerapan model deep learning berbasis BERT yang dirancang khusus untuk bahasa Indonesia. Model ini telah terbukti efektif dalam meningkatkan kinerja analisis sentimen di berbagai aplikasi, seperti IndoBERT yang berhasil mencapai akurasi 95% pada ulasan aplikasi video (Fiarni and Cellose, 2024). Penggunaan SMOTE secara penuh berpotensi untuk meningkatkan akurasi klasifikasi pada kelas minoritas. Dalam eksperimen yang kami lakukan, tingkat akurasi sebelum penerapan SMOTE tercatat sebesar 78,48%. Literatur menunjukkan

bahwa penerapan SMOTE dapat meningkatkan akurasi SVM sekitar 10% dalam konteks data yang tidak seimbang (Andriyani, Faqih and Permana, 2025). Meskipun dalam data kami kelas tidak terlalu timpang (proporsi mendekati seimbang), penerapan SMOTE dapat meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas negatif. Meskipun jumlahnya lebih sedikit dibandingkan kelas positif, kelas negatif memiliki signifikansi strategis yang penting untuk diidentifikasi.

#### A. Implikasi Temuan terhadap Peningkatan Citra Industri

Analisis sentimen ini menghasilkan beberapa wawasan strategis yang dapat digunakan oleh pemangku kepentingan industri di Majalengka:

1. Sentimen negatif sekitar 30% mengindikasikan adanya area yang memerlukan perhatian khusus. Porsi ini menunjukkan adanya ketidakpuasan masyarakat terkait isu-isu seperti polusi, keamanan, dan kesejahteraan. Norlaila et al. (2024) menyoroti bahwa pandangan negatif masyarakat mencerminkan dampak sosial yang harus ditanggapi melalui dialogue terbuka (Tri Nugroho and Noorlistyo Adi, 2024). Perusahaan sebaiknya secara aktif membangun komunikasi, contohnya melalui forum masyarakat atau sosialisasi terbuka. Keterbukaan informasi menunjukkan kemampuan untuk meningkatkan sentimen positif, seperti yang ditunjukkan oleh Nugroho & Adi (2024) [researchgate.net].
2. Sentimen positif dan netral sebagai peluang citra. Sekitar 35% komentar positif menunjukkan adanya apresiasi terhadap manfaat industri seperti ekonomi dan CSR. Ini perlu dijaga lewat strategi public relations dan CSR yang berkelanjutan (Citra Perusahaan, Melinda Savila and Savitri Setyo Utami, 2020). Menunjukkan CSR PT Wijaya Karya efektif membangun citra positif, demikian pula pada PT Pertamina (Nurhaliza and Andiyansari, 2024). CSR

berbasis kebutuhan lokal seperti pengelolaan limbah dan beasiswa bisa memperkuat persepsi publik [journal.untar.ac.id].

3. Tanggapi isu spesifik penyebab sentimen negatif. Analisis lebih lanjut dapat mengungkap topik dominan seperti “polusi” atau “keamanan”. Solusinya perlu prioritas, seperti pengelolaan lingkungan atau penguatan keamanan partisipatif. Filayly & Ruliana (2022) menekankan pentingnya public relations dalam pemulihan citra melalui respons cepat dan empatik [journal.stmiki.ac.id].
4. Pemantauan sentimen secara rutin. Monitoring berkelanjutan diperlukan seperti disarankan Nugroho & Adi (2024). Pemerintah atau perusahaan dapat menggunakan dashboard sederhana untuk mengamati tren perubahan sentimen. Pew Research (2022) mencatat bahwa 77% masyarakat menilai media sosial efektif membangun kesadaran publik [econjournals.com; pewresearch.org]. Media sosial pun dapat menjadi alat evaluasi persepsi secara langsung.

Dalam konteks yang lebih luas, hasil ini konsisten dengan teori yang menyatakan bahwa interaksi komunikasi memiliki pengaruh signifikan terhadap persepsi publik terhadap industri. Apabila masyarakat merasa terlibat dan menerima informasi yang transparan, ada kecenderungan untuk meningkatkan dukungan mereka (sentimen positif meningkat). Di sisi lain, minimnya komunikasi atau pengalaman yang tidak memuaskan dapat memperkuat persepsi negatif. Dengan demikian, peningkatan citra industri Majalengka memerlukan pendekatan yang komprehensif: melakukan perbaikan yang signifikan pada isu-isu substansial seperti lingkungan dan sosial, serta memastikan komunikasi yang efektif mengenai langkah-langkah tersebut.

