



Department of Digital Business

**Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)**

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 5 No. 1 (2026) pp: 5782-5788

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

---

## Kategorisasi Komentar Live Streaming TikTok Menggunakan Support Vector Machine

Meythia Maharani<sup>1</sup>, Mochamad Chairul Ihsan<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Bisnis Digital, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Padjadjaran

<sup>2</sup>Departemen Manajemen dan Bisnis, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Padjadjaran

[mevthia21001@mail.unpad.ac.id](mailto:mevthia21001@mail.unpad.ac.id)<sup>1</sup>, [Ihsan@unpad.ac.id](mailto:Ihsan@unpad.ac.id)<sup>2</sup>

### Abstrak

*Di era social commerce yang berkembang pesat, live streaming telah menjadi alat pemasaran yang krusial, khususnya dalam industri kecantikan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan karakteristik komentar audiens pada live streaming TikTok dari brand Make Over. Analisis difokuskan pada perbandingan dua konteks waktu yang berbeda, yaitu sesi Business as Usual (BAU) dan kampanye Payday, dengan menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM). Data penelitian dikumpulkan melalui teknik scraping untuk mendapatkan himpunan komentar dari kedua sesi live streaming tersebut. Tahapan metode penelitian diawali dengan prapemrosesan teks yang komprehensif untuk membersihkan noise pada data. Selanjutnya, proses pelabelan kategori komentar dilakukan secara otomatis memanfaatkan teknologi Large Language Model (LLM) GPT-4o mini untuk meningkatkan efisiensi. Fitur diekstraksi menggunakan metode pembobotan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas pada dataset, penelitian ini mengimplementasikan teknik Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) sebelum melatih model SVM. Hasil pengujian model menunjukkan adanya perbedaan karakteristik interaksi yang signifikan antara kedua sesi. Sesi Payday menghasilkan volume komentar yang jauh lebih tinggi dan didominasi oleh niat transaksional, seperti pertanyaan seputar diskon dan voucher, mencapai akurasi klasifikasi sebesar 92,62%. Sebaliknya, sesi BAU lebih didominasi oleh komentar bersifat konsultatif terkait kecocokan produk dengan akurasi model 84,54%. Meski demikian, kategori Information Seeking tetap menjadi yang paling dominan di kedua sesi. Temuan strategis ini memberikan implikasi manajerial bagi brand, menyarankan perlunya strategi pengelolaan live streaming yang lebih adaptif berdasarkan konteks waktu promosi serta perilaku spesifik audiens.*

*Kata kunci: Live Streaming, TikTok, Kategorisasi Komentar, Support Vector Machine, Social Commerce.*

### 1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi digital telah membawa dampak signifikan terhadap pola konsumsi dan strategi bisnis di Indonesia. Transformasi media digital tidak hanya mengubah cara individu mengakses informasi, tetapi juga membentuk pola interaksi antara konsumen dan merek dalam ekosistem digital (Acerbi, 2016; Kaplan & Haenlein, 2010; Appel et al., 2020). Media sosial kini tidak lagi sekadar sarana hiburan, melainkan menjadi kanal pemasaran strategis yang memungkinkan terciptanya komunikasi dua arah antara perusahaan dan konsumen (Dwivedi et al., 2021; Mandal & Joshi, 2017).

Salah satu platform yang mendominasi lanskap media sosial saat ini adalah TikTok. Platform ini menghadirkan konsep social commerce, yaitu integrasi antara aktivitas sosial dan transaksi digital yang memungkinkan pengalaman belanja menjadi lebih interaktif dan real-time (Liang & Turban, 2011; Wongkitrungrueng & Assarut, 2020). Fitur live streaming dalam TikTok tidak hanya berfungsi sebagai media promosi, tetapi juga sebagai sarana membangun kepercayaan dan keterlibatan konsumen melalui interaksi langsung antara penjual dan audiens (Park & Lin, 2020; Liao et al., 2023; Miao et al., 2025).

