

Klasifikasi Sentimen Dan Hubungan Karakteristik Teks Terhadap Tingkat Engagement Tweet Pada Layanan Shopee

Oleh:

Ricki Maulana Abdillah

Yulian Findawati

Progam Studi Informatika

Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Januari, 2026



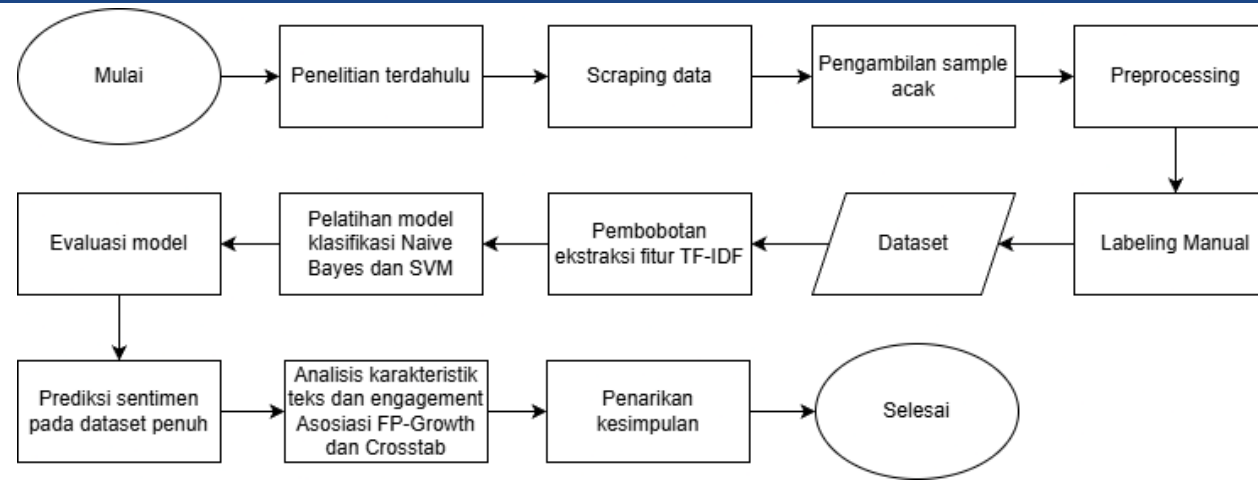
Pendahuluan

Perkembangan media sosial menjadikan Twitter (X) sebagai platform utama bagi pengguna dalam menyampaikan opini terhadap layanan e-commerce, termasuk Shopee. Tingginya volume percakapan terkait Shopee di Twitter menunjukkan adanya beragam sentimen dan respons pengguna. Oleh karena itu, penelitian ini melakukan klasifikasi sentimen tweet menggunakan algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine serta menganalisis hubungan karakteristik teks terhadap tingkat engagement untuk memahami persepsi pengguna dan pola keterlibatan di Twitter.

Pertanyaan Penelitian (Rumusan Masalah)

1. Bagaimana hasil klasifikasi sentimen netral, positif, dan negatif pengguna Twitter terhadap layanan Shopee?
2. Bagaimana hubungan antara karakteristik teks tweet dengan tingkat engagement tinggi, sedang, dan rendah pada tweet tentang Shopee?
3. Mengetahui fitur apa yang berpengaruh terhadap tingkat engagement tweet?

Metode



1. Penelitian Terdahulu

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa analisis sentimen pada Twitter menggunakan Naive Bayes dan Support Vector Machine mampu mengklasifikasikan opini pengguna dengan baik, namun umumnya hanya berfokus pada polaritas sentimen. Oleh karena itu, penelitian ini menghadirkan kebaruan dengan mengintegrasikan klasifikasi sentimen dan analisis karakteristik teks terhadap tingkat engagement.

2. Scraping Data

Data penelitian berupa tweet publik terkait layanan Shopee yang diperoleh melalui teknik web scraping pada platform Twitter (X) menggunakan Python dan Selenium. Pengambilan data dilakukan berdasarkan kata kunci relevan pada periode 1 Januari 2022 hingga 13 Oktober 2025 dengan total 18.863 tweet.

