

Analisis *Clustering* Sentimen Masyarakat Pengguna *Platform* Twitter Terhadap Produk Mixue dengan Metode *Support Vector Machine* (SVM)

Aditya Rizky Darmawan^{1*}, Novian Ikhsan²

¹⁻² Program Studi Sistem Informasi Universitas Pamulang (Kampus Kota Serang)

*Corresponding email: riaditya3@gmail.com^{1*}, dosen02871@unpam.ac.id²

Abstrak: Pertumbuhan pesat gerai Mixue di Indonesia memicu beragam opini publik di media sosial, khususnya platform Twitter (X), sehingga pemantauan sentimen menjadi penting bagi manajemen perusahaan dalam merumuskan strategi produk dan pemasaran. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen pengguna Twitter terhadap produk Mixue menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) serta mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi sentimen tersebut. Data dikumpulkan melalui teknik crawling dengan pustaka Tweepy pada lingkungan Google Colab, kemudian melalui tahap praproses meliputi pembersihan data, tokenisasi, stemming, dan lematisasi sebelum diklasifikasikan ke dalam sentimen positif dan negatif dengan rasio data latih dan data uji 80:20. Evaluasi model menggunakan confusion matrix menunjukkan akurasi sebesar 86,82%, presisi kelas positif 0,86, recall 1,00, presisi kelas negatif 1,00, recall 0,26, dan rata-rata f1-score terbobot 0,83. Hasil menunjukkan mayoritas opini pengguna bersifat positif (95,35%), terutama dipengaruhi oleh harga produk yang terjangkau, ekspansi gerai yang masif, serta kualitas rasa dan pelayanan, sementara sentimen negatif banyak berkaitan dengan waktu tunggu dan ketepatan pesanan. Ketidakseimbangan kelas data menjadi penyebab rendahnya recall pada kelas negatif. Penelitian ini memberikan kontribusi teoritis pada pengembangan metode analisis sentimen berbasis machine learning serta masukan praktis bagi manajemen Mixue dalam meningkatkan kualitas produk dan layanan.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Twitter, Mixue, Support Vector Machine, Machine Learning

Abstract: The rapid expansion of Mixue outlets in Indonesia has generated diverse public opinions on social media, particularly Twitter (X), making sentiment monitoring essential for corporate product and marketing strategy. This study analyzes Twitter users' sentiment toward Mixue products using the Support Vector Machine (SVM) algorithm and identifies the factors influencing that sentiment. Data were collected through crawling with the Tweepy library on Google Colab, then preprocessed through data cleaning, tokenization, stemming, and lemmatization before classification into positive and negative sentiments using an 80:20 training-testing split. Evaluation with a confusion matrix yielded 86.82% accuracy, positive-class precision of 0.86 and recall of 1.00, negative-class precision of 1.00 and recall of 0.26, and a weighted average f1-score of 0.83. Most opinions were positive (95.35%), mainly driven by affordable pricing, rapid outlet expansion, and product taste and service quality, while negative sentiment mostly concerned waiting time and order accuracy. Class imbalance in the dataset explains the low recall for the negative class. This study contributes theoretically to machine-learning-based sentiment analysis methods and offers practical insights for Mixue's management to improve product quality, customer service, and marketing effectiveness.

Keywords: Sentiment Analysis, Twitter, Mixue, Support Vector Machine, Machine Learning

PENDAHULUAN

Era digital ini menyebabkan perkembangan pesat media sosial dan telah menjadikannya platform utama untuk komunikasi dan aktivitas bisnis dengan pelanggan. Sekarang, platform media sosial seperti Twitter (X) menjadi saluran utama di mana orang dapat secara langsung mengekspresikan pandangan dan emosi mereka. Karena itu, memantau sentimen publik di platform media sosial sangat penting bagi perusahaan dan lembaga pemerintah untuk membuat kebijakan strategis dengan cepat dan tepat. Jumlah besar pengguna Twitter membuatnya menjadi sumber data opini publik yang relevan dan representatif untuk pemasaran dan penelitian (Permatasari et.al, 2021).

