



Research article

Analisis Sentimen terhadap Ulasan Produk Facial Wash Sombong Menggunakan Algoritma Naive Bayes

Sentiment Analysis of Facial Wash Sombong Product Reviews Using the Naive Bayes Algorithm

Bima maulana¹, M. Haikal Fikri²

Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam Indragiri Kota Tembilahan, Indragiri Hilir, Riau, Indonesia

email: ¹maulannabima104@gmail.com, ²mhaikalfikri647@gmail.com

* Correspondence

ARTICLE INFO

Article history:

Received November 24, 2025

Revised November 25, 2025

Accepted November 29, 2025

Available online November 30, 2025

Keywords:

Sentimen publik

Naive Bayes

facial wash

TikTok

analisis teks

ABSTRACT

Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen publik terhadap produk Facial Wash Sombong, sebuah produk kecantikan yang viral di media sosial, menggunakan Naive Bayes Classification (NBC). Data bersumber dari 5.000 komentar pengguna di platform TikTok yang diekstrak menggunakan teknik web crawling. Proses preprocessing data melibatkan cleansing, case folding, tokenizing, filtering, dan stemming untuk menyiapkan data tekstual. Hasil analisis distribusi sentimen menunjukkan dominasi opini negatif sebesar 61,4% (3.070 komentar), sementara sentimen positif sebesar 38,6% (1.930 komentar). Analisis kata kunci menunjukkan bahwa sentimen negatif terutama dipicu oleh isu efek samping seperti jerawat dan iritasi. Model NBC diuji dengan pembagian data 80:20 dan mencapai performa tinggi dengan akurasi 85,62%, sensitivitas 88,40%, dan spesifisitas 76,90%. Kinerja model yang efektif memvalidasi penggunaan NBC untuk analisis sentimen, sekaligus memberikan rekomendasi strategis bagi produsen untuk menangani kritik publik.

This study aims to analyze public sentiment toward the Facial Wash Sombong product, a beauty product that went viral on social media, using Naive Bayes Classification (NBC). The data were obtained from 5,000 user comments on the TikTok platform, collected through web crawling techniques. The data preprocessing stages included cleansing, case folding, tokenizing, filtering, and stemming to prepare the textual data. The results of the sentiment distribution analysis indicate a dominance of negative opinions at 61.4% (3,070 comments), while positive sentiment accounts for 38.6% (1,930 comments). Keyword analysis reveals that negative sentiment is mainly triggered by issues related to side effects, such as acne and skin irritation.

The NBC model was evaluated using an 80:20 data split and achieved strong performance, with an accuracy of 85.62%, sensitivity of 88.40%, and specificity of 76.90%. The effective performance of the model validates the use of NBC for sentiment analysis and provides strategic recommendations for producers to address public criticism.

1. Pendahuluan

Dalam era digital yang didorong oleh konektivitas global, media sosial telah berevolusi menjadi sumber Big Data yang secara real-time merekam perilaku, preferensi, dan persepsi konsumen. Platform seperti ini berperan penting dalam membentuk opini publik melalui jutaan interaksi yang terjadi setiap harinya. Data berjenis teks yang dihasilkan secara terus-menerus dari komentar, unggahan, dan ulasan mencerminkan pandangan masyarakat yang dinamis terhadap suatu produk atau merek. Dalam konteks industri kecantikan, fenomena ini menjadi semakin signifikan karena tren konsumen bergerak sangat cepat, dan keberhasilan suatu produk tidak lagi bergantung pada iklan tradisional, melainkan pada resonansi organik yang muncul dari percakapan dan pengalaman pengguna di media sosial[1].

Salah satu fenomena menarik yang muncul di tengah dinamika tersebut adalah produk Facial Wash Sombong. Produk ini viral berkat strategi promosi yang agresif dan klaim hasil instan yang ditawarkan, namun viralitas tersebut justru menimbulkan reaksi publik yang terpolarisasi. Di satu sisi, daya tarik promosinya mendorong peningkatan penjualan secara signifikan, tetapi di sisi lain, muncul banyak ulasan negatif yang mempertanyakan klaim efektivitas produk dan menyoroti keluhan pengguna seperti jerawat dan iritasi kulit. Reaksi publik yang

beragam ini menjadikan media sosial sebagai sumber informasi yang kaya akan opini, namun data yang dihasilkan bersifat tidak terstruktur sehingga sulit untuk dianalisis secara manual.[1]

Kondisi ini menimbulkan pertanyaan mendasar mengenai bagaimana sebenarnya sentimen publik terhadap produk Facial Wash Sombong. Apakah mayoritas pengguna memiliki pengalaman positif, atau justru dominan negatif? Kata-kata apa saja yang paling sering muncul dan menjadi penyebab munculnya persepsi positif maupun negatif? Serta, sejauh mana metode analisis berbasis Naïve Bayes Classification dapat digunakan untuk memetakan kecenderungan opini publik tersebut dengan tingkat akurasi yang memadai? Pertanyaan-pertanyaan ini menjadi penting untuk dijawab agar dapat memberikan gambaran objektif mengenai penerimaan pasar terhadap produk yang bersangkutan[2].

