Journal of Digital Management
JDM
Volume 1 (2), August 2026, 85-91 E-ISSN: XXXX-XXXX

Klasifikasi Sentimen Media Sosial Berbasis Web Menggunakan Multinomial Naive Bayes pada PT Vinix Seven Aurum

Tarmuji[1], Rizaldi Putra[2]
[1,2] Program Studi D4 Bisnis Digital, Politeknik Takumi, Indonesia

Email: 2213010013@takumi.ac.id[1], rizaldi.rip@takumi.ac.id[2]

Article history:
Received August 3, 2026.
Revised August 15, 2026.
Accepted August 21, 2026.

Abstrak

Komentar media sosial merupakan sumber informasi penting untuk memahami persepsi audiens, tetapi pengolahan manual cenderung lambat, tidak konsisten, dan sulit diterjemahkan menjadi keputusan komunikasi yang dapat ditindaklanjuti. Penelitian ini bertujuan mengembangkan KokoroLens, sistem klasifikasi sentimen media sosial berbasis web yang mengintegrasikan prapemrosesan teks, pembobotan TF-IDF, Multinomial Naive Bayes (MNB), wawasan pembelajaran mesin, rekomendasi berbantuan kecerdasan buatan, dan evaluasi implementasi dalam konteks perusahaan. Penelitian menggunakan metode Penelitian dan Pengembangan (R&D) dengan model ADDIE. Pengujian bayangan terhadap 51 komentar berlabel manual menghasilkan akurasi 94,12%, presisi 94,38%, recall 94,12%, dan F1-score 93,97%. Tiga kesalahan klasifikasi terutama ditemukan pada ekspresi singkat, informal, dan bergantung konteks. Hasil analisis dioperasionalkan menjadi dua rancangan konten dengan kesesuaian implementasi 100% pada sepuluh aspek yang dievaluasi. Evaluasi awal pada konten yang dipublikasikan menunjukkan peningkatan tayangan 14,5%, jumlah pemirsa 13,0%, dan kunjungan profil 31,6%, sementara sebagian besar indikator interaksi langsung menurun. Kontribusi penelitian terletak pada integrasi alur klasifikasi sentimen, keterlacakan hasil, pembentukan wawasan, rekomendasi komunikasi, implementasi konten, dan evaluasi respons audiens. Hasil performa konten diposisikan sebagai bukti implementasi awal dan bukan bukti hubungan kausal.

Kata kunci:
Analisis Sentimen; Machine Learning; Multinomial Naive Bayes; TF-IDF; Media Sosial; Sistem Berbasis Web.

1. PENDAHULUAN

Penggunaan media sosial terus meningkat seiring perkembangan teknologi digital; jumlah pengguna media sosial global tercatat mencapai sekitar 5,04 miliar orang, atau 62,3% dari populasi dunia (We Are Social & Meltwater, 2024). Platform seperti Instagram, TikTok, dan Facebook tidak hanya menjadi sarana komunikasi, tetapi juga ruang bagi pengguna untuk menyampaikan opini dan penilaian terhadap suatu produk atau layanan, sehingga menghasilkan data komentar dalam jumlah besar yang merepresentasikan persepsi dan perilaku konsumen (Allam, Makubvure, Gyamfi, & Graham, 2025).

Dalam konteks bisnis digital, data media sosial berperan penting untuk memahami kebutuhan pelanggan dan mendukung pengambilan keputusan strategis (George & Baskar, 2024). Namun demikian, data tersebut umumnya tidak terstruktur, berbahasa informal, dan bervolume besar, sehingga pengolahan secara manual berisiko lambat dan bias dalam interpretasi (Karim, Rasul, & Sultana, 2025). Kondisi ini juga ditemukan pada PT Vinix Seven Aurum, tempat pengolahan komentar media sosial masih dilakukan secara manual sehingga belum mampu mengelompokkan opini pengguna secara terstruktur maupun cepat.

Pembelajaran mesin menawarkan pendekatan untuk mengatasi persoalan tersebut karena mampu mempelajari pola dari data teks dan melakukan klasifikasi secara otomatis (Kedi, Ejimuda, & Idemudia, 2024). Algoritma Naive Bayes dipilih dalam penelitian ini karena relatif sederhana secara komputasi namun tetap efektif untuk data teks bervolume besar (Manning, Raghavan, & Schütze, 2008), serta sesuai dengan karakteristik komentar media sosial yang tidak terstruktur. Penerapan sistem berbasis web juga

memungkinkan proses analisis berjalan lebih cepat, terintegrasi, dan mudah diakses oleh pengguna (Montaser, Ghosh, & Barua, 2025).