Fenomena ini terlihat jelas pada industri makanan dan minuman, khususnya pada ekspansi merek mixue di Indonesia. Mixue, perusahaan asal Tiongkok yang bergerak di bidang es krim dan minuman teh, tercatat mengoperasikan lebih dari 21.000 gerai waralaba secara internasional pada tahun 2021, menjadikannya salah satu jaringan waralaba makanan dan minuman terbesar di dunia. Sejak gerai pertamanya dibuka di Bandung pada tahun 2020, Mixue tumbuh pesat hingga mencapai ratusan gerai di berbagai wilayah Indonesia, didukung oleh strategi harga yang sangat terjangkau. Pertumbuhan yang agresif ini turut memicu

perbincangan luas di media sosial, mulai dari apresiasi terhadap harga dan cita rasa produk hingga kritik terhadap aspek operasional dan dampak sosial ekspansi gerainya (Aurell, 2023).

Jumlah opini yang luas dan beragam ini, ada kebutuhan mendesak untuk teknik yang dapat secara sistematis mengidentifikasi preferensi publik. Analisis sentimen, yang digunakan berdasarkan data teks, adalah metode yang umum untuk menempatkan pendapat pengguna ke dalam kategori tertentu, seperti positif atau negatif. Metode ini telah banyak digunakan dalam bidang bisnis dan kebijakan publik. *Support Vector Machine* (SVM) adalah salah satu algoritma yang paling efektif untuk tugas klasifikasi teks jenis ini, yang pertama kali diperkenalkan pada awal 1990-an oleh Vapnik dan Boser, dan banyak digunakan karena kemampuan untuk memisahkan kelas data dengan sangat baik, termasuk data dengan proporsi kelas yang tidak seimbang. Analisis kebijakan publik dan ulasan layanan adalah dua contoh aplikasi SVM yang sangat baik untuk mengevaluasi berbagai kerumitan data sentiment (Rininda et.al, 2024).

Meskipun studi terdahulu telah banyak mengeksplorasi penerapan SVM pada berbagai objek penelitian, kajian yang secara khusus menganalisis sentimen publik terhadap merek Mixue berbasis data Twitter, sekaligus mengaitkannya dengan faktor-faktor pendorong opini (harga, ekspansi, kualitas produk dan layanan), masih terbatas. Padahal, pemahaman terhadap sentimen tersebut penting bagi manajemen perusahaan, mengingat sentimen negatif berpotensi menurunkan citra merek dan penjualan, sedangkan sentimen positif dapat memperkuat loyalitas pelanggan (Alfalisyanto et.al, 2024).

Berdasarkan masalah tersebut, penelitian ini bertujuan untuk (1) menganalisis dan mengklasifikasikan sentimen pengguna Twitter terhadap produk Mixue menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), dan (2) menemukan komponen utama yang memengaruhi kecenderungan sentimen. Penelitian ini diharapkan akan memberikan dasar teoretis untuk pengembangan metode analisis sentimen berbasis machine learning, khususnya untuk industri makanan dan minuman (F&B), serta manfaat praktis berupa masukan strategis untuk manajemen Mixue, yang akan membantu meningkatkan layanan pelanggan, kualitas produk, dan efektivitas strategi pemasaran (Dharmaputri & Merawati, 2020).

LANDASAN TEORI

Analisis Sentimen

Analisis sentimen (*sentiment analysis*), yang juga dikenal sebagai opinion mining, merupakan cabang dari pengolahan bahasa alami, linguistik komputasional, dan text mining yang bertujuan mengidentifikasi opini, sikap, dan emosi seseorang terhadap suatu topik, produk, layanan, atau organisasi tertentu berdasarkan data tekstual. Sentimen umumnya diklasifikasikan sebagai polaritas positif dan negatif, meskipun sebagian penelitian turut menambahkan kategori netral atau skala numerik. Analisis sentimen dapat dilakukan melalui pendekatan berbasis leksikon maupun pembelajaran mesin; pendekatan pembelajaran mesin mengkategorikan teks ke dalam kelas yang telah ditentukan dengan memanfaatkan ciri linguistik dan sintaksis dari data latih (Hauthal et.al, 2020).