Metode

3. Pengambilan Sampel Acak

Dari seluruh data hasil scraping, dipilih sebanyak 1.400 tweet secara acak untuk keperluan pelabelan manual dan pelatihan model klasifikasi sentimen.

4. Preprocessing

Tahapan preprocessing meliputi case folding, cleaning, tokenization, stopword removal, dan stemming untuk menyiapkan data teks agar siap dianalisis.

5. Labeling Manual Dataset

Data sampel diberi label sentimen secara manual ke dalam tiga kelas, yaitu positif, netral, dan negatif, kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20.

6. Pembobotan TF-IDF

Data teks direpresentasikan ke dalam bentuk numerik menggunakan metode TF-IDF sebagai fitur input pada proses klasifikasi sentimen.

Metode

7. Pelatihan Model Naive Bayes dan SVM

Klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine dengan kernel linear untuk membandingkan kinerja kedua metode.

8. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix serta metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score.

9. Analisis Karakteristik Teks dan Engagement

Analisis hubungan karakteristik teks terhadap tingkat engagement dilakukan menggunakan metode FP-Growth dan Crosstab untuk mengidentifikasi pola keterkaitan fitur tweet dengan kategori engagement.

Hasil Evaluasi Model

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.72	0.85	0.78	94
netral	0.69	0.25	0.36	73
positif	0.64	0.81	0.71	113
accuracy			0.68	280
macro avg	0.68	0.63	0.62	280
weighted avg	0.68	0.68	0.64	280

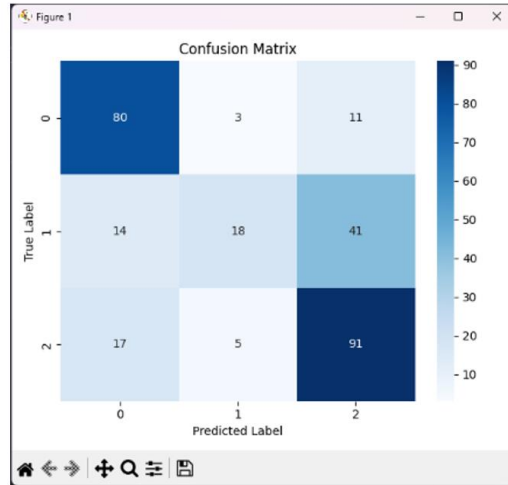
Naïve Bayes

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.72	0.81	0.76	94
netral	0.56	0.44	0.49	73
positif	0.70	0.73	0.72	113
accuracy			0.68	280
macro avg	0.66	0.66	0.66	280
weighted avg	0.67	0.68	0.67	280

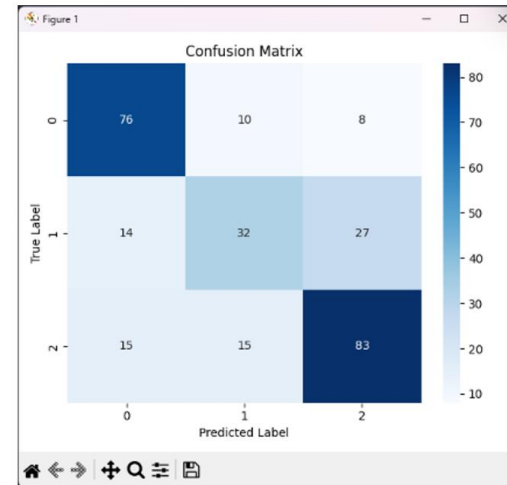
SVM

Evaluasi model dilakukan pada 280 data uji (rasio 80:20) menggunakan classification report dan confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) sama-sama memperoleh akurasi sebesar 68%, yang dipengaruhi oleh ketidakseimbangan distribusi kelas dan tumpang tindih karakteristik teks, khususnya pada kelas netral. Pada Gambar (a), model Naive Bayes menunjukkan recall tertinggi pada kelas negatif sebesar 85% dan F1-score kelas positif sebesar 71%, namun performa kelas netral masih rendah dengan F1-score 36%. Sementara itu, pada Gambar (b), model SVM menghasilkan performa yang lebih merata dengan F1-score kelas positif 72%, kelas negatif 76%, serta peningkatan pada kelas netral dengan F1-score 49%.

