



Original Article

Analisis Sentimen Komentar Pengguna Tiktok terhadap Konten Fashion Brand Clotiva dengan Random Forest, Logistic Regression, dan Support Vector Machine

Aprina Sulistyawati^{1✉}, Dwi Wahyu Prabowo²

^{1,2}Universitas Darwan Ali, Indonesia

Korespondensi Email: aprinasulistyawati5@gmail.com ✉

Abstrak:

Analisis sentimen terhadap komentar pengguna di media sosial merupakan aspek penting dalam memahami persepsi publik dan efektivitas strategi pemasaran suatu brand. Penelitian ini mengusulkan pendekatan berbasis Machine Learning untuk mengklasifikasikan sentimen komentar pengguna TikTok terhadap *brand fashion Clotiva* ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Tiga model *Machine Learning*, yaitu *Logistic Regression* (LR), *Support Vector Machine* (SVM), dan *Random Forest* (RF), diuji kinerjanya melalui teknik *Repeated Cross-Validation* (5-fold x 6 Repeat) serta evaluasi metrik performa dan uji statistik Mann-Whitney U. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model *Logistic Regression* (LR) memiliki performa klasifikasi yang paling optimal dengan rata-rata akurasi tertinggi sebesar 83,07%. Uji statistik menunjukkan bahwa *Logistic Regression* (LR) memiliki keunggulan signifikan dibandingkan *Random Forest* (RF) dengan rata-rata akurasi 80,45% dan menunjukkan kemampuan klasifikasi yang setara dengan *Support Vector Machine* (SVM) yang memiliki nilai rata-rata akurasi 82,31%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa penggunaan model *Logistic Regression* (LR) dan *Support Vector Machine* (SVM) memberikan stabilitas dan hasil yang lebih baik dalam menangani karakteristik dataset sentimen teks dibandingkan model berbasis pohon.

Kata kunci: Analisis Sentimen, TikTok, Clotiva, *Logistic Regression*, SVM, Random Forest

Submitted	: 28 February 2026
Revised	: 3 March 2026
Acceptance	: 6 March 2026
Publish Online	: 7 March 2026

Pendahuluan

Saat ini teknologi informasi telah membawa perubahan besar dalam berbagai aspek kehidupan manusia. Perkembangan teknologi tidak hanya memberikan kemudahan untuk mengakses informasi, tetapi juga ikut mempengaruhi pola komunikasi, pola interaksi, dan perilaku manusia dalam berbagai aktivitas ekonomi. Kemajuan di bidang teknologi dan digital membuat interaksi masyarakat dengan brand atau produk

mengalami transformasi yang besar ([Pratiwi, 2024](#)). Kemajuan teknologi yang pesat saat ini dapat terlihat dari banyaknya platform media sosial yang digunakan sebagai sarana berbagi informasi, berkomunikasi, dan menjalin interaksi dengan cepat tanpa terhalang jarak dan waktu, sehingga perubahan signifikan pada pola komunikasi manusia ikut terbentuk.

TikTok merupakan salah satu dari platform media sosial terpopuler saat ini. TikTok juga menyertakan aplikasi jejaring sosial dan platform video musik, di mana pengguna dapat mengedit dan berbagi klip video pendek, lengkap dengan filter dan dukungan musik ([Indriyani et al., 2023](#)). TikTok kini digunakan oleh lebih dari satu miliar pengguna aktif secara global, dan di Indonesia jumlah pengguna aktif mencapai 22,2 juta. Penelitian yang dilakukan oleh Pius Deski Manalu, Mutiara Simanjuntak, dan [Chairil Umri \(2025\)](#) menjelaskan bahwa TikTok telah menjadi platform penting bagi pertukaran opini publik melalui komentar pengguna, yang mencerminkan bagaimana tanggapan audiens terhadap konten digital dapat dianalisis secara kuantitatif dalam riset media sosial. Selain menjadi platform hiburan, pada tahun 2021 ([Juliana et al., 2023](#)), TikTok mengeluarkan fitur baru yaitu TikTok Shop yang dimaksudkan untuk memberikan peluang bagi pembisnis untuk memasarkan produknya dengan memanfaatkan kreatifitas mereka untuk menarik minat beli pelanggan. Survei digital yang dilakukan tsurvey.id menunjukkan bahwa produk fashion cukup banyak dibeli oleh para pengguna TikTok Shop sebesar 75% ([Nada et al., 2023](#)). Sejak diluncurkan, mayoritas penggunanya berasal dari kalangan remaja, dewasa muda yang memiliki adaptasi tinggi terhadap perkembangan teknologi serta kecenderungan terhadap konsumsi konten visual yang cepat dan interaktif. Terdapat banyak sekali jenis konten dalam aplikasi TikTok antara lain komedi, edukasi, fashion dan kecantikan, makanan dan vlog ([Widayanti, 2023](#)).