Twitter sebagai Sumber Data

Twitter merupakan platform microblogging yang membatasi setiap unggahan (*tweet*) hingga 280 karakter, sehingga memungkinkan pengguna menyampaikan opini secara ringkas dan spontan mengenai isu pribadi, sosial, maupun komersial. Berbeda dengan forum diskusi yang terstruktur, topik pada Twitter umumnya diidentifikasi melalui tagar atau kata kunci yang muncul dalam konten tweet itu sendiri, menjadikan diskusi bersifat dinamis dan emergen. Karakteristik inilah yang menjadikan Twitter sumber data yang relevan untuk memotret sentimen publik secara real-time terhadap suatu merek, termasuk Mixue Ice Cream & Tea (Bakhshandeh et.al, 2022).

Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin nonparametrik berbasis teori statistik yang dapat digunakan untuk tugas klasifikasi maupun regresi. Prinsip kerja SVM adalah membangun hyperplane dengan margin maksimum yang secara optimal memisahkan dua kelas dari himpunan data $D = \{(X_1, y_1), \dots, (X_m, y_m)\}$, dengan $X_i \in R^n$ dan $y_i \in \{-1, 1\}$ sebagai label kelas. Untuk kasus klasifikasi lebih dari dua kelas, strategi umum yang digunakan adalah pemisahan biner bertingkat (one-vs-rest). SVM telah banyak diterapkan pada berbagai tugas klasifikasi teks, termasuk analisis sentimen, dan terbukti mampu menangani data dengan distribusi kelas yang tidak seimbang dengan performa yang relatif stabil dibandingkan metode klasifikasi konvensional lainnya (Dewi & Mailoa, 2023).

Pengumpulan dan Praproses Data (NLP)

Pengumpulan data pada penelitian berbasis media sosial umumnya dilakukan melalui teknik crawling, yaitu proses otomatis pengambilan data dari sumber daring menggunakan perangkat lunak (*crawler*) untuk keperluan analisis pasar maupun pemodelan. Pada platform Twitter, proses ini dapat dilakukan melalui pustaka *Tweepy* yang berjalan di *lingkungan* Google Colab, sebuah platform komputasi berbasis cloud yang memungkinkan eksekusi kode pembelajaran mesin tanpa instalasi perangkat lunak lokal yang kompleks (Hofmann et.al, 2021).

Data teks mentah hasil crawling selanjutnya diproses melalui teknik *Natural Language Processing* (NLP), yaitu cabang kecerdasan buatan yang berfokus pada interaksi antara komputer dan bahasa manusia. Tahapan praproses meliputi pembersihan data (data cleaning), tokenisasi, stemming, dan lematisasi, yang bertujuan mengubah teks tidak terstruktur menjadi format yang siap dianalisis secara komputasional (Cambria et.al, 2020).

Evaluasi Kinerja Model: *Confusion Matrix*

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan membandingkan label prediksi terhadap label sebenarnya (*ground truth*). Empat komponen utamanya adalah *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Negative* (TN), yang menjadi dasar penghitungan metrik evaluasi berikut:

$$\begin{aligned} \text{Accuracy} &= \frac{TP + TN}{N} \\ \text{Precision} &= \frac{TP}{TP + FP} \\ \text{Recall} &= \frac{TP}{TP + FN} \\ F1 - \text{Score} &= 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \end{aligned}$$

Accuracy mengukur proporsi prediksi yang benar secara keseluruhan; precision mengukur ketepatan model saat memprediksi kelas positif; *recall* mengukur kemampuan model menemukan seluruh data positif yang sebenarnya; sedangkan F1-score merupakan rata-rata harmonik antara *precision* dan *recall*, yang berguna terutama pada data dengan distribusi kelas yang tidak seimbang (Carreras et.al, 2023).