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pembelajaran mesin efektif untuk analisis sentimen, tetapi fokusnya masih banyak diarahkan pada optimasi atau perbandingan performa model. Turki (2025) menekankan performa dan interpretabilitas analisis teks multidomain, sedangkan Karim, Rasul, dan Sultana (2025) membandingkan SVM, Naive Bayes, LSTM, dan BERT untuk memprediksi kecenderungan perilaku konsumen. Kedi, Ejimuda, dan Idemudia (2024) membahas pemanfaatan pembelajaran mesin untuk optimasi pemasaran media sosial. Meskipun studi-studi tersebut memperlihatkan nilai analitis klasifikasi sentimen, masih terdapat ruang penelitian pada bagaimana keluaran klasifikasi diterjemahkan menjadi keputusan komunikasi yang dapat ditelusuri dan dievaluasi pada implementasi nyata. Kesenjangan penelitian ini terletak pada belum terintegrasinya komentar asli, label acuan, hasil prediksi, wawasan, rekomendasi komunikasi, implementasi konten, dan evaluasi respons audiens dalam satu alur sistem yang utuh. Dengan demikian, kebaruan penelitian tidak diletakkan pada klaim bahwa Multinomial Naive Bayes (MNB) merupakan algoritma terbaik, melainkan pada integrasi menyeluruh antara klasifikasi sentimen, keterlacakan hasil, pembentukan wawasan, rekomendasi tindakan, implementasi konten, dan evaluasi respons audiens dalam konteks perusahaan. Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian bertujuan untuk: (1) merancang dan membangun sistem klasifikasi sentimen media sosial berbasis web; (2) menerapkan MNB dan mengevaluasi kinerjanya menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1-score; serta (3) mengevaluasi keterlacakan hasil klasifikasi dan implementasi rekomendasi melalui pengujian bayangan dan evaluasi performa konten, termasuk identifikasi positif palsu dan negatif palsu.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian dilaksanakan di PT Vinix Seven Aurum yang berlokasi di Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta, selama kurang lebih empat bulan pada periode Februari–Mei 2026. Penelitian menggunakan metode Penelitian dan Pengembangan (R&D) dengan model ADDIE (Analisis, Perancangan, Pengembangan, Implementasi, Evaluasi) karena model ini bersifat sistematis dan sesuai untuk menghasilkan produk berbasis teknologi (Branch, 2020), sekaligus mengintegrasikan proses perancangan sistem, penerapan algoritma pembelajaran mesin, dan evaluasi kinerja dalam satu alur yang terstruktur.

Pada tahap Analysis dilakukan observasi dan wawancara dengan pengelola media sosial perusahaan untuk mengidentifikasi kebutuhan sistem, kebutuhan data, kebutuhan fitur, dan kebutuhan keluaran yang dapat digunakan dalam pengambilan keputusan. Tahap Design mencakup arsitektur sistem, alur data, rancangan proses klasifikasi, struktur keluaran analisis, serta antarmuka pengguna. Tahap Development membangun prototipe KokoroLens menggunakan pendekatan pengembangan berbantuan AI untuk mempercepat penyusunan kode dan tampilan sistem; penggunaan AI pada tahap ini diposisikan sebagai alat bantu pengembangan, bukan sebagai sumber data atau evaluator model. Tahap Implementation menerapkan Multinomial Naive Bayes serta integrasi Meta Graph API untuk menerima data komentar, jumlah suka, dan tayangan secara otomatis di samping masukan manual. Tahap Evaluation menilai kinerja klasifikasi, kesalahan prediksi, keterlacakan keluaran, kesesuaian rekomendasi, dan hasil implementasi konten.