Hasil Evaluasi Model



Naïve Bayes



SVM

Confusion matrix pada gambar di atas menunjukkan bahwa model Naïve Bayes hanya mampu mengklasifikasikan 18 dari 73 tweet netral dengan benar, sementara 14 salah sebagai negatif dan 41 sebagai positif, yang menandakan kesulitan membedakan kelas netral akibat kemiripan dan tumpang tindih karakteristik teks. Sebaliknya, model SVM mengklasifikasikan 32 dari 73 tweet netral dengan benar, dengan kesalahan 14 sebagai negatif dan 27 sebagai positif, sehingga menunjukkan kemampuan pemisahan kelas yang lebih baik pada ruang fitur TF-IDF.

Hasil Prediksi Sentimen Data Skala Besar

```
HASIL PREDIKSI SENTIMEN  
Positif : 6923  
Negatif : 9543  
Netral : 2319  
Belum Dilabeli : 0
```

Naïve Bayes

```
HASIL PREDIKSI SENTIMEN  
Positif : 4718  
Negatif : 9315  
Netral : 4752  
Belum Dilabeli : 0
```

SVM

Berdasarkan hasil prediksi pada gambar di atas, model SVM (b) dan Naive Bayes (a) menunjukkan distribusi sentimen yang didominasi oleh sentimen positif dan negatif, dengan sentimen netral dalam jumlah lebih kecil. Prediksi SVM menghasilkan 4.718 tweet positif, 9.315 negatif, dan 4.752 netral dari total 18.863 data, sedangkan Naive Bayes menghasilkan 6.923 tweet positif, 9.543 negatif, dan 2.319 netral. Perbedaan ini menunjukkan bahwa SVM cenderung mempertahankan proporsi sentimen netral yang lebih besar, sementara Naive Bayes lebih agresif mengklasifikasikan data ke kelas positif dan negatif, sehingga SVM dinilai lebih stabil dan konservatif pada data berskala besar. Pengurangan jumlah data prediksi dibandingkan data mentah terjadi karena sebagian tweet menghasilkan nilai teks kosong setelah praproses, sehingga tidak dapat direpresentasikan dalam TF-IDF dan harus dihapus agar proses prediksi tetap valid.

Hasil Klasifikasi Engagement FP-Growth

Angka Engagement	Kategori Engagement
189094	Tinggi
866	Tinggi
139	Sedang
58	<u>Rendah</u>
0	<u>Rendah</u>

Tabel 1. Kategori Engagement

Tingkat engagement diperoleh dari akumulasi jumlah like, retweet, reply, dan views pada setiap tweet. Nilai engagement tersebut kemudian dikelompokkan ke dalam tiga kategori, yaitu engagement rendah ($\leq 58,67$), engagement sedang ($58,67-271,34$), dan engagement tinggi ($> 271,34$). Pengelompokan ini menghasilkan tiga kelas engagement, di mana setiap tweet memiliki nilai numerik serta label kategori engagement yang sesuai, dengan total data yang digunakan sebanyak 1400 tweet. Sebagaimana hasil kategori engagement pada Tabel diatas