Objek Penelitian: Mixue Ice Cream & Tea

Mixue Ice Cream & Tea adalah merek waralaba minuman teh dan es krim asal Tiongkok yang didirikan pada 1997, dengan strategi harga terjangkau sebagai daya tarik utamanya. Merek ini memasuki pasar Indonesia pada 2020 dan berkembang pesat hingga mencapai ratusan gerai di berbagai wilayah, dengan kisaran harga produk antara Rp8.000 hingga Rp22.000. Ekspansi yang masif dan strategi pemasaran berbasis media sosial menjadikan

Pelabelan Data (*Lexicon-Based Labeling*)

Pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis menggunakan pendekatan berbasis kamus (leksikon), dengan mendefinisikan daftar kata positif (skor > 0) dan kata negatif (skor < 0) ke dalam struktur data dataframe. Skor kumulatif tiap dokumen dihitung untuk menentukan polaritas awal (positif, negatif, netral). Karena fokus penelitian ini adalah klasifikasi biner, data berlabel netral disaring (filtering) dan dikeluarkan dari dataset. Hasil akhir proses ini menghasilkan 643 data bersih, terdiri atas 551 data positif (85,7%) dan 92 data negatif (14,3%) kondisi yang mengindikasikan ketidakseimbangan kelas (class imbalance) pada dataset (Utomo et.al, 2023).

Ekstraksi Fitur dengan TF-IDF

Data teks yang telah bersih dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), yang mengukur bobot penting suatu kata terhadap keseluruhan dokumen dalam korpus. Representasi vektor inilah yang selanjutnya digunakan sebagai input bagi algoritma klasifikasi (Rininda et al., 2024).

Pembagian Data dan Pemodelan SVM

Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 (514 data latih dan 129 data uji), menggunakan pembagian acak (random split) dengan seed tetap agar hasil dapat direplikasi. Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dilatih pada data latih untuk mempelajari pola pemisahan antara kelas sentimen positif dan negatif, kemudian diuji pada data uji untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model. Model dibangun menggunakan pustaka *Support Vector Classifier* (SVC) dari *Scikit-Learn* dengan *kernel linear*, parameter regularisasi $C = 1,0$, dan skema decision function ovr (one-vs-rest), sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Parameter Model SVM

Parameter	Nilai/Keterangan
Algoritma	<i>Support Vector Machine</i> (SVM)
Kernel	Linear
C (Regularization)	1,0
Decision Function Shape	ovr (<i>One-vs-Rest</i>)

Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan confusion matrix untuk menghitung metrik akurasi, presisi, recall, dan f1-score pada masing-masing kelas sentimen, sebagaimana dijelaskan pada bagian Landasan Teori. Evaluasi ini digunakan untuk menilai efektivitas model SVM secara keseluruhan maupun kemampuannya dalam mengenali masing-masing kelas sentimen secara spesifik (Ratnawati et al., 2025).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik Dataset

Proses crawling pada periode Januari 2024-Agustus 2025 menghasilkan data mentah yang, setelah melalui tahap praproses dan pelabelan berbasis leksikon serta penyaringan data netral, menyisakan 643 data bersih yang terdiri atas 551 data positif (85,7%) dan 92 data negatif (14,3%). Dataset kemudian dibagi dengan rasio 80:20 menjadi 514 data latih dan 129 data uji (Tabel 2).