#### V. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa sentimen masyarakat terhadap pabrik di Jawa Barat cukup

seimbang antara positif, netral, dan negatif, dengan sekitar 30% komentar bernada negatif. Model SVM mampu mengklasifikasikan sentimen dengan akurasi 78,48%, menjadikannya alat yang efektif untuk memahami opini publik. Temuan ini dapat dijadikan dasar dalam menyusun strategi peningkatan citra industri di Majalengka, terutama dengan memperkuat komunikasi publik dan program CSR, serta menanggapi isu-isu yang memicu sentimen negatif seperti polusi dan keamanan. Analisis sentimen berbasis media sosial terbukti praktis dan responsif dibanding survei konvensional, sehingga disarankan untuk diterapkan sebagai bagian dari evaluasi rutin pembangunan industri. Meski terbatas pada data YouTube dan pelabelan otomatis, penelitian ini tetap memberikan gambaran strategis yang bermanfaat bagi pengambil kebijakan dalam membangun citra industri yang lebih baik.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Andriyani, D., Faqih, A. and Permana, S.E. (2025) *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications The Effect of SMOTE Application on Support Vector Machine Performance in Sentiment Classification on Imbalanced Datasets*. Available at: <https://ioinformatic.org/>.
- [2] Aqsha, M.R., Trianasari, N. and Sagita, A. (2025) *Analisis Sentimen Dan Jaringan Sosial Tentang Polusi Udara Jakarta Di Platform Media Sosial X Sentiment And Social Network Analysis Of Jakarta Air Pollution On Social Media Platform X*.
- [3] Asri, Y. et al. (2025) 'Sentiment analysis based on Indonesian language lexicon and IndoBERT on user reviews PLN mobile application', *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 38(1), p. 677. Available at: <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v38.i1.pp677-688>.
- [4] Baita, A. and Cahyono, N. (no date) *ANALISIS SENTIMEN MENGENAI VAKSIN SINOVAC MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DAN K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)*.
- [5] Citra Perusahaan, P., Melinda Savila, D. and Savitri Setyo Utami, L. (no date) *Dela Melinda Savila, Lusya Savitri Setyo Utami: Strategi Corporate Social Responsibility dalam Strategi Corporate Social Responsibility dalam Pembentukan Citra Perusahaan (Studi pada Kegiatan CSR di PT. Wijaya Karya)*.
- [6] Caytiles. R. D., dan Lee. S. (2014). A Review of an MVC Framework based Software Development. *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, 8(10): 213-220.
- [7] Fachrudin, M.F., Angkoso, C.V. and Fatah, D.A. (2024) 'Analisis Sentimen Pada Sosial Media Twitter Terhadap Kualitas Jaringan Internet Telkomsel Menggunakan Ensemble K-Nearest Neighbour -Support Vector Machine', *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 11(6), pp. 1253–1264. Available at: <https://doi.org/10.25126/jtiik.2024118713>.
- [8] Fauziah, Y., Yuwono, B. and Aribowo, A.S. (2021) 'Lexicon Based Sentiment Analysis in Indonesia Languages: A Systematic Literature Review', *RSF Conference Series: Engineering and Technology*, 1(1), pp. 363–367. Available at: <https://doi.org/10.31098/cset.v1i1.397>.
- [9] Fiarni, C. and Cellose, christell (2024) 'Sentiment Analysis Of Indonesian Video Streaming Application Services Reviews Using Fine-Tuning Indobert And Aspect Modeling', *Journal of Computer Sciences and Informatics*, (0), p. 1. Available at: <https://doi.org/10.5455/JCSI.20240915104407>.
- [10] Hidayat, M., Prasetya, D. and Widiyaningtyas, T. (2025) 'Sentiment Analysis of Latinized Arabic and Emoji in Indonesian YouTube Comments: A LABERT-LSTM Model', *Journal of Applied Engineering and Technological Science (JAETS)*, 6, pp. 1324–1341. Available at: <https://doi.org/10.37385/jaets.v6i2.7000>.
- [11] Jamil, M., Hadiyanto, H. and Sanjaya, R. (2024) 'Sentiment Analysis: Classifying Public Comments on YouTube in Disaster Management Simulation in Indonesia Using Naïve Bayes and Support Vector Machine', *Ingenierie des Systemes*

- d'Information*, 29(2), pp. 437–446. Available at: <https://doi.org/10.18280/isi.290205>.
- [12] Norlaila, N., Winarno, W.W. and Luthfi, E.T. (2024) 'Analisis Sentimen Masyarakat Tentang Tambang Di Indonesia Pada Twitter Menggunakan Data Mining', *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 9(3), pp. 1091–1099. Available at: <https://doi.org/10.29100/jipi.v9i3.5402>.
- [13] Nurhaliza, D. and Andiyansari, P. (2024) *Strategi Public Relations PC. GKBI dalam Membangun Citra Positif Perusahaan, Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi (JIMIK)*. Available at: <https://journal.stmiki.ac.id>.
- [14] Pratiwi, C.D., Damayanti, R.W. and Laksono, P.W. (2023) 'Public Sentiment Analysis to Support Indonesian Government Induction Stove Program', in *E3S Web of Conferences*. EDP Sciences. Available at: <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202346502006>.
- [15] Putri, W.R.E. *et al.* (2025) 'Exploring Public Sentiment on Green Economy Policy: A Natural Language Processing-Based Analysis', *International Journal of Energy Economics and Policy*, 15(2), pp. 560–565. Available at: <https://doi.org/10.32479/ijeep.18360>.
- [16] Saputra, M. and Sri Wahyuni (2024) 'ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA PADA APLIKASI BANK DIGITAL KROM DENGAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE', *INFOTECH journal*, 10(2), pp. 327–332. Available at: <https://doi.org/10.31949/infotech.v10i2.11801>.
- [17] Suandi, F. *et al.* (2024) 'Enhancing Sentiment Analysis Performance Using SMOTE and Majority Voting in Machine Learning Algorithms', in, pp. 126–138. Available at: [https://doi.org/10.2991/978-94-6463-620-8\\_10](https://doi.org/10.2991/978-94-6463-620-8_10).
- [18] Stoneman, R. (2008). *Alexander the Great: A life in legend*. Yale University Press.
- [19] Tineges, R., Triayudi, A. and Sholihati, I.D. (2020) 'Analisis Sentimen Terhadap Layanan Indihome Berdasarkan Twitter Dengan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)', *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 4(3), p. 650. Available at: <https://doi.org/10.30865/mib.v4i3.2181>.
- [20] Tri Nugroho, B. and Noorlistyo Adi, A. (2024) 'Sinergi International Journal of Communication Sciences Sentiment Analysis to Know Public Perception Regarding to Public Communication of Indonesian Customs and Excise', 1(2).
- [21] Wahyudi, R. *et al.* (2021) 'Analisis Sentimen pada review Aplikasi Grab di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine', *JURNAL INFORMATIKA*, 8(2). Available at: <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>.
-