Beberapa bisnis memanfaatkan TikTok untuk menciptakan konten menarik, berkolaborasi dengan influencer, dan menjalankan iklan berbayar guna meningkatkan kesadaran merek serta mendorong interaksi dengan konsumen ([Annisa et al., 2024](#)). Dibandingkan dengan platform lain, TikTok memiliki tingkat keterlibatan pengguna yang jauh lebih tinggi karena kontennya berbasis video pendek yang mudah viral dan lebih cepat menarik perhatian pengguna. TikTok juga memiliki algoritma For Your Page (FYP) yang memungkinkan konten baru dapat menjangkau audiens lebih luas tanpa harus memiliki jumlah pengikut yang besar. Komentar yang dihasilkan pada setiap konten mencerminkan tanggapan pengguna terhadap brand maupun materi yang ditampilkan. Jumlah komentar yang semakin besar menimbulkan tantangan baru, karena data tersebut sulit dianalisis secara manual. Oleh karena itu, diperlukan metode analisis yang mampu mengolah komentar secara cepat dan akurat agar pola sentimen pengguna dapat dipetakan dengan jelas.

Salah satu brand fashion lokal yang menggunakan fitur TikTok Shop sebagai sarana promosi adalah [Clotiva \(2025\)](#). Konten yang diunggah oleh Clotiva secara konsisten memperoleh respons dari pengguna dalam bentuk likes dan komentar. Komentar tersebut mencerminkan opini, penilaian, serta sentiment pengguna terhadap konten maupun brand, sehingga menjadikan TikTok sebagai sumber data yang relevan untuk dilakukan analisis sentimen. Aktivitas pembuatan konten yang dilakukan oleh brand Clotiva terlihat cukup konsisten dalam memanfaatkan TikTok sebagai media pemasaran digital. Berdasarkan pengamatan pada akun TikTok resmi Clotiva yang memiliki 482,4 ribu pengikut dan 4,1 juta likes, meskipun jumlah komentar pada setiap unggahan tidak selalu tinggi, setiap konten yang diunggah secara konsisten tetap menampilkan

komentar dari pengguna. Hal ini menunjukkan adanya respons yang berulang dan stabil dari audiens terhadap konten yang ditampilkan. Jika dibandingkan dengan brand fashion lokal lain, seperti akun Farly_Fashion yang memiliki jumlah pengikut lebih besar yaitu 1,6 juta pengikut, pola interaksi pada kontennya cenderung didominasi oleh jumlah tayangan dan likes, sementara komentar yang muncul relatif sedikit. Kondisi ini memperlihatkan bahwa besarnya jumlah pengikut tidak selalu berbanding lurus dengan ketersediaan data komentar yang dapat dianalisis secara mendalam. Sebaliknya, komentar pada akun Clotiva tetap ada dalam beberapa konten serupa dan memperlihatkan variasi opini yang meliputi penilaian kualitas, harga, dan desain produk. Oleh karena itu, Clotiva dianggap relevan digunakan sebagai objek penelitian karena menyediakan data komentar yang konsisten dan variatif sehingga sesuai untuk dianalisis dalam konteks sentimen konsumen.

Sentimen yang muncul dalam komentar TikTok mencerminkan opini, penilaian, dan persepsi pengguna terhadap suatu konten atau brand. Sentimen positif, negatif, maupun netral memberikan gambaran mengenai bagaimana pengguna merespon informasi yang mereka lihat. Siti Nur Rismanah, Rini Astuti, dan Fadhil M. Basysyar (2024) menjelaskan bahwa analisis sentimen pada ulasan konsumen di media sosial mampu menggambarkan tingkat kepuasan, kekhawatiran, dan persepsi konsumen di platform digital. Berdasarkan hal tersebut, analisis sentimen pada komentar TikTok dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola opini publik, menilai kecenderungan respon pengguna, serta memahami bagaimana suatu brand ditanggapi oleh audiens melalui komentar yang muncul pada setiap unggahan. Dengan demikian, analisis sentimen menjadi pendekatan yang relevan untuk memetakan persepsi pengguna terhadap brand Clotiva.