Data komentar diproses melalui prapemrosesan yang mencakup pembersihan teks, tokenisasi, dan penghapusan kata henti. Pada proses pengembangan model, pengolahan dilakukan menggunakan Google Colaboratory dengan pustaka Scikit-learn, Sastrawi, dan Pandas. Teks yang telah diproses direpresentasikan menggunakan TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency), sehingga setiap istilah memperoleh bobot berdasarkan kepentingannya dalam suatu dokumen relatif terhadap keseluruhan korpus. Vektor TF-IDF selanjutnya digunakan sebagai masukan MNB untuk memperkirakan probabilitas kelas positif, netral, atau negatif (Allam et al., 2025; Manning et al., 2008). Dataset pengembangan diberi label manual sebagai label acuan, kemudian data latih dan data uji dipisahkan pada tahap pelatihan agar data evaluasi tidak digunakan dalam pembentukan model. Pemisahan tersebut penting untuk mengurangi risiko evaluasi yang terlalu optimistis akibat penggunaan data yang sama pada proses pelatihan dan pengujian. Penelitian ini tidak menambahkan eksperimen algoritma pembanding karena tujuan penelitian adalah memvalidasi implementasi MNB sebagai komponen klasifikasi dalam alur sistem, bukan menentukan algoritma terbaik. Oleh karena itu, seluruh metrik kinerja ditafsirkan secara terbatas pada dataset dan konteks implementasi penelitian ini dan tidak digunakan untuk menyimpulkan superioritas MNB terhadap algoritma lain.

Evaluasi kinerja klasifikasi menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1-score yang diturunkan dari matriks konfusi (Sharma, Ali, & Kabir, 2025). Validasi implementasi dilakukan melalui pengujian bayangan dengan membandingkan prediksi sistem terhadap label manual sebagai label acuan pada 51 komentar. Komposisi kelas pada data pengujian terdiri atas 10 komentar positif, 28 komentar netral, dan 13 komentar negatif. Selain metrik agregat, setiap hasil dipertahankan keterlacakannya terhadap komentar asli, label manual, prediksi sistem, status kesesuaian, dan tingkat keyakinan. Pendekatan ini memungkinkan kesalahan

individual dianalisis secara langsung sehingga nilai akurasi tidak menjadi satu-satunya dasar penilaian sistem. Selanjutnya, Wawasan Pembelajaran Mesin serta Wawasan dan Rekomendasi AI dioperasionalkan menjadi rancangan konten media sosial. Satu konten yang telah dipublikasikan pada akun Instagram resmi perusahaan dibandingkan dengan konten awal menggunakan data Instagram Insights. Nilai absolut performa tidak dipublikasikan untuk menjaga kerahasiaan data internal perusahaan dan hanya disajikan sebagai perubahan relatif. Karena kondisi publikasi, audiens, waktu, dan format tidak dikontrol secara eksperimental, tahap ini diposisikan sebagai evaluasi implementatif awal, bukan eksperimen A/B terkontrol dan bukan dasar untuk menyatakan hubungan kausal.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Kinerja Model Klasifikasi Sentimen

Evaluasi pengujian bayangan dilakukan terhadap 51 komentar berlabel manual, terdiri atas 10 komentar positif, 28 komentar netral, dan 13 komentar negatif. Model Multinomial Naive Bayes yang diterapkan pada sistem memperoleh nilai akurasi sebesar 94,12% (48 dari 51 komentar terklasifikasi sesuai label manual), presisi sebesar 94,38%, recall sebesar 94,12%, dan F1-score sebesar 93,97%. Nilai F1-score yang mendekati akurasi menunjukkan bahwa performa model relatif konsisten antara ketepatan prediksi (presisi) dan kemampuan mengenali data yang sesuai (recall).

Rincian matriks konfusi menunjukkan bahwa kelas netral memperoleh recall tertinggi (100,00%), diikuti kelas negatif (92,31%) dan kelas positif (80,00%). Rangkuman classification report tiap kelas sentimen disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Rangkuman Laporan Klasifikasi Model Klasifikasi Sentimen

Sentimen	Presisi	Recall	F1-Score	Jumlah Data
Positif	100,00%	80,00%	88,89%	10
Netral	93,33%	100,00%	96,55%	28
Negatif	92,31%	92,31%	92,31%	13
Total				51

Model menunjukkan performa terbaik pada kelas netral (F1-score 96,55%), diikuti kelas negatif (92,31%), sedangkan kelas positif memiliki F1-score terendah (88,89%) akibat recall sebesar 80,00%. Temuan ini menunjukkan bahwa performa agregat yang tinggi belum sepenuhnya merata pada seluruh kelas. Dominasi performa kelas netral berkaitan dengan komposisi data pengujian yang didominasi komentar netral dan karakter komentar penelitian yang banyak berbentuk pertanyaan informasional. Hasil tersebut sejalan dengan penggunaan Naive Bayes sebagai metode klasifikasi teks yang efisien sebagaimana dijelaskan Manning, Raghavan, dan Schütze (2008) serta Abdullah dan Mishra (2024), tetapi tidak cukup untuk menyatakan bahwa MNB lebih unggul daripada metode lain. Studi mutakhir yang berorientasi pada pemilihan model umumnya menggunakan pembandingan beberapa algoritma, validasi silang, atau model kontekstual. Penelitian ini mengambil posisi berbeda: MNB digunakan sebagai komponen klasifikasi yang ringan dalam sistem operasional, sedangkan kontribusi empiris utama terletak pada keterhubungan hasil klasifikasi dengan wawasan, rekomendasi, implementasi, dan evaluasi respons audiens. Dengan demikian, nilai utama hasil penelitian berada pada validasi alur penggunaan keluaran model dalam konteks bisnis digital, bukan pada kompetisi performa antarmodel.