Fenomena live streaming juga berkaitan erat dengan perilaku konsumen digital. Algoritma rekomendasi TikTok dan karakteristik konten yang bersifat personalisasi terbukti memengaruhi intensitas penggunaan platform dan keputusan pembelian pengguna (Medina Serrano et al., 2020). Selain itu, strategi promosi seperti diskon terbatas dan momentum payday terbukti mendorong perilaku konsumsi impulsif dan meningkatkan intensitas interaksi audiens dalam e-commerce (Suvarna & Malagi, 2023; Bacay et al., 2025).

Dalam konteks industri kecantikan, merek lokal Make Over memanfaatkan fitur live streaming sebagai strategi pemasaran digital untuk meningkatkan keterlibatan audiens dan konversi penjualan. Aktivitas live streaming dilakukan dalam dua konteks berbeda, yaitu sesi reguler Business as Usual (BAU) dan sesi kampanye promosi Payday. Perbedaan konteks ini memengaruhi karakteristik interaksi audiens, di mana sesi BAU cenderung didominasi oleh interaksi konsultatif, sedangkan sesi Payday didominasi oleh interaksi transaksional yang bersifat repetitif dan berorientasi pada pembelian.

Volume komentar yang besar dan tidak terstruktur dalam live streaming menjadi tantangan bagi perusahaan dalam mengidentifikasi kebutuhan dan intensi konsumen secara akurat. Analisis komentar pengguna merupakan sumber data penting untuk memahami opini dan perilaku konsumen, yang dapat diolah menggunakan pendekatan machine learning (Ali et al., 2021; Bhardwaj et al., 2024). Pendekatan ini relevan mengingat machine learning mampu mengolah data teks dalam jumlah besar dan mengekstraksi pola yang sulit diidentifikasi secara manual (Sarker, 2021; Kufel et al., 2023).

Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan metode klasifikasi teks berbasis machine learning untuk mengategorikan komentar live streaming TikTok. Machine learning dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola data dan melakukan prediksi berdasarkan karakteristik fitur yang diekstraksi dari teks (Sarker, 2021). Dalam konteks analisis teks, algoritma Support Vector Machine (SVM) banyak digunakan karena efektivitasnya dalam menangani data berdimensi tinggi dan menghasilkan performa klasifikasi yang stabil (Zhao, 2020; Pakpahan et al., 2023).

Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa SVM memiliki kinerja yang baik dalam analisis sentimen dan klasifikasi teks. Fide et al. (2021) membuktikan bahwa SVM mampu mencapai akurasi di atas 90% dalam analisis ulasan aplikasi, sementara Rahmawati et al. (2024) menunjukkan efektivitas SVM dalam analisis sentimen toko kosmetik di TikTok Shop. Selain itu, perbandingan algoritma machine learning dalam analisis sentimen juga menunjukkan bahwa SVM memiliki performa kompetitif dibandingkan algoritma lain seperti Naïve Bayes (Rizki et al., 2025; Rahmah et al., 2023).

Meskipun banyak penelitian telah membahas analisis sentimen pada e-commerce, studi yang secara spesifik membandingkan kategorisasi topik komentar *live streaming* antara periode promosi (*Payday*) dan periode reguler (*BAU*) menggunakan SVM masih terbatas. Penelitian ini hadir untuk mengisi celah tersebut dengan tujuan mengidentifikasi perbedaan karakteristik interaksi dan topik dominan pada kedua sesi. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan strategis bagi manajemen Make Over dalam merancang konten *live streaming* yang lebih adaptif dan responsif terhadap perilaku audiens yang berubah-ubah sesuai konteks waktu.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan menerapkan metode klasifikasi teks berbasis *machine learning*. Objek penelitian adalah komentar audiens pada sesi *live streaming* akun TikTok resmi Make Over (@makeoverid). Pengumpulan data difokuskan pada dua sesi dengan karakteristik berbeda guna mendapatkan perbandingan yang komprehensif, yaitu sesi kampanye *Payday* yang dilaksanakan pada 25 Juli 2025 dan sesi reguler atau *Business as Usual* (BAU) pada 27 Juli 2025.