Penelitian mengenai analisis sentimen terhadap suatu produk telah dilakukan oleh Mardiani Bana dan Petrus Katemba (2025) yang menganalisis sentimen pengguna TikTok terhadap produk skincare khususnya brand Somethic yang menggunakan data dari TikTok dan menggunakan tiga metode klasifikasi yaitu Support Vector Machine (SVM), Convolutional Neural Network (CNN), dan Recurrent Neural Network (RNN). Model SVM menunjukkan akurasi terbaik sebesar 94%. Untuk kelas positif, SVM berhasil mendapatkan f1-skor 0.92, sedangkan kelas netral dan negatif masing-masing memperoleh nilai 0.96 dan 0.94. Sementara itu, penelitian yang dilakukan oleh Friska Aditia Indriyani, Ahmad Fauzi, dan Sutan Faisal (2023) membahas analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi TikTok di Google Play Store menggunakan algoritma Naïve Bayes dan SVM. Pada penelitian tersebut, data ulasan yang telah melalui tahap pre-processing dibagi menjadi 80% data training dan 20% data testing. Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode klasifikasi dapat digunakan untuk memetakan sentimen secara efektif, namun objek penelitian dan konteks data yang digunakan masih berbeda dengan fokus penelitian ini.

Analisis terhadap pola sentimen memerlukan metode yang mampu mengolah teks secara akurat agar klasifikasi sentimen yang dihasilkan dapat merepresentasikan opini pengguna secara tepat. Karakteristik komentar TikTok yang beragam, tidak terstruktur, serta mengandung variasi bahasa menuntut penggunaan algoritma yang mampu menangani data dengan fitur yang besar dan kompleks agar performa prediksi tetap stabil. Oleh karena itu, pemilihan model Machine Learning yang tepat menjadi langkah penting untuk memastikan hasil analisis sentimen memiliki akurasi yang baik.

Random Forest adalah salah satu algoritma ensemble learning yang bekerja dengan membangun sejumlah decision tree secara acak, kemudian menggabungkan hasil

prediksi dari setiap pohon untuk menghasilkan keputusan akhir yang lebih akurat dan stabil. Metode ini dikenal efektif untuk menangani data besar, memiliki banyak fitur, dan mampu mengurangi resiko overfitting. Pada penelitian yang dilakukan oleh Asep Saepudin, Ahmad Faqih, dan Gifthera Dwilestari menunjukkan bahwa algoritma ini mampu memberikan akurasi tinggi dalam mengklasifikasi sentimen dengan representasi fitur TF-IDF.

Dalam penelitian analisis sentimen berbasis teks, model klasifikasi Logistic Regression dan SVM termasuk metode yang banyak digunakan karena mampu mengklasifikasi yang baik pada teks. Logistic Regression adalah salah satu metode pada Machine Learning dengan cara menangkap sebuah vektor variabel dan mengevaluasi koefisien atau bobot untuk setiap variabel input. Sementara itu, metode SVM sering digunakan pada analisis sentimen karena memiliki akurasi yang lebih baik dibanding dengan algoritma lainnya. Prinsip utama dari SVM adalah dengan mencari optimal hyperplane yang memaksimalkan pemisah antara kelas-kelas yang berbeda dalam ruang fitur. Keunggulan SVM dalam menangani data berdimensi tinggi dan kemampuannya untuk menggunakan kernel trick juga berkontribusi pada performanya yang baik dalam tugas-tugas analisis sentimen yang kompleks ([Perdana & Santoso, 2025](#)). Berdasarkan karakteristik tersebut, ketiga jenis model klasifikasi ini dipilih karena masing-masing memiliki kelebihan dalam menangani data komentar TikTok yang tidak terstruktur dan memiliki variasi bahasa. Dengan demikian, penggunaan Random Forest, Logistic Regression, dan SVM diharapkan mampu memberikan perbandingan performa yang komprehensif dalam mengklasifikasikan sentimen komentar pengguna TikTok terhadap brand Clotiva.

Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen komentar pengguna TikTok terhadap konten brand fashion Clotiva dan membandingkan kinerja tiga model klasifikasi Random Forest, Logistic Regression dan SVM dalam mengklasifikasikan sentimen. Analisis diharapkan dapat memberikan pemahaman mengenai tanggapan dan opini pengguna terhadap konten yang diunggah, sekaligus menjadi bahan pertimbangan bagi brand Clotiva dalam menyusun strategi konten dan pemasaran yang lebih efektif. Hasil penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi akademis dalam bidang analisis sentimen dan komunikasi pemasaran digital, serta memberikan informasi praktis yang bermanfaat bagi pelaku industri fashion lokal di era digital.

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, penelitian ini merumuskan dua fokus utama, yaitu menganalisis sentimen komentar pengguna TikTok terhadap konten brand fashion Clotiva serta mengevaluasi dan membandingkan kinerja tiga model klasifikasi Random Forest, Logistic Regression, dan Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen tersebut. Sejalan dengan rumusan masalah tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengetahui dan memetakan kecenderungan opini pengguna berdasarkan kategori sentimen yang dihasilkan, sekaligus menganalisis perbandingan performa ketiga algoritma klasifikasi dalam mengolah data komentar TikTok terkait brand Clotiva. Adapun manfaat penelitian ini adalah memberikan pemahaman mengenai tanggapan dan kecenderungan sentimen audiens terhadap konten yang diunggah, sehingga dapat menjadi bahan pertimbangan strategis bagi pihak brand dalam menyusun strategi konten dan pemasaran yang lebih efektif. Selain itu, hasil perbandingan kinerja Random Forest, Logistic Regression, dan SVM diharapkan dapat menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam bidang analisis sentimen media sosial. Penelitian ini dibatasi pada penggunaan tiga algoritma klasifikasi teks tersebut tanpa membandingkannya dengan metode lain, khususnya pendekatan berbasis

Deep Learning. Data yang dianalisis juga hanya bersumber dari komentar pengguna TikTok pada konten brand Clotiva dalam periode waktu tertentu, tanpa mempertimbangkan platform lain maupun faktor non-teks seperti jumlah suka, tayangan, dan waktu unggahan.

Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain analisis sentimen berbasis machine learning untuk mengkaji kecenderungan opini pengguna TikTok terhadap konten promosi brand fashion Clotiva. Penelitian dilaksanakan secara daring dengan sumber data berupa komentar pengguna pada akun resmi Clotiva selama periode 1 April 2025 hingga 30 September 2025. Populasi penelitian mencakup seluruh komentar pada konten promosi dalam rentang waktu tersebut, sedangkan sampel ditentukan menggunakan teknik purposive sampling dengan kriteria komentar berbahasa Indonesia, mengandung opini terhadap produk atau konten, serta tidak berupa spam atau simbol semata. Berdasarkan proses seleksi dan pembersihan data, diperoleh 939 komentar yang digunakan sebagai dataset utama. Pengumpulan data dilakukan secara manual dengan mencatat komentar ke dalam Microsoft Excel guna memastikan ketelitian, memudahkan verifikasi, serta menghindari kehilangan data akibat keterbatasan antarmuka platform.

Penelitian ini melibatkan dua variabel utama, yaitu variabel independen (X) berupa teks komentar pengguna TikTok yang merepresentasikan tanggapan terhadap konten brand Clotiva dan variabel dependen (Y) berupa kategori sentimen hasil klasifikasi, yaitu positif, negatif, dan netral. Variabel independen merupakan variabel yang memengaruhi atau menjadi sebab perubahan pada variabel lain dalam penelitian K. Terhadap & K. Peserta (2023), sedangkan variabel dependen adalah variabel yang dipengaruhi atau menjadi akibat dari variabel independen dan menjadi fokus utama pengukuran penelitian P. K. Produk, D. A. N. Promosi, T. Keputusan, and P. Puding (2024). Seluruh variabel diukur dalam skala nominal.