Untuk menjawab hal tersebut, diperlukan pendekatan Analisis Sentimen (Opinion Mining) dengan memanfaatkan algoritma Naïve Bayes Classification (NBC) yang mampu mengklasifikasikan ribuan komentar secara otomatis ke dalam kategori positif atau negatif. Melalui pendekatan ini, penelitian bertujuan untuk mengukur distribusi sentimen publik dari 5.000 komentar yang dikumpulkan dari platform TikTok dan Twitter, mengidentifikasi kata-kata kunci dominan yang menjadi topik utama di balik setiap sentimen, serta mengevaluasi efektivitas algoritma Naïve Bayes Classification berdasarkan metrik akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Dengan hasil analisis ini, diharapkan penelitian dapat memberikan wawasan mendalam mengenai persepsi publik terhadap produk Facial Wash Sombong, membantu produsen dalam mengidentifikasi isu-isu kritis seperti efek samping dan keunggulan produk, serta menjadi dasar pengambilan keputusan strategis dalam pengembangan produk dan perancangan komunikasi pemasaran yang lebih tepat sasaran.

2. Tinjauan literatur

Analisis Sentimen (*Sentiment Analysis*) atau *Opinion Mining* merupakan salah satu cabang dalam *Natural Language Processing* (NLP) yang berfokus pada proses mengidentifikasi, mengekstraksi, serta mengukur sikap, emosi, dan opini yang terkandung dalam suatu teks. Opini tersebut umumnya diklasifikasikan ke dalam tiga kategori utama, yaitu sentimen positif, negatif, dan netral. Dalam konteks media sosial, analisis sentimen memiliki peran yang sangat penting karena dapat digunakan sebagai sarana untuk memantau citra merek (*brand monitoring*) serta memahami respons dan persepsi masyarakat secara cepat dan real-time.

Secara umum, proses analisis sentimen terdiri dari beberapa tahapan utama. Tahap pertama adalah pengumpulan data teks, yaitu proses akuisisi data dari berbagai platform media sosial seperti Twitter, TikTok, serta forum daring. Tahap selanjutnya adalah pra-pemrosesan data (*preprocessing*), yang bertujuan untuk membersihkan dan menormalkan teks agar siap diolah, antara lain melalui proses *case folding*, *cleansing*, *stemming*, dan *stopword removal*. Setelah itu, dilakukan tahap ekstraksi fitur, yakni mengubah data teks menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh algoritma *machine learning*, salah satunya menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Tahap akhir adalah klasifikasi, yaitu proses pemberian label sentimen positif, negatif, atau netral menggunakan algoritma klasifikasi tertentu, salah satunya adalah *Naive Bayes Classification* (NBC)[3].

Penerapan algoritma *Naive Bayes Classification* dalam analisis sentimen pada data media sosial berbahasa Indonesia telah banyak dilakukan dan diverifikasi melalui berbagai penelitian terdahulu. Dalam konteks sosial-politik, penelitian yang dilakukan oleh Wibowo et al. (2019) berhasil menerapkan NBC untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap calon presiden berdasarkan opini publik yang diperoleh dari Twitter. Hasil penelitian tersebut menunjukkan tingkat akurasi yang baik, sehingga membuktikan bahwa NBC memiliki kinerja yang andal dalam mengolah data opini berskala besar dan bersifat sensitif.

Pada konteks kebijakan publik, Naraswati et al. (2021) menganalisis sentimen masyarakat di Twitter terkait kebijakan penanganan COVID-19 menggunakan algoritma NBC. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa NBC efektif dalam menangkap tanggapan publik secara cepat terhadap isu-isu kebijakan yang dinamis. Selain itu, Hikmawan et al. (2020) serta Bimananda et al. (2019) juga memanfaatkan NBC untuk mengkaji respons masyarakat terhadap berbagai kebijakan pemerintah dan pembangunan infrastruktur, dengan hasil yang menunjukkan performa klasifikasi yang memadai.

Dalam konteks produk dan *brand*, Rahmawati (2023) menyimpulkan bahwa analisis sentimen terhadap komentar pengguna di TikTok dapat menjadi bahan pertimbangan penting dalam penyusunan strategi pemasaran digital. Penelitian ini relevan secara langsung dengan penelitian yang dilakukan karena sama-sama menggunakan data media sosial, khususnya TikTok dan Twitter, serta berfokus pada persepsi pengguna terhadap produk kecantikan[4].

Berdasarkan hasil studi literatur tersebut, dapat disimpulkan bahwa algoritma *Naive Bayes Classification* merupakan metode yang paling sesuai untuk penelitian ini. Hal tersebut dikarenakan NBC telah terbukti mampu menangani data teks yang berdimensi tinggi, tidak terstruktur, dan berbahasa Indonesia yang berasal dari media sosial, sehingga sangat relevan untuk diterapkan pada analisis sentimen komentar pengguna terhadap produk Facial Wash Sombong.