Tabel 2. Rincian Pembagian Data Penelitian

Kategori Data	Jumlah Data	Persentase
Data Latih (Training)	514	80%
Data Uji (Testing)	129	20%
Total	643	100%

Analisis Kata Kunci Dominan

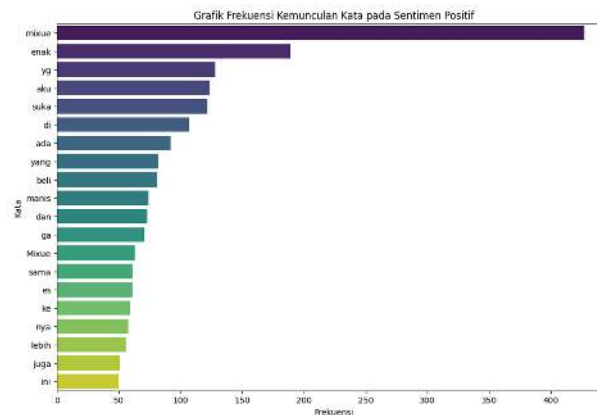
Visualisasi word cloud dan analisis frekuensi kata pada kelompok sentimen positif menunjukkan dominasi kata "mixue" (427 kemunculan) sebagai subjek utama diskusi, diikuti kata sifat "enak" (189 kali) dan "suka" (122 kali) yang mencerminkan apresiasi terhadap cita rasa produk. Sebaliknya, pada kelompok sentimen negatif, kata "salah" (28 kali) dan "mahal" (11 kali) mendominasi, mengindikasikan keluhan seputar ketidaksesuaian pesanan/pelayanan dan persepsi harga, di samping kemunculan kata seperti "jelek", "parah", dan "lambat" yang merefleksikan kritik terhadap kecepatan dan kualitas layanan gerai.



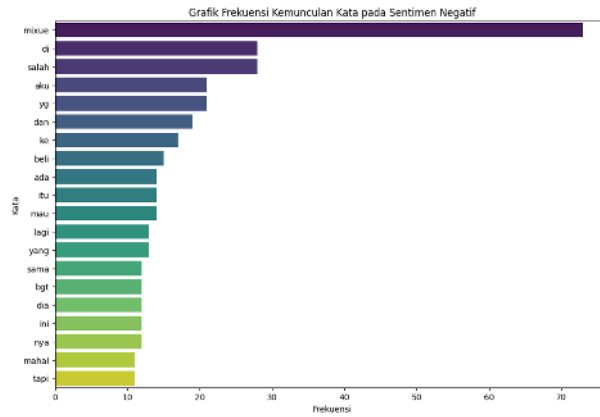
Gambar 2. Word Cloud Sentimen Positif



Gambar 3. Word Cloud Sentimen Negatif



Gambar 4. Grafik Frekuensi Kemunculan Kata pada Sentimen Positif



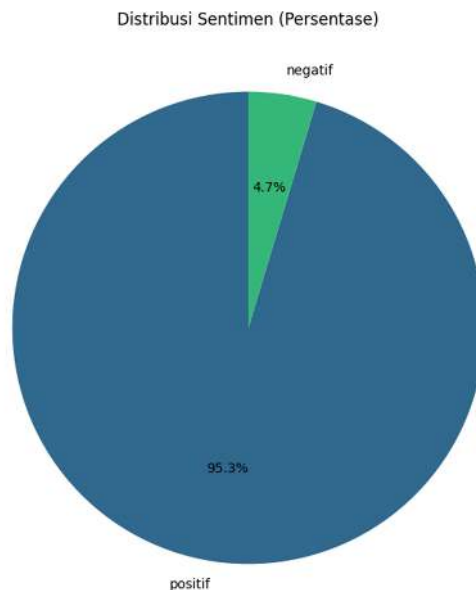
Gambar 5. Grafik Frekuensi Kemunculan Kata pada Sentimen Negatif

Distribusi Hasil Klasifikasi

Berdasarkan prediksi model terhadap 129 data uji, distribusi sentimen yang dihasilkan disajikan pada tabel 3. Model memprediksi 123 data (95,35%) sebagai sentimen positif dan hanya 6 data (4,65%) sebagai sentimen negatif proporsi yang sejalan dengan komposisi kelas pada data latih, mengindikasikan kecenderungan model untuk lebih dominan memprediksi kelas mayoritas (positif).