Tahapan analisis dimulai dari pelabelan sentimen secara manual ke dalam tiga kategori (positif, negatif, netral) dengan melibatkan pihak kedua untuk menjaga konsistensi dan reliabilitas. Selanjutnya dilakukan pra-pemrosesan data teks yang meliputi cleaning untuk menghapus karakter yang tidak relevan, case folding untuk menyeragamkan huruf menjadi kecil, tokenizing untuk memecah teks menjadi unit kata agar dapat dianalisis secara terpisah V. Septiana and U. S. April (2025), serta stopword removal untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan dalam analisis (A. Istri, N. Eka, U. Udayana, and P. Korespondensi, 2025). Proses ini bertujuan menghasilkan struktur data yang seragam sehingga meningkatkan akurasi model.

Hasil Penelitian

Hasil Preprocessing dan Pembobotan TF-IDF

Tahap awal analisis dilakukan melalui proses *preprocessing* yang meliputi *case folding*, *tokenizing*, dan *stopword removal*. *Case folding* berfungsi menyeragamkan seluruh teks menjadi huruf kecil untuk menghindari duplikasi kata akibat perbedaan kapitalisasi. Selanjutnya, *tokenizing* memecah kalimat menjadi kata tunggal sekaligus menghilangkan angka dan tanda baca yang tidak bermakna. Tahap terakhir, *stopword removal*, menghapus kata-kata umum dengan frekuensi tinggi namun tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap sentimen, seperti “yang”, “dan”, “di”, “ka”, dan “mau”.

Hasil proses *preprocessing* ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Preprocessing Data

Komentar Asli	Case Folding	Tokenizing	Stopword Removal	Teks Akhir
Tidak ada komentar pada video ini	tidak ada komentar pada video ini	['tidak', 'ada', 'komentar', 'pada', 'video', 'ini']	['komentar', 'video']	komentar video
Tidak ada komentar pada video ini	tidak ada komentar pada video ini	['tidak', 'ada', 'komentar', 'pada', 'video', 'ini']	['komentar', 'video']	komentar video
yfidj;)	yfidj;)	['yfidj']	['yfidj']	yfidj
Keren mantap	keren mantap	['keren', 'mantap']	['keren', 'mantap']	keren mantap
mau pesan ka, bagus	mau pesan ka, bagus	['mau', 'pesan', 'ka', 'bagus']	['pesan', 'bagus']	pesan bagus
Ini warna apa ka?	ini warna apa ka?	['ini', 'warna', 'apa', 'ka']	['warna']	warna
Tidak ada komentar pada video ini	tidak ada komentar pada video ini	['tidak', 'ada', 'komentar', 'pada', 'video', 'ini']	['komentar', 'video']	komentar video
“emotikon tertawa”	“emotikon tertawa”	['emotikon', 'tertawa']	['emotikon', 'tertawa']	emotikon tertawa
Tidak ada komentar pada video ini	tidak ada komentar pada video ini	['tidak', 'ada', 'komentar', 'pada', 'video', 'ini']	['komentar', 'video']	komentar video
“emotikon love”	“emotikon love”	['emotikon', 'love']	['emotikon', 'love']	emotikon love

Berdasarkan Tabel 1, terlihat bahwa setiap tahapan berhasil menyederhanakan teks tanpa menghilangkan makna inti. Kata-kata yang tidak memiliki nilai informatif dieliminasi sehingga menyisakan kata kunci yang lebih representatif, seperti “keren”, “mantap”, “pesan”, dan “bagus”. Proses ini menghasilkan teks bersih yang siap digunakan pada tahap pembobotan fitur.

Tahap berikutnya adalah pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF untuk mengubah teks menjadi representasi numerik. Setiap baris mewakili satu komentar dan setiap kolom mewakili kata unik dalam korpus. Nilai bobot menunjukkan tingkat kepentingan kata dalam suatu komentar. Hasil pembobotan ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pembobotan TF-IDF

Teks Akhir	komentar	video	keren	mantap	pesan	Bagus	warna	emotikon	tertawa	love
-------------------	-----------------	--------------	--------------	---------------	--------------	--------------	--------------	-----------------	----------------	-------------

Teks Akhir	komentar video	keren	mantap	pesan	Bagus	warna	emotikon	tertawa	love
komentar video	0.707	0.706	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
komentar video	0.707	0.706	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
yfidj	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
keren mantap	0.000	0.000	0.668	0.743	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
pesan bagus	0.000	0.000	0.000	0.000	0.783	0.621	0.000	0.000	0.000
warna	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000
komentar video	0.707	0.706	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
emotikon tertawa	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.576	0.817
komentar video	0.707	0.706	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
emotikon love	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.683	0.730

Tabel 2 menunjukkan bahwa kata “keren” dan “mantap” memiliki bobot tinggi (0.668 dan 0.743), menandakan keduanya menjadi penciri utama sentimen pada komentar tersebut. Kata “warna” memperoleh bobot maksimal (1.000) karena menjadi satu-satunya kata informatif dalam komentar terkait. Sebaliknya, nilai 0.000 menunjukkan bahwa kata tersebut tidak muncul dalam komentar yang dianalisis.