Proses pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik *scraping* dengan memanfaatkan perangkat lunak *open-source* TikTok-Live-Connector berbasis Node.js yang terhubung langsung ke layanan Webcast TikTok. Data mentah yang diperoleh kemudian melalui tahapan prapemrosesan (*pre-processing*) untuk membersihkan *noise* dan menstandarisasi teks agar siap diolah. Tahapan ini meliputi *data cleaning* untuk menghapus emoji, duplikasi, dan simbol tidak relevan; *case folding* untuk menyeragamkan huruf menjadi *lowercase*; normalisasi kata tidak baku menggunakan kamus normalisasi yang disusun peneliti; serta tokenisasi untuk memecah kalimat menjadi unit kata.

Setelah data bersih, dilakukan proses pelabelan otomatis menggunakan *Large Language Model* (LLM) GPT-4o mini. Komentar dikelompokkan ke dalam empat kategori utama, yaitu *Information-seeking*, *Feedback*, *Social Interaction*, dan *Noise*. Hasil pelabelan ini divalidasi dan digunakan sebagai *ground truth*. Dataset kemudian dibagi secara acak menjadi data latih (80%) untuk pembangunan model dan data uji (20%) untuk evaluasi performa.

Tahap ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dengan konfigurasi *unigram* dan *bigram* untuk menangkap konteks frasa. Guna meningkatkan efisiensi komputasi, dilakukan seleksi fitur menggunakan uji statistik *Chi-Square* dengan membatasi maksimal 3.000 fitur yang memiliki relevansi tertinggi terhadap kategori. Mengingat adanya ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*)

yang signifikan pada data latih, teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) diterapkan untuk menyeimbangkan jumlah sampel antar kategori sebelum proses pelatihan.

Klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Pemilihan SVM didasarkan pada kapabilitasnya yang teruji dalam menangani data berdimensi tinggi seperti teks secara efektif. SVM bekerja dengan membentuk hyperplane optimal yang memisahkan kelas-kelas data dengan margin terbesar, sehingga efektif meminimalkan kesalahan klasifikasi pada data baru. Keandalan metode ini diperkuat oleh berbagai studi terdahulu. Penelitian oleh Pakpahan et al. (2023) menunjukkan bahwa SVM mampu mengklasifikasikan deskripsi produk e-commerce dengan akurasi mencapai 95,7%. Senada dengan hal tersebut, Fide, Suparti, & Sudarno (2021) berhasil mencapai akurasi di atas 90% dalam analisis sentimen ulasan aplikasi menggunakan SVM. Lebih lanjut, studi Rahmawati, Fuadi, & Afrilia (2024) juga membuktikan efektivitas SVM dalam analisis sentimen pada toko kosmetik di TikTok Shop, yang menunjukkan relevansi tinggi metode ini dengan domain penelitian yang dilakukan. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mengukur akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

### 3. Hasil dan Diskusi

Berdasarkan proses pengumpulan data yang dilakukan melalui teknik *scraping* pada dua sesi *live streaming* dengan karakteristik berbeda, ditemukan adanya disparitas yang signifikan dalam hal volume dan intensitas interaksi audiens. Sesi kampanye *Payday* (25 Juli 2025) menghasilkan volume data mentah sebesar 4.871 komentar, atau sekitar 4,5 kali lebih besar dibandingkan sesi reguler *Business as Usual* (BAU) pada 27 Juli 2025 yang hanya mencatat 1.081 komentar. Lonjakan ini mengindikasikan bahwa stimulus promosi secara drastis meningkatkan partisipasi audiens, namun juga meningkatkan tingkat *noise* atau data sampah hingga 33%. Setelah melalui tahapan prapemrosesan data, distribusi kelas pada kedua sesi menunjukkan pola yang konsisten di mana kategori *Information Seeking* mendominasi secara mutlak, mencapai 89,6% pada sesi *Payday* dan 83,2% pada sesi BAU. Hal ini mengonfirmasi bahwa fungsi utama fitur *live chat* bagi audiens adalah sebagai saluran pencarian informasi produk.