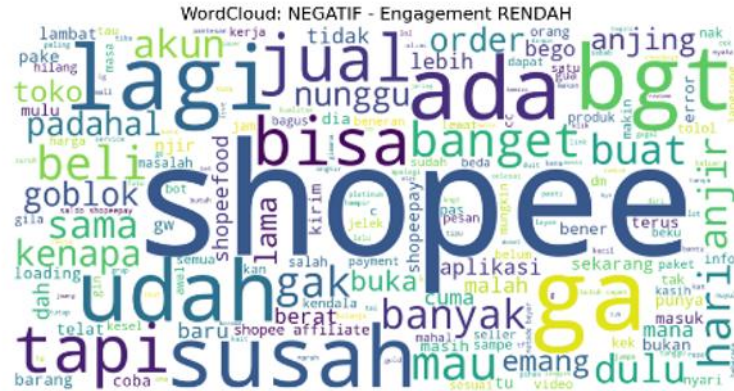
Hasil Klasifikasi Engagement FP-Growth

<u>Sentimen</u>	<u>Kategori Engagement</u>	<u>Antecedents</u>	<u>Support</u>	<u>Confidence</u>	<u>Lift</u>
<u>Positif</u>	<u>Rendah</u>	<u>frozenset({'Total Media 1', 'label sentimen positif', 'Jumlah Mention 0', 'Mengandung Link False', 'Verified False'})</u>	0.05214	0.50694	6.22563
<u>Positif</u>	<u>Rendah</u>	<u>frozenset({'Mention False', 'Total Media 1', 'label sentimen positif', 'Jumlah Tautan 0', 'Verified False'})</u>	0.05214	0.50694	6.22563

Tabel 2. FP-Growth

Analisis FP-Growth menunjukkan bahwa pola asosiasi yang signifikan hanya ditemukan pada kategori engagement rendah. Pola dominan memperlihatkan bahwa tweet bersentimen positif, berasal dari akun tidak terverifikasi, tanpa mention dan tautan, serta memiliki satu media cenderung masuk ke dalam kategori engagement rendah dengan nilai confidence $> 0,50$ dan lift > 1 , sebagaimana ditunjukkan pada tabel di atas. Sementara itu, pada kategori engagement sedang dan tinggi tidak ditemukan pola yang memenuhi ambang signifikansi, yang mengindikasikan bahwa tingkat engagement yang lebih tinggi tidak dapat dijelaskan hanya berdasarkan karakteristik teks, melainkan dipengaruhi oleh faktor lain di luar konten tweet.

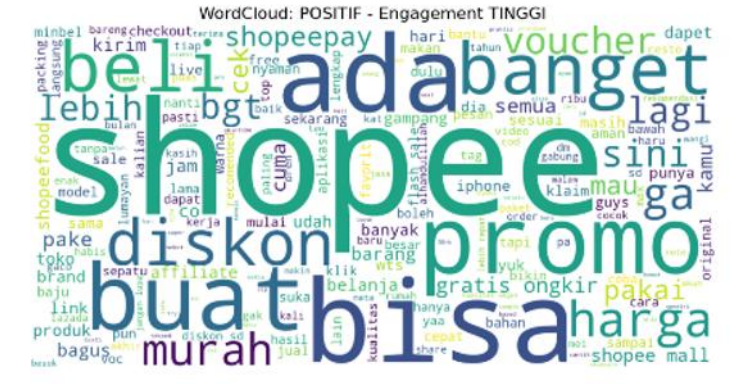
Hasil Analisis WordCloud



(a)



(b)



(c)

Visualisasi WordCloud menunjukkan perbedaan pola kata pada setiap kategori sentimen dan engagement. Sentimen negatif dengan engagement rendah didominasi kata-kata keluhan seperti *susah*, *berat*, dan *lama*, yang mencerminkan pengalaman pengguna yang kurang memuaskan. Sentimen netral dengan engagement sedang menampilkan kata-kata informatif seperti *voucher*, *order*, dan *bayar*, yang menunjukkan aktivitas transaksi tanpa muatan emosi kuat. Sementara itu, sentimen positif dengan engagement tinggi didominasi kata promosi dan kepuasan seperti *diskon*, *promo*, *gratis ongkir*, dan *murah*, yang mengindikasikan bahwa konten bernuansa positif cenderung menghasilkan engagement lebih tinggi.