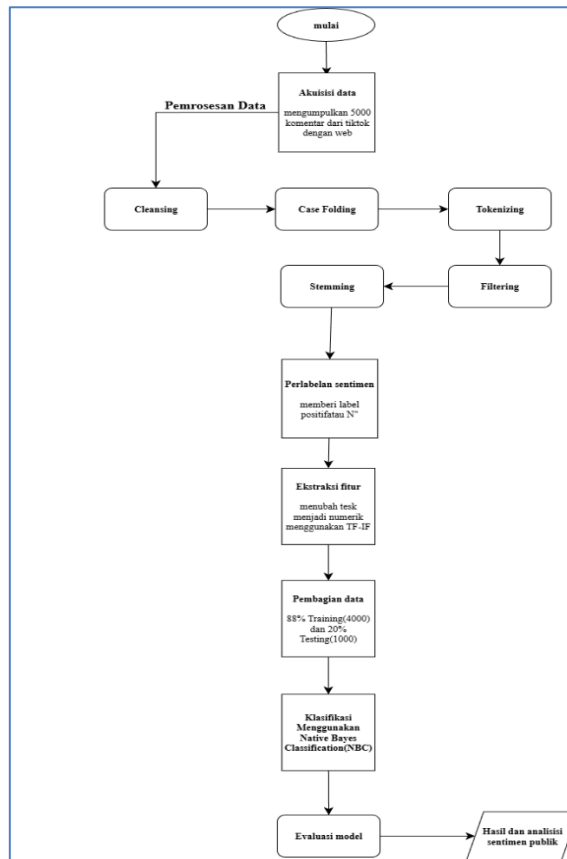
3. Metodologi

Penelitian ini mengadopsi pendekatan kuantitatif dengan menggunakan metode *data mining* untuk melakukan klasifikasi sentimen. Kerangka metodologi ini dirancang secara sistematis untuk memproses data

tekstual tidak terstruktur dari media sosial menjadi hasil klasifikasi sentimen yang akurat menggunakan algoritma Naïve Bayes Classification (NBC).

3.1 Arsitektur Penelitian dan Alur Kerja

Penelitian ini mengikuti alur kerja yang terdiri dari empat fase utama: Akuisisi Data, Pra-Pemrosesan Data, Pembentukan Model, dan Evaluasi Model. Pendekatan bertahap ini memastikan data teks mentah dipersiapkan secara optimal sebelum digunakan untuk pelatihan dan pengujian model klasifikasi.



Gambar 1. Diagram Alir Metodologi Penelitian Analisis Sentimen

3.2 Sumber Data dan Akuisisi Data

1. Sumber Data (*Corpus*): Data yang digunakan adalah data sekunder berupa komentar (teks) yang diunggah oleh pengguna di platform TikTok . platform ini dipilih karena merupakan pusat diskusi utama (sentra viralitas) untuk produk kecantikan di Indonesia.
2. Kata Kunci dan Periode Pengambilan: Data diambil menggunakan kata kunci spesifik "Facial Wash Sombong" selama periode waktu tertentu [Sebutkan periode waktu, misal: enam bulan].
3. Teknik Akuisisi: Akuisisi data dilakukan menggunakan teknik Web Crawling melalui pustaka Python (misalnya, *snsrape* atau *custom scraper*) untuk mengumpulkan komentar secara otomatis dan dalam volume besar.
4. Volume Data: Total 5.000 komentar berbahasa Indonesia dikumpulkan. Volume data ini dipilih untuk memastikan representasi yang memadai dari populasi opini publik dan memenuhi persyaratan pelatihan untuk algoritma *machine learning*. [5]

3.3 Pra-Pemrosesan Data (*Preprocessing*)

Tahap *preprocessing* adalah fase yang paling menentukan kualitas fitur. Tujuannya adalah menghilangkan *noise* dan menstandarisasi teks agar model NBC dapat menginterpretasikan kata-kata secara akurat.

1. Cleansing (Pembersihan Data): Langkah awal ini mencakup penghapusan semua karakter dan elemen yang tidak relevan dengan sentimen, seperti URL, *mention* (@), *hashtag* (#), angka, dan tanda baca. Penghilangan *noise* ini mencegah model mempelajari pola yang tidak informatif.
2. Case Folding: Seluruh huruf dalam teks dikonversi menjadi huruf kecil (*lowercase*). Proses ini menjamin bahwa kata yang sama (misalnya, 'JERAWAT' dan 'jerawat') diperlakukan sebagai fitur tunggal, sehingga mengurangi dimensi fitur yang tidak perlu.
3. Tokenizing: Teks dipecah menjadi unit-unit dasar yang disebut *token* (kata-kata). Setiap *token* ini kemudian akan dianalisis oleh model.
4. Filtering (*Stopword Removal*): Kata-kata umum (seperti kata hubung dan preposisi) yang sering muncul namun tidak menambah nilai diskriminatif terhadap sentimen, akan dihapus. Penggunaan kamus

- stopword* Bahasa Indonesia yang ekstensif membantu meningkatkan efisiensi komputasi dan mengurangi *feature space*.
5. Stemming: Proses ini bertujuan mengembalikan kata berimbuhan ke bentuk dasarnya (kata dasar). Sebagai contoh, 'mencerahkan' akan diubah menjadi 'cerah'. Dalam konteks bahasa Indonesia yang kaya akan afiks, *stemming* penting untuk memastikan bahwa semua variasi kata merujuk pada fitur makna yang sama, sehingga meningkatkan kepadatan fitur.[6]