Tabel 1. Distribusi Kategori Komentar pada Sesi Payday dan BAU

Kategori	Sesi <i>Payday</i> (25 Juli)	Sesi BAU (27 Juli)
Information Seeking	2.913 (89,6%)	858 (83,2%)
Social Interaction	266 (8,2%)	139 (13,5%)
Noise	45 (1,4%)	20 (1,9%)
Feedback	25 (0,8%)	14 (1,4%)
Total	3.249	1.031

Penerapan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) terbukti efektif dalam menangani klasifikasi teks pada dataset ini dengan performa yang sangat memuaskan. Evaluasi model menggunakan *confusion matrix* pada data uji (20%) menunjukkan bahwa pada sesi *Payday*, akurasi model mencapai 92,62%. Tingginya performa ini didorong oleh karakteristik bahasa pada sesi promo yang cenderung repetitif dan menggunakan kata kunci transaksional yang khas (seperti "etalase", "checkout"), sehingga pola datanya lebih mudah dikenali oleh *hyperplane* SVM. Kategori *Information Seeking* memiliki nilai *Precision* 0,99 dan *Recall* 0,96, yang berarti model hampir sempurna dalam memisahkan pertanyaan produk dari komentar lainnya.

Tabel 2. Confusion Matrix dan Evaluasi Model Sesi Payday

Kategori	Precision	Recall	F1-Score	Support
Feedback	0.25	0.40	0.31	5
Information Seeking	0.99	0.96	0.97	583
Noise	0.27	0.78	0.40	9
Social Interaction	0.70	0.66	0.68	53
Accuracy			0.9262	650
Weighted Avg	0.95	0.93	0.93	650

Sementara itu, pada sesi *Business as Usual* (BAU), akurasi tercatat sebesar 84,54%. Meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan sesi promo akibat variasi bahasa yang lebih natural dan percakapan yang lebih cair (tidak terpaku pada frasa "deal" atau "checkout"), performa ini masih tergolong baik untuk implementasi bisnis. Model juga menunjukkan keseimbangan yang baik dalam mengenali kategori minoritas seperti *Social Interaction* dengan *Recall* sebesar 0,82.

Tabel 3. Confusion Matrix dan Evaluasi Model Sesi BAU

Kategori	Precision	Recall	F1-Score	Support
Feedback	0.33	0.67	0.44	3
Information Seeking	0.97	0.86	0.91	172
Noise	0.25	0.50	0.33	4
Social Interaction	0.57	0.82	0.68	28
Accuracy			0.8454	207
Weighted Avg	0.89	0.85	0.86	207

Di balik angka performa statistik tersebut, analisis kualitatif melalui *wordcloud* menyingkap perbedaan intensi audiens yang fundamental. Meskipun Tabel 1 menunjukkan bahwa kategori *Information Seeking* mendominasi kedua sesi, kata kunci yang digunakan audiens sangat berbeda. Sesi *Payday* didominasi oleh kata kunci transaksional bernada urgensi tinggi seperti "etalase", "berapa", dan "checkout". Visualisasi pada Gambar 1 memperlihatkan besarnya ukuran kata "etalase" dan "berapa", yang mencerminkan psikologi *Fear of Missing Out* (FOMO) audiens untuk segera mengamankan barang promo.