Hasil Eksperimen Model Klasifikasi

Model Logistic Regression dievaluasi menggunakan 5-Fold Cross Validation. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil 5-Fold Logistic Regression

Fold	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	0.806818	0.813360	0.806818	0.797697
2	0.875000	0.865753	0.875000	0.870081
3	0.818182	0.816356	0.818182	0.811090
4	0.795455	0.787272	0.795455	0.789268
5	0.840909	0.832960	0.840909	0.835596
Mean	0.830682	0.826063	0.830682	0.824386

Model ini menunjukkan performa terbaik dengan akurasi rata-rata 0.830682 dan F1-Score 0.824386, menandakan keseimbangan optimal antara presisi dan recall.

Model Support Vector Machine (SVM) dievaluasi menggunakan metode 5-Fold Cross Validation dan menunjukkan performa yang kompetitif pada seluruh pengujian. Nilai akurasi pada masing-masing fold berturut-turut sebesar 0.806818, 0.863636, 0.806818, 0.795455, dan 0.840909, dengan rata-rata akurasi sebesar 0.823106. Dari sisi presisi, model memperoleh nilai rata-rata 0.818918, sedangkan nilai recall rata-rata sebesar 0.823106. Adapun F1-Score rata-rata yang dihasilkan adalah 0.816616. Hasil ini menunjukkan bahwa SVM memiliki kemampuan yang stabil dalam mengklasifikasikan

sentimen komentar, dengan keseimbangan yang cukup baik antara presisi dan recall. Meskipun sedikit berada di bawah performa Logistic Regression, model SVM tetap menunjukkan konsistensi dan daya generalisasi yang kuat pada dataset penelitian.

Sementara itu, model Random Forest juga diuji menggunakan skema 5-Fold Cross Validation dan menghasilkan nilai akurasi pada masing-masing fold sebesar 0.795455, 0.852273, 0.795455, 0.750000, dan 0.840909, dengan rata-rata akurasi sebesar 0.804545. Nilai presisi rata-rata yang diperoleh adalah 0.804792, sedangkan recall rata-rata sebesar 0.804545. F1-Score rata-rata tercatat sebesar 0.796648. Meskipun model Random Forest mampu melakukan klasifikasi dengan performa yang cukup baik, nilai rata-ratanya masih berada di bawah Logistic Regression dan SVM. Selain itu, variasi nilai antar fold terlihat lebih fluktuatif, yang mengindikasikan bahwa performa model ini lebih sensitif terhadap pembagian subset data dibandingkan dua model lainnya.

Analisis Hasil Validasi Repeated 5-Fold Cross Validation

Validasi model dilakukan menggunakan metode Repeated 5-Fold Cross Validation yang diulang sebanyak enam kali sehingga menghasilkan 30 iterasi untuk masing-masing model. Pendekatan ini digunakan untuk meningkatkan stabilitas hasil, meminimalkan bias akibat pembagian data secara acak, serta memberikan dasar statistik yang lebih kuat dalam membandingkan performa antar model klasifikasi.

Logistic Regression menunjukkan performa terbaik dan paling stabil di antara ketiga model yang diuji. Model ini efektif dalam menangkap pola linear pada dataset sentimen yang digunakan. Ringkasan performa ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Performa Model Logistic Regression

Metrik Evaluasi	Mean	Skor Tertinggi
Accuracy	0.830682	0.886364
Precision	0.826063	0.882045
Recall	0.830682	0.886364
F1-Score	0.824386	0.880682

Model ini mencapai akurasi tertinggi sebesar 88,64% pada iterasi ke-25 dan ke-27. Nilai F1-Score rata-rata sebesar 82,44% menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara presisi dan recall, yang mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan sentimen tanpa kecenderungan bias terhadap kelas tertentu.