3.2. Analisis Kesalahan Klasifikasi

Dari 51 komentar pada pengujian bayangan, tiga komentar mengalami salah klasifikasi. Ukuran pengujian yang terbatas menyebabkan metrik perlu dipahami sebagai bukti validasi implementatif awal, bukan estimasi final kemampuan generalisasi model. Kesalahan terkonsentrasi pada teks yang sangat pendek, ejaan tidak baku, pengulangan huruf, singkatan, ekspresi informal, serta komentar yang membutuhkan konteks percakapan lebih luas. Pola tersebut konsisten dengan tantangan pemrosesan bahasa alami pada media sosial yang dilaporkan Sandu, Cotfas, Stănescu, dan Delcea (2024). Secara kelas, recall positif sebesar 80,00% menunjukkan bahwa kelemahan utama berada pada komentar positif yang tidak seluruhnya berhasil dikenali. Temuan ini penting karena akurasi agregat sebesar 94,12% dapat menyamarkan risiko kesalahan pada kelas tertentu. Oleh karena itu, keterlacakan prediksi terhadap label acuan dan tingkat keyakinan dipertahankan sebagai mekanisme pemeriksaan manusia dalam alur sistem. Tiga kasus salah klasifikasi juga memberikan implikasi pengembangan yang konkret, yaitu perlunya pengayaan data pada ekspresi informal serta penyempurnaan normalisasi slang, ejaan tidak baku, negasi, emoji, dan konteks percakapan. Analisis

kesalahan tersebut memperkuat evaluasi karena keberhasilan sistem tidak hanya dinilai dari besarnya metrik, tetapi juga dari karakter dan konsekuensi kesalahannya.

3.3. Implementasi Wawasan dan Rekomendasi pada Konten Media Sosial

Selain melakukan klasifikasi, sistem menghasilkan Wawasan Pembelajaran Mesin serta Wawasan dan Rekomendasi AI yang mengidentifikasi kebutuhan informasi audiens, misalnya terkait persyaratan program, minimal semester, dan kesesuaian jurusan, serta isu pada komentar bersentimen negatif terkait transparansi komunikasi. Berdasarkan temuan tersebut, disusun dua rancangan konten: konten pertama bersifat informatif untuk menjawab kebutuhan informasi audiens, sedangkan konten kedua bersifat klarifikatif untuk merespons isu pada komentar negatif. Pengujian kesesuaian terhadap sepuluh aspek implementasi menunjukkan tingkat kesesuaian sebesar 100% antara hasil analisis, rekomendasi sistem, dan konten yang dihasilkan.

Konten pertama dipublikasikan melalui akun Instagram resmi perusahaan dan dievaluasi melalui perbandingan performa terhadap konten awal yang menjadi sumber data analisis. Perbandingan menggunakan indikator yang tersedia pada Instagram Insights. Untuk menjaga kerahasiaan data performa internal perusahaan, nilai absolut tidak dipublikasikan; hasil disajikan sebagai persentase perubahan relatif per indikator sebagaimana dirangkum pada Tabel 2.

Tabel 2. Perubahan Relatif Performa Konten Setelah Penerapan Rekomendasi Sistem

Indikator	Perubahan Relatif	Arah
Tayangan	+14,5%	Naik
Pemirsa	+13,0%	Naik
Kunjungan Profil	+31,6%	Naik
Disimpan	–16,7%	Turun
Suka	–46,6%	Turun
Ketukan Tautan Bio	–58,1%	Turun
Ketukan Alamat Bisnis	–75,0%	Turun
Komentar	–88,9%	Turun
Posting Ulang	–90,9%	Turun
Dibagikan	–100,0%	Turun
Pengikut Baru	–100,0%	Turun