Hasil Analisis WordCloud

Kemunculan kata Shopee yang relatif dominan pada seluruh visualisasi WordCloud disebabkan oleh ruang lingkup penelitian yang secara khusus memfokuskan analisis pada tweet yang berkaitan dengan layanan Shopee. Seluruh data yang digunakan diperoleh melalui proses pengambilan tweet berbasis kata kunci dan konteks yang relevan dengan Shopee, sehingga penyebutan nama layanan tersebut secara alami menjadi bagian dari percakapan pengguna, baik dalam bentuk keluhan, informasi, maupun apresiasi. Kondisi ini menunjukkan bahwa kata Shopee berperan sebagai konteks utama dalam pembentukan sentimen dan bukan sebagai indikator polaritas sentimen tertentu, melainkan sebagai penanda topik yang merepresentasikan objek penelitian.

Hasil Analisis Crosstab

<u>fitur</u>	<u>Label sentimen</u>	<u>Frekuensi</u>	<u>Persentase (%)</u>
Has Media	<u>positif</u>	218	50
Huruf Kapital	<u>positif</u>	218	1.28
Jumlah Emoji	<u>positif</u>	218	6.67

Tabel 3. Crosstab Engagement Rendah

<u>fitur</u>	<u>label sentimen</u>	<u>Frekuensi</u>	<u>Persentase (%)</u>
Has Media	<u>negatif</u>	208	50
Hashtag	<u>negatif</u>	208	50
Jumlah Hashtags	<u>negatif</u>	208	7.69

Tabel 4. Crosstab Engagement Sedang

<u>fitur</u>	<u>label sentimen</u>	<u>Frekuensi</u>	<u>Persentase (%)</u>
Has Media	<u>positif</u>	189	50
Huruf Kapital	<u>positif</u>	189	1.28
Jumlah Emoji	<u>positif</u>	189	6.67

Tabel 5. Crosstab Engagement Tinggi

Hasil Analisis Crosstab

Berdasarkan hasil Crosstab, pada kategori engagement rendah terdapat 218 tweet bersentimen positif yang menunjukkan kecenderungan penggunaan media dan hashtag relatif tinggi, masing-masing sekitar 50%. Namun, fitur lain seperti penggunaan huruf kapital, panjang teks, dan jumlah emoji hanya muncul dalam proporsi yang sangat kecil, sehingga karakteristik teks yang digunakan belum cukup kuat untuk mendorong interaksi pengguna yang lebih tinggi (Tabel 3). Pada kategori engagement sedang, kelompok ini didominasi oleh 208 tweet bersentimen negatif dengan pola yang relatif serupa, di mana penggunaan media dan hashtag juga muncul pada sekitar 50% data, sementara fitur teks lainnya berada pada persentase rendah. Temuan ini menunjukkan bahwa engagement sedang tidak hanya dipengaruhi oleh polaritas sentimen, tetapi juga oleh keterbatasan variasi karakteristik teks yang digunakan (Tabel 4).

Sementara itu, pada kategori engagement tinggi terdapat 189 tweet bersentimen positif dengan pola karakteristik yang masih serupa dengan engagement rendah, khususnya pada penggunaan media dan hashtag, tanpa adanya satu fitur teks yang benar-benar dominan dalam mendorong engagement tinggi. Sentimen netral tidak muncul sebagai kelompok dominan pada seluruh kategori engagement karena distribusinya relatif merata dan tidak menunjukkan kecenderungan kuat terhadap karakteristik teks tertentu. Hal ini mengindikasikan bahwa sentimen netral cenderung menghasilkan respons pengguna yang stabil namun tidak ekstrem, serta memperkuat kesimpulan bahwa engagement tinggi lebih dipengaruhi oleh kombinasi faktor lain, termasuk karakteristik akun dan faktor eksternal di luar isi teks (Tabel 5).