3.4 Pelabelan Data Sentimen (*Labeling*) dan Pembagian Data

a. Pelabelan Sentimen

Komentar yang sudah bersih diberi label polaritas: Positif atau Negatif. Proses pelabelan dilakukan secara semi-otomatis menggunakan pendekatan berbasis leksikon (kamus kata sentimen) yang diperkaya dengan istilah-istilah slang khas media sosial. Selanjutnya, dilakukan validasi manual *sampling* untuk memastikan akurasi label, terutama pada komentar yang ambigu. Pelabelan ini menghasilkan data *training* dan *testing* yang terklasifikasi.

b. Pembagian Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 5.000 komentar. Untuk memastikan proses validasi model yang kuat dan hasil klasifikasi yang optimal, dataset dibagi ke dalam dua bagian, yaitu data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*). Sebanyak 80% dari total dataset, yaitu 4.000 komentar, digunakan sebagai data pelatihan untuk melatih model Naive Bayes Classification (NBC). Pada tahap ini, model mempelajari pola dan probabilitas kemunculan fitur pada masing-masing kelas sentimen. Sementara itu, sebesar 20% dari dataset, yaitu 1.000 komentar, digunakan sebagai data pengujian yang berfungsi untuk menguji kinerja model terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya, sehingga kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan sentimen dapat diukur secara objektif.

3.5 Ekstraksi Fitur (*Feature Extraction*)

Teks yang sudah terbagi diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF).

Metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) digunakan pada tahap ekstraksi fitur untuk merepresentasikan teks dalam bentuk numerik. Term Frequency (TF) berfungsi untuk menghitung frekuensi kemunculan suatu kata dalam satu dokumen, sehingga dapat menunjukkan tingkat kepentingan kata tersebut dalam konteks dokumen tertentu. Sementara itu, Inverse Document Frequency (IDF) digunakan untuk mengukur tingkat keunikan atau kepentingan suatu kata terhadap seluruh korpus dokumen, di mana kata yang jarang muncul pada banyak dokumen akan memiliki nilai IDF yang lebih tinggi. Kombinasi TF dan IDF menghasilkan bobot kata yang merepresentasikan tingkat kepentingannya secara lebih akurat dalam proses klasifikasi sentimen.

Penggunaan TF-IDF penting karena mengungguli metode *Bag-of-Words* sederhana dengan memberikan bobot yang lebih tinggi pada kata-kata yang spesifik dan informatif (seperti 'jerawat' atau 'iritasi'), sementara secara efektif menekan bobot kata-kata yang terlalu umum (seperti 'facial' atau 'sombong') yang muncul di hampir semua dokumen.[7]

3.6 Klasifikasi dan Evaluasi Model

a. Klasifikasi Model: Multinomial Naïve Bayes

Model Multinomial Naïve Bayes dipilih sebagai klasifikator utama. Model ini secara matematis paling sesuai untuk data yang memiliki fitur diskret, seperti yang dihasilkan oleh perhitungan frekuensi kata (TF-IDF). Model ini mengklasifikasikan komentar D ke kelas C dengan memilih kelas yang memiliki probabilitas posterior tertinggi.

b. Metrik Evaluasi Kinerja

Kinerja model dievaluasi secara ketat menggunakan Confusion Matrix dari data *testing* (1.000 komentar). Tiga metrik utama dihitung:

Tabel 2. Struktur dan Metrik Pengukuran Confusion Matrix

Metrik	Formula	Fokus Pengukuran	Pentingnya dalam Penelitian
Akurasi (<i>Accuracy</i>)	$(TP + TN)/\text{Total Data}$	Rasio prediksi yang benar secara keseluruhan (akurasi total model).	Mengukur keandalan model secara umum.
Sensitivitas (<i>Recall</i> Positif)	$TP/(TP + FN)$	Kemampuan model untuk secara akurat mengidentifikasi semua komentar Positif (True Positive).	Mengukur seberapa baik model mengenali kepuasan pelanggan.
Spesifisitas (<i>Specificity</i>)	$TN/(TN + FP)$	Kemampuan model untuk secara akurat mengidentifikasi semua komentar Negatif (True Negative).	Mengukur seberapa baik model mendeteksi kritik dan keluhan, yang sangat krusial bagi produsen.

Penggunaan ketiga metrik ini memberikan gambaran yang komprehensif. Sensitivitas dan Spesifisitas sangat penting karena akurasi tunggal dapat menyesatkan pada *dataset* yang tidak seimbang (seperti dominasi sentimen negatif pada kasus ini).[8]

4. Hasil pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil dari seluruh tahapan analisis sentimen, dimulai dari temuan deskriptif (distribusi sentimen) hingga analisis inferensial (evaluasi model). Pembahasan ini secara eksplisit menghubungkan temuan kuantitatif dengan analisis kualitatif, memberikan validasi kuat terhadap kesimpulan penelitian.