Tabel 3. Distribusi Hasil Klasifikasi Sentimen

Kategori Sentimen	Jumlah Data	Persentase
Positif	123	95,35%
Negatif	6	4,65%
Total	129	100,00%



Gambar 6. Diagram Distribusi Hasil Klasifikasi Sentimen

Evaluasi Kinerja Model

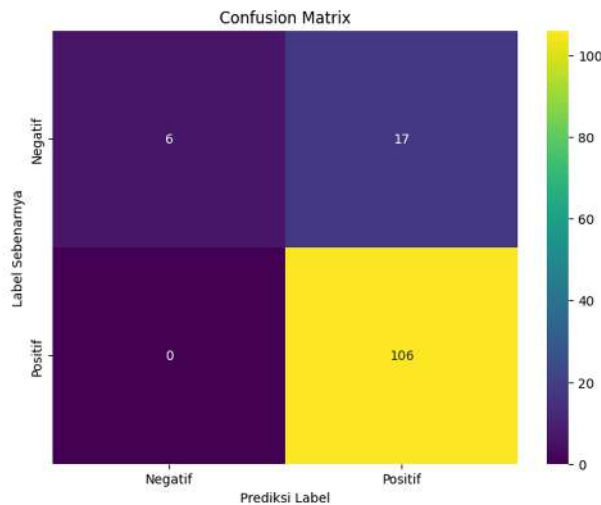
Evaluasi menggunakan confusion matrix terhadap 129 data uji menghasilkan *True Positive* (TP) = 106, *False Positive* (FP) = 17, *False Negative* (FN) = 0, dan *True Negative* (TN) = 6. Berdasarkan komponen tersebut, metrik evaluasi keseluruhan dan per kelas disajikan pada Tabel 4 dan Tabel 5.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Kinerja Model SVM

Metrik Evaluasi	Nilai
Akurasi	0,8682 (86,82%)
Presisi (Positif)	0,86
Recall (Positif)	1,00
Presisi (Negatif)	1,00
Recall (Negatif)	0,26

Tabel 5. Precision, Recall, dan F1-Score per Kelas

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score
Negatif	1,00	0,26	0,41
Positif	0,86	1,00	0,93
Macro Avg	0,93	0,63	0,67
Weighted Avg	0,89	0,87	0,83



Gambar 7. Confusion Matrix Model SVM

Model SVM yang dibangun mencapai akurasi sebesar 86,82%, menunjukkan kemampuan klasifikasi yang baik secara keseluruhan. Pada kelas positif, model menghasilkan presisi 0,86 dan recall sempurna 1,00, yang berarti seluruh data positif pada set uji berhasil dikenali tanpa satu pun yang salah klasifikasi ($FN = 0$). Sebaliknya, pada kelas negatif, meskipun presisi mencapai nilai maksimal 1,00 mengindikasikan bahwa setiap prediksi negatif yang dibuat model selalu benar nilai recall hanya 0,26, yang berarti model hanya berhasil mengenali 6 dari 23 data bersentimen negatif yang sebenarnya ada pada set uji, sementara 17 data negatif lainnya justru salah diklasifikasikan sebagai positif (FP).

Kesenjangan performa antar kelas ini konsisten dengan nilai rata-rata F1-score per kelas (0,93 untuk positif berbanding 0,41 untuk negatif) serta *macro average F1-score* sebesar 0,67 yang jauh lebih rendah dibandingkan *weighted average* sebesar 0,83. Pola ini merupakan indikasi klasik dari ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) pada dataset, di mana proporsi data latih yang didominasi kelas positif (85,7%) menyebabkan model cenderung bias terhadap kelas mayoritas dan kurang sensitif dalam mendeteksi kelas minoritas (negatif). Meski demikian, nilai *weighted average F1-score* sebesar 0,83 tetap menunjukkan bahwa model secara keseluruhan efektif dan andal untuk mendukung analisis sentimen pada kasus ini, mengingat metrik tersebut telah memperhitungkan proporsi data riil antar kelas.