Pembahasan

Penelitian ini berhasil melakukan klasifikasi sentimen tweet yang berkaitan dengan layanan Shopee menggunakan metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dengan tingkat akurasi sebesar 68%. Nilai akurasi tersebut dipengaruhi oleh karakteristik data teks media sosial yang memiliki perbedaan distribusi antar kelas serta adanya tumpang tindih makna pada sentimen netral yang kerap memiliki kemiripan dengan sentimen positif maupun negatif, sehingga meningkatkan potensi kesalahan klasifikasi. Hasil analisis engagement menunjukkan bahwa sentimen positif tidak selalu diikuti oleh tingkat engagement yang tinggi, serta pola asosiasi yang signifikan hanya ditemukan pada kategori engagement rendah. Temuan ini mengindikasikan bahwa engagement tidak semata-mata ditentukan oleh polaritas sentimen, melainkan juga dipengaruhi oleh faktor lain di luar isi teks, seperti karakteristik akun pengguna dan kondisi eksternal.

Temuan Penting Penelitian

- Mayoritas tweet terkait layanan Shopee didominasi oleh sentimen positif, dibandingkan sentimen negatif dan netral, yang menunjukkan bahwa persepsi pengguna Twitter (X) terhadap layanan Shopee cenderung positif meskipun masih terdapat keluhan tertentu.
- Hasil klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) menghasilkan tingkat akurasi sekitar 68%, yang mengindikasikan bahwa kedua model mampu melakukan klasifikasi secara moderat pada data tweet berbasis TF-IDF.
- Nilai akurasi yang belum tinggi disebabkan oleh tumpang tindih karakteristik teks antar kelas sentimen, khususnya pada kelas netral yang memiliki kemiripan kosakata dengan sentimen positif dan negatif, sehingga menyulitkan model dalam membedakan batas antar kelas.
- Analisis lanjutan menunjukkan bahwa tingkat engagement tidak hanya dipengaruhi oleh polaritas sentimen dan karakteristik teks, melainkan juga oleh faktor lain di luar konten, seperti karakteristik akun, waktu unggahan, dan faktor eksternal, sehingga engagement tinggi tidak dapat dijelaskan hanya dari isi teks.

Manfaat Penelitian

Penelitian ini memberikan manfaat akademis dan praktis dalam memahami analisis sentimen dan engagement pada media sosial. Secara akademis, penelitian ini memperkaya kajian analisis sentimen dengan membandingkan kinerja algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada data Twitter (X) berbasis TF-IDF, serta menunjukkan keterbatasan klasifikasi akibat tumpang tindih karakteristik teks, khususnya pada kelas netral. Secara praktis, hasil penelitian dapat menjadi bahan evaluasi bagi penyedia layanan e-commerce, khususnya Shopee, dalam memahami persepsi pengguna dan pola interaksi publik terhadap konten layanan mereka. Selain itu, temuan bahwa engagement tidak hanya dipengaruhi oleh sentimen dan karakteristik teks, tetapi juga oleh faktor eksternal, dapat menjadi dasar pengambilan keputusan strategis dalam pengelolaan konten, peningkatan layanan, dan pengembangan strategi komunikasi digital berbasis data.