Evaluasi performa konten menunjukkan peningkatan pada indikator jangkauan, yaitu tayangan (+14,5%), pemirsa (+13,0%), dan kunjungan profil (+31,6%), sedangkan sebagian besar indikator interaksi dan tindakan lanjutan mengalami penurunan. Pola ini menunjukkan bahwa peningkatan eksposur tidak identik dengan peningkatan keterlibatan audiens. Dengan demikian, keberhasilan rekomendasi perlu dinilai secara multidimensi dengan membedakan indikator jangkauan, interaksi, dan tindakan lanjutan. Secara implementatif, keluaran sistem dapat diterjemahkan menjadi keputusan konten yang kemudian diukur menggunakan data aktual; namun secara metodologis, perubahan tersebut belum dapat diatribusikan secara kausal kepada rekomendasi sistem. Evaluasi baru melibatkan satu konten rekomendasi dan tidak mengontrol waktu publikasi, format visual, distribusi audiens, maupun faktor eksternal. Oleh sebab itu, hasil ini lebih tepat dipahami sebagai bukti kelayakan alur implementasi daripada bukti efektivitas kausal. Publikasi konten juga memunculkan pertanyaan baru mengenai ketersediaan program bagi lulusan baru, yang menunjukkan terbentuknya siklus umpan balik: komentar dianalisis, hasil diterjemahkan menjadi rekomendasi, rekomendasi diimplementasikan, kemudian respons baru dapat menjadi masukan bagi analisis berikutnya. Konten kedua belum dipublikasikan sehingga evaluasinya terbatas pada kesesuaian implementasi.

3.4. Implikasi Metodologis dan Batas Generalisasi

Temuan penelitian perlu dibedakan menjadi tiga tingkat kontribusi. Pertama, pada tingkat model, MNB menunjukkan kinerja yang tinggi pada 51 komentar pengujian. Kedua, pada tingkat sistem, hasil prediksi dapat ditelusuri hingga wawasan dan rekomendasi sehingga keluaran model tidak berhenti pada label sentimen. Ketiga, pada tingkat komunikasi, satu implementasi konten memberikan bukti awal mengenai perubahan indikator Instagram, tetapi belum cukup untuk mengisolasi pengaruh rekomendasi sistem. Pemisahan tiga tingkat ini penting agar kesimpulan penelitian tidak mengubah bukti implementasi menjadi klaim kausal.

Generalisasi penelitian juga perlu dibatasi pada konteks data yang tersedia. Data berasal dari satu perusahaan dan pengujian bayangan berjumlah 51 komentar. Selain itu, label manual belum dilengkapi pengukuran reliabilitas antarpelabel. Oleh karena itu, penelitian ini lebih tepat diposisikan sebagai studi pengembangan dan validasi implementatif dalam satu konteks bisnis. Generalisasi ke platform, industri,

karakter audiens, atau distribusi bahasa lain memerlukan dataset yang lebih besar dan beragam serta protokol anotasi yang memungkinkan pengukuran reliabilitas.

Untuk meningkatkan kekuatan evidensi pada penelitian lanjutan, desain evaluasi dapat diperluas melalui validasi silang atau pengujian ulang hold-out, pembandingan dengan model pembanding dasar, pelaporan ukuran sampel per kelas, serta evaluasi beberapa konten dalam periode yang sebanding. Perluasan tersebut tidak dilakukan secara retrospektif dalam penelitian ini karena data dan desain eksperimen yang tersedia belum mendukung klaim tersebut. Pernyataan ini menjadi bagian penting dari transparansi metodologis penelitian.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan KokoroLens, sistem klasifikasi sentimen media sosial berbasis web yang mengintegrasikan unggah data, prapemrosesan, TF-IDF, Multinomial Naive Bayes, evaluasi model, keterlacakan prediksi, Wawasan Pembelajaran Mesin, serta Wawasan dan Rekomendasi AI. Pengujian bayangan terhadap 51 komentar menghasilkan akurasi 94,12%, presisi 94,38%, recall 94,12%, dan F1-score 93,97%. Tiga kesalahan klasifikasi terutama berkaitan dengan bahasa singkat, tidak baku, dan bergantung konteks. Hasil analisis kemudian dioperasionalkan menjadi dua rancangan konten dengan kesesuaian 100% pada sepuluh aspek implementasi. Evaluasi performa pada konten yang telah dipublikasikan memperlihatkan kenaikan jangkauan, tetapi penurunan pada sebagian besar indikator interaksi. Dengan demikian, kontribusi penelitian bukan pembuktian bahwa MNB lebih unggul atau bahwa rekomendasi sistem selalu meningkatkan interaksi, melainkan demonstrasi alur menyeluruh yang menghubungkan klasifikasi sentimen, wawasan yang dapat ditelusuri, rekomendasi komunikasi, implementasi konten, dan evaluasi respons audiens dalam konteks perusahaan.