Gambar 1. Arsitektur Pencerminan Database

Berbanding terbalik dengan itu, sesi BAU didominasi oleh kata kunci konsultatif-edukatif. Kata-kata seperti "shade", "kulit", "kuning langsung", dan "sawo matang" muncul secara dominan pada Gambar 2. Hal ini menandakan bahwa pada hari biasa, audiens berada dalam fase pertimbangan (*consideration*) dan membutuhkan validasi kecocokan produk dengan fisik mereka sebelum memutuskan membeli.



Gambar 2. Arsitektur Pencerminan Database

Temuan ini menjadi landasan empiris bagi transformasi proses bisnis Make Over. Analisis komparatif antara proses manual (sebelum penerapan model) dan otomatis (setelah penerapan model) mengungkap inefisiensi masif pada metode lama. Pada sesi dengan trafik tinggi, moderator manusia memiliki keterbatasan kognitif dan hanya

mampu membaca sekitar 31% dari total komentar yang masuk (sekitar 1.500 dari 4.800 komentar), menyebabkan ribuan potensi interaksi terlewatkan. Sebaliknya, model SVM mampu memproses 100% komentar secara *real-time*, yang meningkatkan efisiensi monitoring hingga tiga kali lipat.

Peningkatan kapasitas ini berdampak langsung pada identifikasi peluang penjualan (*sales opportunity*). Dalam kondisi manual, risiko *lost sales* sangat tinggi karena ribuan pertanyaan mengenai stok atau harga sering tertimbun oleh arus komentar lain, dan hanya pertanyaan yang kebetulan muncul di layar yang terjawab. Dengan otomatisasi, sistem dapat melakukan *flagging* pada seluruh pertanyaan produk untuk ditindaklanjuti oleh admin, sehingga potensi konversi dapat dimaksimalkan dari yang sebelumnya hanya ratusan menjadi lebih dari 950 prospek teridentifikasi. Selain itu, model ini berfungsi vital dalam mitigasi risiko (*risk mitigation*). Keluhan teknis seperti "tidak bisa checkout" atau "ongkir mahal" yang sebelumnya sering tenggelam dan berisiko merusak reputasi, kini dapat dipisahkan secara otomatis ke dalam dasbor prioritas. Hal ini memungkinkan tim operasional melakukan *service recovery* segera untuk mencegah pembatalan transaksi dan menjaga citra merek.

Di balik angka performa statistik tersebut, analisis kualitatif terhadap kata kunci dominan menyingkap perbedaan fundamental dalam psikologi audiens. Pada sesi *Payday*, interaksi didominasi oleh istilah teknis transaksional seperti "etalase", "berapa", "mana", dan "checkout". Kemunculan masif kata "etalase" dan "berapa" mengindikasikan bahwa audiens sedang melakukan navigasi cepat di keranjang belanja dan membutuhkan validasi harga atau lokasi produk secara instan. Perilaku ini mencerminkan dorongan impulsif yang kuat akibat ketakutan akan kehabisan barang promo (*Fear of Missing Out*). Berbanding terbalik dengan itu, pada sesi reguler atau *Business as Usual* (BAU), topik pembicaraan bergeser menjadi lebih konsultatif dan edukatif. Kata-kata yang paling sering muncul meliputi "shade", "cushion", "untuk", "kulit", dan "kuning langsung". Hal ini menandakan bahwa tanpa desakan waktu promo, audiens berada dalam tahap pertimbangan (*consideration*), di mana mereka memanfaatkan fitur *live streaming* untuk memitigasi risiko salah membeli dengan memastikan kecocokan produk terhadap karakteristik fisik mereka.

Temuan mengenai perbedaan karakteristik ini menjadi landasan empiris bagi transformasi proses bisnis perusahaan. Analisis komparatif terhadap alur kerja operasional mengungkap adanya inefisiensi yang signifikan pada metode pemantauan manual. Pada sesi dengan trafik tinggi seperti *Payday*, moderator manusia memiliki keterbatasan kognitif dan hanya mampu menangkap sekitar 31% dari total komentar yang masuk. Akibatnya, ribuan komentar yang berpotensi menjadi penjualan terlewatkan begitu saja karena tertimbun oleh arus obrolan yang cepat. Dalam skenario manual ini, moderator cenderung hanya menjawab pertanyaan yang kebetulan terlihat di layar, sehingga peluang konversi penjualan menjadi sangat acak dan tidak optimal.