Referensi

- [1] A. N. Puspitasari, Y. Findawati, and Y. Rahmawati, "ANALISIS SENTIMEN TWEET PENGGUNA E-COMMERCE DENGAN MENGGUNAKAN METODE KLASIFIKASI NAIVE BAYES," *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 9, no. 3, pp. 1123–1132, Aug. 2024, doi: 10.29100/jipi.v9i3.4939.
- [2] P. S. Hutapea and W. Maharani, "Sentiment Analysis on Twitter Social Media towards Shopee E-Commerce through Support Vector Machine (SVM) Method," *JINAV: Journal of Information and Visualization*, vol. 4, no. 1, pp. 7–17, Jan. 2023, doi: 10.35877/454ri.jinav1504.
- [3] A. Syah, F. Nurdiansyah, and A. Y. Rahman, "ANALISIS SENTIMEN APLIKASI SHOPEE, TOKOPEDIA, LAZADA DAN BLIBLI MENGGUNAKAN LEKSIKON DAN RANDOM FOREST," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3S1, Oct. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3s1.5155.
- [4] R. Rameez, H. A. Rahmani, and E. Yilmaz, "ViralBERT: A User Focused BERT-Based Approach to Virality Prediction," in *UMAP2022 - Adjunct Proceedings of the 30th ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*, Association for Computing Machinery, Inc, Jul. 2022, pp. 85–89. doi: 10.1145/3511047.3536415.
- [5] E. Saquete, J. Zubcoff, Y. Gutiérrez, P. Martínez-Barco, and J. Fernández, "Why are some social-media contents more popular than others? Opinion and association rules mining applied to virality patterns discovery," *Expert Syst. Appl.*, vol. 197, Jul. 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.116676.
- [6] N. Al Maeni, N. Suarna, and W. Prihartono, "ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA SHOPEE BERDASARKAN DATA TWEET DARI TWITTER MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER," 2024.
- [7] F. S. Mufidah, S. Winarno, F. Alzami, E. D. Udayanti, and R. R. Sani, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Layanan ShopeeFood Melalui Media Sosial Twitter Dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *JOINS (Journal of Information System)*, vol. 7, no. 1, pp. 14–25, May 2022, doi: 10.33633/joins.v7i1.5883.
- [8] S. Jaffali, "Analyzing the Impact of Emotional Content in Tweets on User Engagement and Online Behavior," 2025.

Referensi

- [9] B. Z. Ramadhan, I. Riza, and I. Maulana, "Analisis Sentimen Ulasan Pada Aplikasi E-Commerce Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," 2022. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [10] I. Syahrohimi, S. D. Saputra, R. W. Saputra, V. H. Pranatawijaya, and R. Priskila, "PERBANDINGAN ANALISIS SENTIMEN SETELAH PILPRES 2024 DI TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA MACHINE LEARNING," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 2, Apr. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4249.
- [11] Z. Purwanti, P. Studi Sistem Informasi, S. Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, K. Jakarta Timur, and D. Khusus Ibukota Jakarta, "Pemodelan Text Mining untuk Analisis Sentimen Terhadap Program Makan Siang Gratis di Media Sosial X Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," 2024. [Online]. Available: <https://journal.stmiki.ac.id>
- [12] M. I. Prayugah and N. Ariyanti, "ANALISIS SENTIMEN PUBLIK PADA PEMERINTAH DALAM SERANGAN RANSOMWARE DENGAN PENDEKATAN SMOTE," 2025. Accessed: Jul. 08, 2025. [Online]. Available: <https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/view/6971>
- [13] Zaenal and Ratna I, "Sentiment Analysis of OYO App Reviews Using the Support Vector Machine Algorithm Analisis Sentimen terhadap Ulasan Aplikasi OYO menggunakan Algoritma Support Vector Machine Zaenal, Ika Ratna Indra Astutik," 2022. Accessed: Jul. 08, 2025. [Online]. Available: <https://archive.umsida.ac.id/index.php/archive/preprint/view/424/version/416>
- [14] Y. Ma, "Construction and Data Analysis of a New Media Content Popularity Prediction Model Based on Naive Bayes Algorithm," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2025, pp. 294–302. doi: 10.1016/j.procs.2025.04.207.
- [15] F. Syah Zikri and M. Ikhsan, "The Comparison Between The Apriori Algorithm And The FP-Growth Algorithm In Determining Frequent Pattern," *INOVTEK Polbeng - Seri Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 615–625, Apr. 2025, doi: 10.35314/s1yanj03.
- [16] A. N. Samsi, Y. Findawati, I. A. Kautsar, and U. M. Sidoarjo, "SNESTIK Seminar Nasional Teknik Elektro, Sistem Informasi, dan Teknik Informatika Analisa Sentimen Mahasiswa Terhadap Minat Berorganisasi Dengan Metode Naïve Bayes," p. 171, doi: 10.31284/p.snestik.2022.2712.