Keterbatasan penelitian terletak pada ukuran pengujian bayangan yang masih terbatas, ketergantungan pada satu konteks perusahaan, belum adanya pembandingan algoritma secara eksperimental, serta evaluasi performa aktual yang baru mencakup satu konten rekomendasi. Selain itu, pelabelan manual yang digunakan sebagai label acuan belum dilengkapi pengujian konsistensi antarpelabel yang dapat memperkuat reliabilitas label apabila proses anotasi pada penelitian berikutnya melibatkan lebih dari satu anotator. Karena itu, hasil penelitian tidak dimaksudkan untuk digeneralisasi secara langsung ke perusahaan, platform, atau korpus lain. Penelitian selanjutnya perlu menggunakan data yang lebih besar dan beragam, mendokumentasikan protokol anotasi secara lebih rinci, menangani slang, emoji, negasi, dan konteks percakapan, serta mengevaluasi generalisasi menggunakan skema validasi yang lebih kuat. Perbandingan dengan SVM, Logistic Regression, ensemble, atau model transformer dapat dilakukan apabila tujuan penelitian diarahkan pada pemilihan model terbaik. Evaluasi konten juga perlu melibatkan lebih banyak unit pengamatan dengan waktu, format, dan karakteristik audiens yang lebih terkontrol agar pengaruh rekomendasi dapat diuji secara lebih meyakinkan. Dengan penguatan tersebut, penelitian lanjutan dapat memisahkan secara lebih tegas antara kualitas model klasifikasi, kualitas rekomendasi, dan dampak rekomendasi terhadap kinerja komunikasi digital.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pembimbing dan tim penguji Tugas Akhir, Program Studi D4 Bisnis Digital Politeknik Takumi, serta PT Vinix Seven Aurum atas izin, data, dan dukungan yang diberikan selama penelitian ini berlangsung.

DAFTAR PUSTAKA

Abdullah, A. S., & Mishra, U. (2024). Opinion analysis and text pattern detection from social media data using integrated machine learning approach. IEEE Conference. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10493286

Allam, H., Makubvure, L., Gyamfi, B., & Graham, K. N. (2025). Text classification: How machine learning is revolutionizing text categorization. Information, 16(2), 130. https://www.mdpi.com/2078-2489/16/2/130

Branch, R. M. (2020). Instructional design: The ADDIE approach. Springer. https://link.springer.com/book/10.1007/978-0-387-09506-6

George, A. S., & Baskar, T. (2024). Leveraging big data and sentiment analysis for actionable insights: A review of data mining approaches for social media. https://puiij.com/index.php/research/article/view/151

Karim, S. M., Rasul, R. A., & Sultana, T. (2025). Sentiment analysis of social media data for predicting consumer behavior trends using machine learning [Preprint]. arXiv. https://arxiv.org/abs/2510.19656

Kedi, W. E., Ejimuda, C., & Idemudia, C. (2024). Machine learning software for optimizing SME social media marketing campaigns. https://www.researchgate.net/publication/383847411

Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). Introduction to information retrieval. Cambridge University Press. https://nlp.stanford.edu/IRbook/pdf/irbookonlinereading.pdf

Montaser, M. A. A., Ghosh, B. P., & Barua, A. (2025). Sentiment analysis of social media data: Business sentiments and consumer behavior trends. https://www.researchgate.net/publication/387883733

Sandu, A., Cotfas, L. A., Stănescu, A., & Delcea, C. (2024). A bibliometric analysis of text mining: Exploring NLP in social media research. Applied Sciences, 14(8), 3144. https://www.mdpi.com/2076-3417/14/8/3144

Sharma, N. A., Ali, A. B. M. S., & Kabir, M. A. (2025). A review of sentiment analysis: Tasks, applications, and deep learning techniques. https://link.springer.com/article/10.1007/s41060-024-00594-x

Turki, A. (2025). Automated framework for multi-domain social media text analysis for business strategy. PLOS ONE. https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0336240

We Are Social, & Meltwater. (2024). Digital 2024 global overview report. https://wearesocial.com/id/blog/2024/01/digital-2024/