Integrasi model SVM mengatasi hambatan tersebut dengan memungkinkan pemrosesan 100% komentar secara *real-time* tanpa ada data yang hilang. Peningkatan kapasitas ini berdampak langsung pada dua aspek strategis: penyelamatan peluang penjualan (*sales recovery*) dan mitigasi risiko (*risk mitigation*). Dalam aspek penjualan, sistem mampu melakukan penandaan otomatis pada ribuan komentar berkategori *Information Seeking* yang sebelumnya terabaikan. Hal ini memungkinkan tim admin untuk melakukan tindak lanjut (*follow-up*) yang proaktif kepada calon pembeli potensial, bahkan setelah sesi *live* berakhir, sehingga mengubah "lost sales" menjadi pendapatan nyata. Sementara itu, dalam aspek risiko, model berfungsi sebagai sistem peringatan dini dengan mengisolasi komentar berkategori *Feedback*. Keluhan teknis seperti kendala *checkout* atau masalah ongkos kirim yang sering kali tenggelam dalam metode manual kini dapat dipisahkan ke dasbor prioritas. Deteksi cepat ini memungkinkan tim operasional untuk segera melakukan perbaikan layanan guna mencegah pembatalan transaksi massal dan menjaga reputasi merek di mata konsumen.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma *Support Vector Machine* (SVM) terbukti andal dalam mengotomatisasi kategorisasi komentar *live streaming* TikTok dengan performa yang terukur. Berdasarkan pengujian empiris, model ini mampu menghasilkan akurasi sebesar 92,62% pada sesi kampanye *Payday* dan 84,54% pada sesi reguler atau *Business as Usual* (BAU). Tingkat akurasi ini menegaskan bahwa pendekatan *machine learning* mampu mengatasi keterbatasan metode manual dalam mengolah data teks berdimensi tinggi dan tidak terstruktur. Selain itu, penelitian ini berhasil memetakan perbedaan perilaku audiens di mana sesi *Payday* didominasi oleh interaksi transaksional yang mendesak, sedangkan sesi BAU didominasi oleh interaksi konsultatif yang berfokus pada kecocokan produk. Dominasi kategori *Information Seeking* pada kedua sesi mengonfirmasi fungsi utama *live streaming* sebagai saluran pelayanan pelanggan interaktif yang krusial bagi keputusan pembelian. Secara praktis, implementasi model ini memberikan dampak operasional yang signifikan dengan mengatasi inefisiensi pemantauan manual. Analisis komparatif menunjukkan bahwa tanpa bantuan model, moderator manusia memiliki keterbatasan kognitif yang serius karena hanya mampu memproses sekitar 31% dari

total komentar yang masuk pada sesi padat. Hal ini mengakibatkan hilangnya ribuan peluang penjualan potensial karena ribuan pertanyaan terkait produk tertimbun oleh arus komentar yang cepat. Penerapan SVM memungkinkan perusahaan untuk memproses 100% komentar secara *real-time* tanpa ada data yang terlewat sehingga cakupan identifikasi intensi beli meningkat secara drastis. Selain itu, kemampuan model dalam mengisolasi kategori *Feedback* memungkinkan tim operasional untuk memprioritaskan penanganan keluhan teknis maupun layanan yang berisiko menyebabkan kegagalan transaksi. Berdasarkan temuan tersebut, implikasi manajerial dari penelitian ini menyarankan agar strategi pengelolaan *live streaming* bertransformasi dari pendekatan reaktif menjadi proaktif berbasis data. Perusahaan direkomendasikan untuk mengintegrasikan model klasifikasi ini ke dalam dasbor pemantauan *real-time* agar *host* atau moderator dapat merespons pertanyaan prioritas dengan lebih cepat dan tepat sasaran sesuai konteks sesi. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar dilakukan pengembangan model dengan menambahkan analisis sentimen untuk mendeteksi emosi audiens secara lebih spesifik serta memperluas cakupan dataset pada berbagai kategori produk lain guna meningkatkan generalisasi model dalam ekosistem *social commerce* yang dinamis.