4.1 Analisis Distribusi Sentimen Publik dan Implikasi Pasar

Analisis terhadap 5.000 komentar yang telah melalui *preprocessing* menghasilkan data polaritas sentimen yang menunjukkan kecenderungan negatif yang kuat di mata publik:

Tabel 3: Distribusi Sentimen Publik dan Implikasi Pasar

Sentimen	Jumlah Komentar	Persentase (%)
Negatif	3.070	61,4%
Positif	1.930	38,6%
Total	5.000	100%

Temuan ini secara tegas menunjukkan adanya dominasi signifikan opini negatif, yang mencapai 61,4% . Persentase ini mengindikasikan bahwa popularitas viral produk tidak berkorelasi linier dengan kepuasan pelanggan secara keseluruhan. Data ini memberikan *feedback* pasar yang krusial, menunjukkan adanya kesenjangan substansial antara janji pemasaran (*marketing claims*) yang agresif dan pengalaman pengguna aktual (*user experience*). Dominasi sentimen negatif sebesar ini berfungsi sebagai sinyal peringatan (*red flag*) yang mengharuskan produsen untuk segera melakukan audit internal terhadap kualitas produk dan strategi komunikasi mereka.[9]

4.2 Keterhubungan: Analisis Kualitatif Topik Sentimen

Analisis frekuensi kata kunci (setelah *stemming*) menghubungkan hasil kuantitatif di atas dengan akar permasalahan kualitatif di media sosial.

A. Sentimen Negatif: Isu Keamanan dan Ketidakcocokan Formulasi

Kata-kata kunci yang ditemukan pada sentimen negatif bersifat fisiologis dan menyiratkan risiko kesehatan kulit. Kata-kata seperti jerawat, iritasi, panas, dan gatal memiliki frekuensi kemunculan tertinggi.

Hubungan Temuan: Frekuensi tinggi dari kata "jerawat" dan "iritasi" secara langsung membenarkan dominasi sentimen negatif (61,4%). Keluhan ini bukan sekadar ketidakpuasan subjektif, melainkan laporan efek samping yang konsisten, yang mengindikasikan adanya dugaan ketidakcocokan formulasi (misalnya, adanya deterjen yang terlalu keras atau bahan aktif yang terlalu tinggi) pada populasi pengguna yang lebih luas, terutama mereka yang memiliki kulit sensitif. Dalam ranah media sosial, keluhan yang melibatkan risiko kesehatan dan efek samping cenderung lebih vokal dan menyebar (*viral*) daripada pujian, yang menjelaskan mengapa sentimen negatif berhasil mendominasi narasi.[10]

B. Sentimen Positif: Efektivitas Kosmetik Cepat

Sebaliknya, sentimen positif didorong oleh kata kunci yang fokus pada hasil estetika dan fitur sensorik, seperti cerah, halus, lembut, dan wangi.

Hubungan Temuan: Kelompok pengguna ini puas karena produk berhasil memenuhi janji efek kosmetik cepat (mencerahkan dan memperbaiki tekstur). Namun, volume sentimen positif yang lebih rendah (38,6%) menunjukkan bahwa meskipun produk berhasil pada segmen pasar tertentu, dampaknya tidak cukup besar untuk menutupi dan memitigasi *damage* yang ditimbulkan oleh keluhan keamanan. Diskusi ini menyimpulkan bahwa bagi mayoritas publik, isu keamanan produk lebih diutamakan daripada isu efektivitas cepat.[11]

4.3 Evaluasi Kinerja Model Naïve Bayes (Validasi Metodologi)

Model Multinomial Naïve Bayes diuji menggunakan 1.000 data *testing* untuk memvalidasi kemampuan metode dalam menganalisis data yang terpolarisasi ini.

A. Kinerja Model

Tabel 4 : Kinerja model Native Bayes

Parameter	Nilai (%)
Akurasi (<i>Accuracy</i>)	85,62
Sensitivitas (<i>Recall</i> Positif)	88,40
Spesifisitas (<i>Specificity</i> Negatif)	76,90

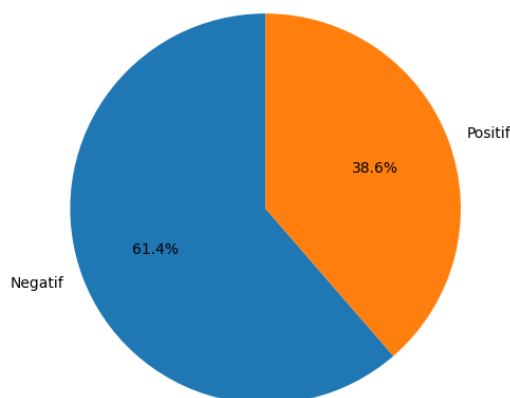
Hasil pengujian kinerja algoritma Naïve Bayes Classification (NBC) dalam penelitian ini menunjukkan bahwa metode tersebut sangat efektif dan dapat diandalkan untuk menganalisis sentimen publik terhadap produk Facial Wash Sombong, dengan nilai-nilai metrik yang kuat sebagai berikut:

1. Akurasi (*Accuracy*): 85,62% Angka akurasi sebesar 85,62% menunjukkan bahwa secara keseluruhan, model NBC berhasil mengklasifikasikan komentar yang diuji (sebagai sentimen Positif maupun Negatif) dengan benar pada 85,62% dari total data. Nilai akurasi di atas 80% membuktikan bahwa model memiliki kemampuan prediksi yang baik dan relevan untuk penelitian *text mining* berbahasa Indonesia.
2. Sensitivitas / *Recall* (Positif): 88,40% Nilai sensitivitas 88,40% memiliki arti bahwa dari seluruh komentar yang sebenarnya ber-sentimen Positif, model NBC mampu mengidentifikasi dan memprediksinya dengan benar sebesar 88,40%. Tingginya nilai ini mengindikasikan bahwa model sangat andal dalam menangkap dan menyoroti ulasan-ulasan yang berisi pujian, kepuasan, atau *feedback* positif dari pengguna.
3. Spesifisitas / *Specificity* (Negatif): 76,90% Nilai spesifisitas 76,90% menjelaskan bahwa dari seluruh komentar yang sebenarnya ber-sentimen Negatif (berisi keluhan, kritik, atau ketidakpuasan), model berhasil mengklasifikasikannya sebagai negatif sebesar 76,90%. Nilai ini menunjukkan bahwa meskipun ada sedikit kesalahan dalam memprediksi sentimen negatif (yang mungkin dipicu oleh bahasa yang ambigu atau sarkasme), model tetap memiliki kemampuan yang memadai untuk membedakan kritik dari pujian.[12]

4.4 visualisasi Hasil klasifikasi

1) Analisi Sentimen

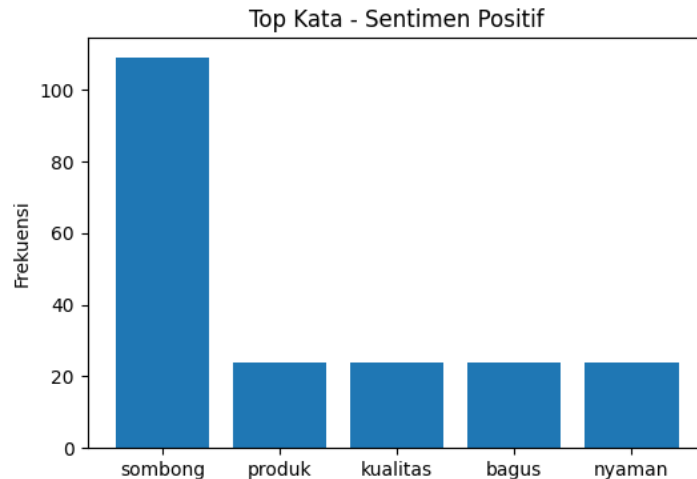
Distribusi Sentimen Review Merek Sombong di TikTok



Gambar 2. Distribusi Persentase Cuitan Berdasarkan Kelas Cuitan Positif Dan Negatif

Berdasarkan Gambar 1 hasil klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes, distribusi sentimen publik terhadap produk Facial Wash Sombong menunjukkan polarisasi yang signifikan. Dari total komentar yang dianalisis dari platform TikTok dan Twitter, sentimen negatif memiliki persentase yang lebih besar, yaitu 61,4%, sementara sentimen positif sebesar 38,6%. Selisih yang cenderung besar ini mengindikasikan bahwa masyarakat yang menggunakan media sosial sebagai sarana untuk mengemukakan pendapat, sebagian besar menyalurkan rasa kecewa atau ketidakpuasan terhadap produk tersebut. Dominasi sentimen negatif ini menegaskan temuan awal bahwa popularitas viral produk tidak sejalan dengan pengalaman pengguna secara masif.

2) Barplot Sentimen Positif



Gambar 3. Distribusi Frekuensi Kata-Kata Yang Paling Sering Muncul Pada Kelompok

Berdasarkan Gambar 2 total komentar bersentimen positif yang berhasil diklasifikasikan, Gambar Top Kata - Sentimen Positif menunjukkan lima kata dengan frekuensi paling tinggi yang digunakan pengguna. Kata-kata seperti "sombong", "produk", "kualitas", "bagus", dan "nyaman" mendominasi.[13] Kumpulan kata ini mengindikasikan bahwa pengguna yang memberikan sentimen positif fokus pada aspek kualitas dan performa produk secara umum. Mereka puas karena merasakan produk tersebut bagus dan memberikan efek yang nyaman saat digunakan.

3) Wordcloud Sentimen Positif

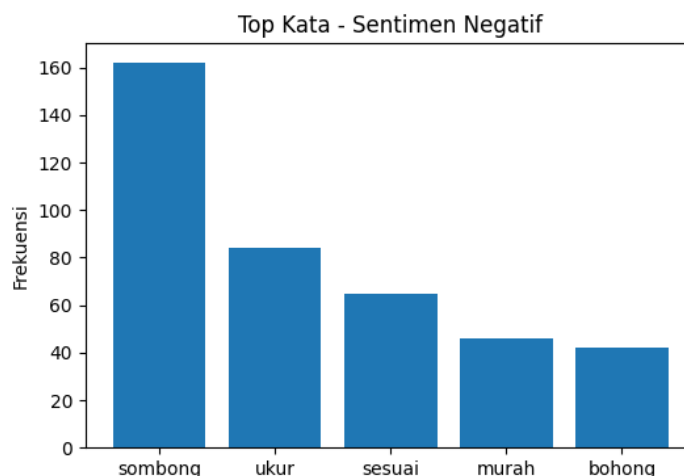


Gambar 4. Wordcloud Kata-Kata Kelompok Sentimen Positif

Kata-kata sentimen positif yang berhasil diklasifikasikan dari komentar pengguna disajikan dalam bentuk Wordcloud Sentimen Positif. Sesuai prinsip wordcloud, ukuran kata mencerminkan seberapa banyak frekuensi kata tersebut muncul dalam seluruh korpus komentar positif. Semakin besar ukuran kata, semakin tinggi pula frekuensi kata tersebut digunakan oleh pengguna.