Pembahasan: Faktor-Faktor yang Memengaruhi Sentimen

Berdasarkan hasil klasifikasi dan analisis kata kunci, ditemukan tiga faktor utama yang membentuk persepsi pengguna Twitter terhadap produk Mixue:

1. Harga yang terjangkau. Kisaran harga produk Mixue (Rp8.000-Rp22.000) secara konsisten muncul sebagai daya tarik utama yang mendorong sentimen positif, sejalan dengan strategi value-for-money yang diusung merek ini di pasar Indonesia.
2. Ekspansi gerai yang masif. Kecepatan ekspansi Mixue ke berbagai lokasi strategis turut memicu perbincangan luas di media sosial, baik dalam nada apresiatif maupun kritis terhadap dampak persaingan usaha lokal.
3. Kualitas produk dan pelayanan. Ulasan positif banyak berkaitan dengan cita rasa produk, sementara ulasan negatif terkonsentrasi pada isu operasional seperti waktu tunggu dan ketepatan pesanan temuan yang selaras dengan penelitian terdahulu bahwa kualitas layanan menjadi determinan penting sentimen konsumen pada industri F&B.

Temuan ini menegaskan bahwa meskipun sentimen publik terhadap Mixue secara umum positif, isu operasional pada aspek pelayanan tetap menjadi celah yang perlu diperhatikan manajemen perusahaan untuk mempertahankan loyalitas pelanggan sekaligus mencegah eskalasi sentimen negatif di media sosial.

SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Support Vector Machine* (SVM) mampu mengklasifikasikan sentimen pengguna Twitter terhadap produk Mixue dengan tingkat akurasi yang tinggi, yaitu 86,82%. Model menunjukkan performa sangat baik dalam mengenali sentimen positif (presisi 0,86, recall 1,00), namun memiliki keterbatasan dalam mendeteksi sentimen negatif (presisi 1,00, recall 0,26), dengan rata-rata f1-score terbobot sebesar 0,83. Keterbatasan pada kelas negatif ini disebabkan oleh ketidakseimbangan komposisi data, di mana jumlah data positif (85,7%) jauh lebih dominan dibandingkan data negatif (14,3%) pada dataset penelitian. Sisi substansi, hasil analisis mengidentifikasi tiga faktor utama yang memengaruhi sentimen pengguna Twitter terhadap Mixue: (1) harga produk yang terjangkau sebagai daya tarik utama. (2) ekspansi gerai yang masif dan cepat sebagai pemicu perbincangan publik. serta (3) kualitas rasa dan pelayanan, di mana ulasan positif berpusat pada apresiasi cita rasa, sementara ulasan negatif banyak menyoroti isu operasional seperti waktu tunggu dan ketepatan pesanan.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa SVM merupakan metode yang andal untuk analisis sentimen berbasis media sosial pada konteks industri makanan dan minuman, sekaligus memberikan wawasan strategis bagi manajemen Mixue untuk memperkuat respons terhadap keluhan operasional dan mempertahankan konsistensi harga serta kualitas produk guna menjaga loyalitas pelanggan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan penerapan teknik penyeimbangan data seperti SMOTE (*Synthetic Minority Oversampling Technique*) guna meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas minoritas, serta perluasan analisis dengan pendekatan deret waktu (*time series*) untuk mengamati dinamika sentimen terhadap peristiwa tertentu, seperti kampanye promosi atau isu viral.