## Referensi

1. ACerbi, A. (2016). A cultural evolution approach to digital media. *Frontiers in Human Neuroscience*, 10, 636. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2016.00636>
2. Ali, M., Yasmine, F., Mushtaq, H., Sarwar, A., Idrees, A., Tabassum, S., Hayyat, B., & Ur Rehman, K. (2021). Customer opinion mining by comments classification using machine learning. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(5), 385–393.
3. Alomari, E. A. (2024). Unlocking the potential: A comprehensive systematic review of ChatGPT in natural language processing tasks. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 141(1), 43–85. <https://doi.org/10.32604/cmescs.2024.052256>
4. Appel, G., Grewal, L., Hadi, R., & Stephen, A. T. (2020). The future of social media in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 79–95. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00695-1>
5. Aprianto, W., Sari, D. P., & Wahdini. (2024). Examining influencers' role in TikTok shop's promotional strategies and their impact on consumer purchase intentions. *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, 6(2), 1–8. <https://doi.org/10.37034/infcb.v6i2.273>
6. Bacay, J. L., Bacay, C. C., & Reynon, G. I. C. (2025). Scarcity marketing: The role of consumer behavior in the rise of the “Anik-Anik”. *International Journal of Social Sciences and Humanities Invention*, 12(1), 8415–8422. <https://doi.org/10.18535/ijsshi.v12i01.01>
7. Bhardwaj, R., Singh, R. S., Singh, J., Singh, S. P., Singh, A., & Kumar, V. (2024). Sentiment analysis of live stream comments using machine learning algorithms. In *Proceedings of the 4th International Conference on Innovative Practices in Technology and Management (ICIPTM)*. <https://doi.org/10.1109/ICIPTM59628.2024.10563700>
8. Brodie, R. J., Hollebeek, L. D., Jurić, B., & Ilić, A. (2011). Customer engagement: Conceptual domain, fundamental propositions, and implications for research. *Journal of Service Research*, 14(3), 252–271. <https://doi.org/10.1177/1094670511411703>
9. Datareportal. (2025). *Digital 2025: Indonesia*. <https://datareportal.com/reports/digital-2025-indonesia>
10. Dwivedi, Y. K., Ismagilova, E., Hughes, D. L., Carlson, J., Filieri, R., Jacobson, J., Jain, V., Karjaluoto, H., Kefi, H., Krishen, A. S., Kumar, V., Rahman, M. M., Raman, R., Rauschnabel, P. A., Rowley, J., Salo, J., Tran, G. A., & Wang, Y. (2021). Setting the future of digital and social media marketing research. *International Journal of Information Management*, 59, 102168. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102168>
11. Fide, S., Suparti, S., & Sudarno, S. (2021). Analisis sentimen ulasan aplikasi TikTok di Google Play menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Gaussian*, 10(3), 346–358.
12. Hajli, M. N. (2024). A study of the impact of social media on consumers. *International Journal of Market Research*, 56(3), 387–404. <https://doi.org/10.2501/IJMR-2014-025>
13. Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010). Users of the world, unite! The challenges and opportunities of social media. *Business Horizons*, 53(1), 59–68. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2009.09.003>
14. Kufel, J., Bargiel-Lączek, K., Kocot, S., Koźlik, M., Bartnikowska, W., Janik, M., Czogalik, Ł., Dudek, P., Magiera, M., Lis, A., Paszkiewicz, I., Nawrat, Z., Cebula, M., & Gruszczynska, K. (2023). What is machine learning, artificial neural networks and deep learning? *Diagnostics*, 13(15), 2582. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13152582>
15. Liang, T.-P., & Turban, E. (2011). Introduction to the special issue social commerce. *International Journal of Electronic Commerce*, 16(2), 5–14. <https://doi.org/10.2753/JEC1086-4415160201>
16. Liao, J., Chen, K., Qi, J., Li, J., & Yu, I. Y. (2023). Creating immersive and parasocial live shopping experience for viewers. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 17(1), 140–155. <https://doi.org/10.1108/JRIM-04-2021-0114>
17. Miao, H., Yin, Y., Zhao, Y., & Gao, Q. (2025). Key elements and theoretical logic of live streaming e-commerce marketing discourse. *PLOS ONE*, 20(5), e0322495. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0322495>
18. Medina Serrano, J. C., Papakyriakopoulos, O., & Hegelich, S. (2020). Dancing to the partisan beat: A first analysis of political communication on TikTok. In *Proceedings of the 12th ACM Conference on Web Science*, 257–266. <https://doi.org/10.1145/3394231.3397916>