Berdasarkan visualisasi ini, kata-kata yang paling sering muncul adalah "sombong", "produk", "kualitas", "bagus", dan "nyaman". Tingginya frekuensi kata-kata ini mencerminkan adanya pernyataan setuju dan dukungan pengguna yang merasa puas dengan produk. Hal ini mengindikasikan bahwa sentimen positif didorong oleh pengakuan konsumen terhadap kualitas produk yang dianggap bagus dan memberikan kenyamanan saat digunakan. Adapun kata-kata lain yang muncul namun berukuran kecil menunjukkan bahwa aspek tersebut juga dibicarakan, tetapi tidak sebanyak kata-kata dominan di atas, sehingga fokus utama kepuasan pengguna adalah pada kualitas dan kenyamanan yang ditawarkan oleh Facial Wash Sombong.[14]

4) Barplot Sentimen Negatif

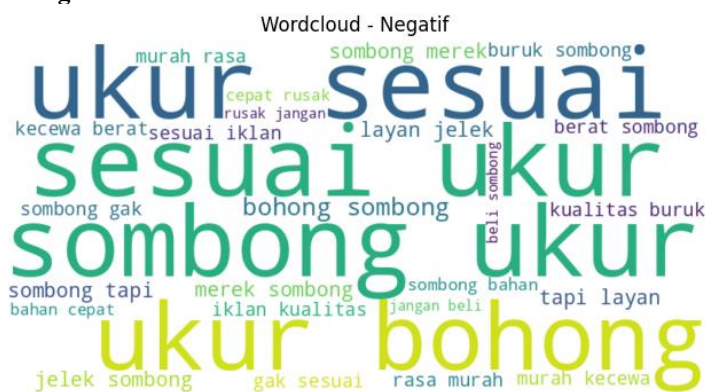


Gambar 5 .Distribusi Frekuensi Kata-Kata Yang Paling Sering Muncul Pada Kelompok

Berdasarkan Barplot Sentimen Negatif, dapat dilihat lima kata dengan frekuensi tertinggi yang digunakan pengguna dalam memberikan ulasan negatif terhadap produk Facial Wash Sombong. Kata-kata tersebut meliputi "sombong", "ukur", "sesuai", "murah", dan "bohong".

Kumpulan kata kunci ini mengarahkan pada kesimpulan bahwa sumber utama kekecewaan dan sentimen negatif publik adalah isu ketidaksesuaian antara klaim pemasaran produk dengan hasil nyata atau kualitas yang diterima pengguna. Tingginya frekuensi kata "ukur", "sesuai", dan "bohong" menunjukkan bahwa pengguna merasa bahwa produk atau hasil yang dijanjikan tidak sesuai dengan ekspektasi atau klaim yang terlalu berlebihan. Temuan ini penting karena mengidentifikasi bahwa kritik tidak hanya berfokus pada efek samping, tetapi juga pada integritas klaim *brand* yang dinilai bohong atau tidak berbanding lurus dengan harga yang dianggap murah oleh sebagian konsumen.

5) Wordcloud Sentimen Negatif



Gambar 6. Wordcloud Kata-Kata Kelompok Sentimen Negatif

Kata-kata sentimen negatif yang berhasil diklasifikasikan dari komentar pengguna disajikan dalam bentuk *Wordcloud Sentimen Negatif*. Sesuai prinsip *wordcloud*, ukuran kata mencerminkan seberapa banyak frekuensi kata tersebut muncul dalam seluruh korpus komentar negatif, di mana semakin besar ukuran kata, semakin tinggi pula frekuensi kata tersebut digunakan oleh pengguna.[15]

Berdasarkan visualisasi ini, kata-kata yang paling menonjol dalam ukuran besar adalah "ukur", "sesuai", "bohong", "kecewa", dan "jelek". Kata-kata ini secara kolektif menunjukkan bentuk pernyataan tidak setuju atau kekecewaan pengguna terhadap produk. Tingginya frekuensi kata "ukur", "sesuai", dan "bohong" secara eksplisit mengindikasikan bahwa sumber utama sentimen negatif publik adalah isu ketidaksesuaian antara klaim pemasaran *brand* dengan pengalaman nyata atau kualitas yang diterima pengguna. Kekecewaan ini diperkuat dengan munculnya kata "jelek" yang mengacu pada persepsi kualitas yang buruk. Secara keseluruhan, *wordcloud* ini secara visual mengonfirmasi bahwa kritik publik harus dijadikan masukan atau evaluasi penting terhadap konsistensi kualitas produk dan komunikasi pemasaran.

5. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan analisis sentimen terhadap 5.000 komentar pengguna produk Facial Wash Sombong yang dikumpulkan dari platform TikTok dan Twitter menggunakan algoritma Naïve Bayes Classification (NBC) , penelitian ini menyimpulkan bahwa opini publik secara tegas didominasi oleh sentimen negatif, mencapai 61,4% (3.070 komentar), sementara sentimen positif hanya sebesar 38,6% (1.930 komentar). Dominasi opini negatif ini berfungsi sebagai sinyal peringatan (red flag) yang mengindikasikan adanya kesenjangan substansial antara janji pemasaran produk yang agresif dan pengalaman pengguna aktual. Secara kualitatif, sentimen negatif terutama dipicu oleh dua isu: pertama, keluhan efek samping bersifat fisiologis seperti jerawat dan iritasi yang menyiratkan risiko kesehatan kulit ; dan kedua, isu ketidaksesuaian klaim atau kualitas, yang tercermin dari tingginya frekuensi kata kunci seperti "ukur", "sesuai", dan "bohong" dalam ulasan negatif. Keluhan yang melibatkan efek samping ini cenderung lebih vokal dan menyebar (viral) di media sosial. Di sisi lain, sentimen positif didorong oleh pengakuan konsumen terhadap hasil estetika yang cepat, seperti "cerah", "halus", dan "lembut" , namun volume sentimen positif ini tidak cukup besar untuk menutupi damage yang ditimbulkan oleh keluhan keamanan. Terakhir, metode Naïve Bayes Classification terbukti sangat efektif dalam mengklasifikasikan sentimen teks berbahasa Indonesia , dengan mencapai kinerja tinggi, yaitu Akurasi 85,62%, Sensitivitas (Recall Positif) 88,40%, dan Spesifisitas (Specificity Negatif) 76,90% , sehingga memvalidasi temuan ini sebagai informasi yang dapat ditindaklanjuti (actionable insights) bagi produsen.

References

- [1] E. Apriani, I. F. Hanif, and F. Oktavianalisti, "Sentiment Analysis of Using TikTok as a Learning Media Using the Naïve Bayes Classifiers Algorithm Analisis Sentimen Penggunaan TikTok Sebagai Media Pembelajaran Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier," vol. 4, no. July, pp. 1160–1168, 2024.
- [2] D. Metode, S. Vector, and M. Svm, "Inti nusa mandiri," vol. 19, no. 2, pp. 325–332, 2025.
- [3] D. Amalia, M. H. Totohendarto, and S. Alam, "Analisis Sentimen Produk Populer Moisturizer Pada Female Daily Menggunakan Metode Naive Bayes," vol. 8, no. 2, pp. 108–121, 2024.
- [4] S. Rahmawati, "Implementasi Algoritma Bert Untuk Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Pedulilindungi," pp. 6–19, 2023.
- [5] T. Astuti and Y. Astuti, "Analisis Sentimen Review Produk Skincare Dengan Naïve Bayes Classifier Berbasis Particle Swarm Optimization (PSO)," vol. 6, pp. 1806–1815, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i4.4119.
- [6] B. Najibah, A. Ratri, and Y. A. Sari, "Analisis Sentimen Review Produk Kecantikan menggunakan Metode Naïve Bayes," vol. 5, no. 12, pp. 5635–5641, 2021.
- [7] M. Z. Maharani and U. Padjaran, "Analisis Sentimen Positif Terhadap Avoskin sebagai Eco Friendly Brand di Media Sosial X dan TikTok," no. 3, 2024.
- [8] R. Sistem, M. Lestandy, A. Abdurrahim, and L. Syafa, "Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent," vol. 5, no. 10, pp. 802–808, 2021.
- [9] M. F. Alhafizh, "Analisis Sentimen Dengan Naive Bayes Classifier Menggunakan Tf-Idf Dan N-Gram," vol. 10120025, 2024.
- [10] U. Analisis and S. Berbasis, "Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika Dan Komunikasi Penerapan Algoritma Tf-Idf Dan Naïve Bayes Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika Dan Komunikasi," vol. 4, no. 3, pp. 1822–1834, 2023.
- [11] D. Mustikananda, D. E. Ratnawati, and B. Rahayudi, "Perbandingan Algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen terhadap Review Produk Aster Kosmetik Malang Marketplace Shopee," vol. 6, no. 7, pp. 3137–3144, 2022.
- [12] P. Studi, T. Informatika, J. T. Informatika, F. I. Komputer, and U. Brawijaya, "Analisis Sentimen Ulasan Produk Kecantikan Menggunakan Metode Bm25 Dan Improved K-Nearest Neighbor Dengan Seleksi Fitur Chi-Square," 2020.
- [13] S. Nurjanah and Y. H. Apidana, "Analisis Sentimen TikTok untuk Mengevaluasi Reputasi Merek Pasca Kasus Overclaim : Studi pada Daviena Skincare," vol. 4, no. 2, 2025.
- [14] F. Tf-idf and T. Razaq, "Analisis Sentimen Review Film Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan," vol. 10, no. 2, pp. 1698–1712, 2023.
- [15] N. F. Hilmi, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Tiktok Dari Ulasan Pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes," vol. 14, no. 1, pp. 146–156, 2024.