DAFTAR PUSTAKA

- Aurell. (2023). Mixue Phenomenon: Everlasting Demand on Bubble Tea - Market Entry Solution Firm in Indonesia. Retrieved from <https://brightindonesia.net/2023/01/05/mixue-phenomenon-everlasting-demand-on-bubble-tea/>
- Bakhshandeh, M., Khosravi, H., & Khosravi, A. (2022). Analyzing Twitter Data: A Review of Methods and Applications. *Journal of Information Science*, 48(3), 345–360. Retrieved from <https://doi.org/https://doi.org/10.1177/01655515211012345>

- Cambria, E., Li, Y., Xing, F. Z., Poria, S., & Kwok, K. (2020). SenticNet 6: Ensemble Application of Symbolic and Subsymbolic AI for Sentiment Analysis. *International Conference on Information and Knowledge Management, Proceedings*, 105–114. <https://doi.org/10.1145/3340531.3412003>
- Dewi, T. A., & Mailoa, E. (2023). Perbandingan Implementasi Metode Smote Pada Algoritma Support Vector Machine (Svm) Dalam Analisis Sentimen Opini Masyarakat Tentang Mixue. *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika Dan Komunikasi*, 4(3), 849–855. <https://doi.org/10.35870/jimik.v4i3.289>
- Hauthal, E., Burghardt, D., Fish, C., & Griffin, A. L. (2020). Sentiment Analysis. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/B9780081022955105931>.
- Hofmann, M., Klinkenberg, R., & Croup, F. (2021). RapidMiner.
- Ma'ruf, N., Alfalisyanto, A., Purwidiyanti, W., & Randikaparsa, I. (2024). Pengaruh Kualitas Produk, Inovasi Produk, Citra Merek Dan Digital Marketing Terhadap Keputusan Pembelian. *Jurnal Ilmiah Manajemen, Ekonomi, & Akuntansi (MEA)*, 8(2), 1314–1330. <https://doi.org/10.31955/mea.v8i2.4106>
- Nirmala Dharmapatni, P. M., & Merawati, N. L. P. (2020). Penerapan Algoritma Support Vector Machine Dalam Sentimen Analisis Terkait Kenaikan Tarif BPJS Kesehatan. *Jurnal Bumigora Information Technology (BITE)*, 2(2), 105–112. <https://doi.org/10.30812/bite.v2i2.904>
- Permatasari, P. A., Linawati, L., & Jasa, L. (2021). Survei Tentang Analisis Sentimen Pada Media Sosial. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 20(2), 177. <https://doi.org/10.24843/mite.2021.v20i02.p01>
- Ratnawati, D. E., Setiawan, N. Y., Studi, P., Informasi, S., Komputer, F. I., & Brawijaya, U. (2025). Analisis Sentimen Pengguna Sosial Media Twitter / X Terhadap Acara Clash of Champions Menggunakan, 9(3), 1–10.
- Rininda, G., Hartami Santi, I., & Kirom, S. (2024). Penerapan Svm Dalam Analisis Sentimen Pada Edlink Menggunakan Pengujian Confusion Matrix. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(5), 3335–3342. <https://doi.org/10.36040/jati.v7i5.7420>
- Sandi. (2023). Perjalanan Mixue, Viral Hingga Dijuluki Pencari Ruko Kosong. <https://www.cnbcindonesia.com/news/20230214072717-4413528/Perjalanan-Mixue-Viral-Hingga-Dijuluki-Pencari-Ruko-Kosong>.
- Utomo, M. C. C., Taukhid, M., & Mujahidin, S. (2023). Analisis Sentimen Media Sosial Twitter pada Kasus Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat dengan menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *EQUIVA JOURNAL Journal of Mathematics & Information Technology*, 01(01), 41–48.
- Valero-Carreras, D., Alcaraz, J., & Landete, M. (2023). Comparing two SVM models through different metrics based on the confusion matrix. *Computers and Operations Research*, 152(December 2022), 106131. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2022.106131>
- Widodo, A. E., Wati, F. F., & Hidayati, N. (2024). Implementasi Algoritma SVM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Pengguna Aplikasi OneDrive. *Indonesian Journal on Software Engineering (IJSE)*, 10(2), 131–138. <https://doi.org/10.31294/ijse.v10i2.23523>