19. Pakpahan, D., Siallagan, V., & Siregar, S. D. (2023). Classification of e-commerce product descriptions with TF-IDF and SVM methods. *Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, 7(4), 2130–2137.  
<https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i4.12779>
20. Park, H. J., & Lin, L.-M. (2020). The effects of match-ups on the consumer attitudes toward internet celebrities and their live streaming content. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 52, 101934.  
<https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2019.101934>
21. Rahmah, N., Hidayat, N., & Az-Zahra, H. M. (2023). Analisis kinerja Support Vector Machine dalam mengidentifikasi ujaran kebencian pada media sosial Twitter. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 7(7), 3568–3575.
22. Rahmawati, W., Fuadi, W., & Afrillia, Y. (2024). Cosmetic shop sentiment analysis on TikTok Shop using the support vector machine method. *International Journal of Engineering, Science & Information Technology*, 4(2), 31–37.  
<https://doi.org/10.52088/ijesty.v4i1.498>
23. Rizki, A. M., Bustami, & Anshari, S. F. (2025). Comparison of Support Vector Machine and Naïve Bayes algorithms in sentiment analysis of TikTok Shop application user reviews. *Journal of Renewable Energy, Electrical, and Computer Engineering*, 5(1), 18–29.  
<https://doi.org/10.29103/jreece.v5i1.21342>
24. Sarker, I. H. (2021). Machine learning: Algorithms, real-world applications and research directions. *SN Computer Science*, 2(3), 160.  
<https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x>
25. Suvarna, S. V., & Malagi, A. K. (2023). Impact of time limited promotions on online consumer behaviour. *International Journal of Advanced Research*, 11(6), 991–996.  
<https://doi.org/10.21474/IJAR01/17157>
26. The Straits Times. (2023, September 25). Indonesia entrepreneurs cash in on TikTok live-selling spree.  
<https://www.straitstimes.com/asia/se-asia/indonesia-entrepreneurs-cash-in-tiktok-live-selling-spre>
27. Wongkitrungrueng, A., & Assarut, N. (2020). The role of live streaming in building consumer trust and engagement with social commerce sellers. *Journal of Business Research*, 117, 543–556.  
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.08.032>
28. Zerodytrash. (2024). TikTok-Live-Connector. GitHub repository.  
<https://github.com/zerodytrash/TikTok-Live-Connector>
29. Zhang, M., & Zhang, J. (2025). Socializing or information seeking: Which should be prioritized for response in live streaming messages? *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 34(3), 306–333.  
<https://doi.org/10.1007/s11518-025-5645-0>
30. Zhao, W. (2020). Classification of customer reviews on e-commerce platforms based on Naïve Bayesian algorithm and support vector machine. *Journal of Physics: Conference Series*, 1678, 012081.  
<https://doi.org/10.1088/1742-6596/1678/1/012081>