Performa Model Support Vector Machine (SVM)

Model SVM menunjukkan performa yang sangat kompetitif dengan selisih yang tipis dibandingkan Logistic Regression. Hasil performanya disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Performa Model SVM

Metrik Evaluasi	Mean	Skor Tertinggi
Accuracy	0.823106	0.886364

Metrik Evaluasi	Mean	Skor Tertinggi
Precision	0.818918	0.878278
Recall	0.823106	0.886364
F1-Score	0.816616	0.880909

Rata-rata akurasi SVM sebesar 82,31%, dengan skor tertinggi mencapai 88,64% pada iterasi ke-27. Nilai F1-Score tertinggi sebesar 0.880909 menunjukkan bahwa pada kondisi tertentu model ini mampu melakukan klasifikasi secara sangat optimal. Secara umum, SVM memperlihatkan stabilitas performa yang hampir setara dengan Logistic Regression.

Model Random Forest menghasilkan performa terendah dibandingkan dua model lainnya, meskipun tetap berada pada kategori kompetitif. Berdasarkan hasil pengujian, model ini memperoleh rata-rata accuracy sebesar 0,804545 dengan skor tertinggi mencapai 0,875000. Nilai precision rata-rata tercatat sebesar 0,804792 dengan skor maksimum 0,865859, sedangkan recall memiliki rata-rata 0,804545 dan skor tertinggi 0,875000. Untuk F1-Score, rata-rata yang diperoleh sebesar 0,796684 dengan capaian tertinggi 0,869717. Skor tertinggi accuracy sebesar 87,50% diperoleh pada iterasi ke-12. Meskipun performanya cukup baik, nilai rata-rata yang lebih rendah dibandingkan Logistic Regression dan SVM menunjukkan bahwa karakteristik data penelitian cenderung memiliki pola hubungan linear yang lebih kuat, sehingga lebih optimal ditangani oleh model linear dibandingkan model berbasis pohon seperti Random Forest.

Selanjutnya, evaluasi statistik menggunakan uji Mann–Whitney U dilakukan untuk menguji signifikansi perbedaan performa antar model pada setiap metrik evaluasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa terdapat perbedaan yang signifikan antara Random Forest dan Logistic Regression pada seluruh metrik, yaitu accuracy (p-value 0,018611), precision (0,042055), recall (0,018611), dan F1-Score (0,013826), karena seluruh nilai p-value berada di bawah batas signifikansi 0,05. Temuan ini menegaskan bahwa Logistic Regression memberikan peningkatan kinerja yang nyata dibandingkan Random Forest.

Sebaliknya, perbandingan antara SVM dan Logistic Regression tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan secara statistik pada seluruh metrik evaluasi, dengan nilai p-value masing-masing sebesar 0,426615 untuk accuracy, 0,477859 untuk precision, 0,426615 untuk recall, dan 0,487078 untuk F1-Score. Seluruh nilai tersebut berada di atas 0,05, yang berarti kedua model memiliki tingkat performa yang relatif setara dalam mengklasifikasikan sentimen.

Adapun perbandingan antara SVM dan Random Forest juga tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan secara statistik, dengan p-value accuracy sebesar 0,073640, precision 0,176092, recall 0,073640, dan F1-Score 0,057439. Meskipun demikian, nilai p-value pada accuracy dan F1-Score yang mendekati batas signifikansi mengindikasikan bahwa SVM cenderung memiliki stabilitas performa yang lebih baik dibandingkan Random Forest, walaupun keunggulan tersebut belum dapat dinyatakan signifikan secara statistik.

Secara keseluruhan, Logistic Regression terpilih sebagai model terbaik dalam penelitian ini karena menunjukkan keunggulan yang signifikan dibandingkan Random Forest serta memiliki performa yang setara dengan SVM. Hasil ini memperkuat bahwa pendekatan model linear lebih sesuai dan stabil untuk karakteristik dataset sentimen komentar TikTok yang digunakan dalam penelitian ini.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa tahapan preprocessing berperan krusial dalam meningkatkan kualitas data sebelum dilakukan proses klasifikasi. Proses case folding, tokenizing, dan stopword removal terbukti mampu menyederhanakan teks tanpa menghilangkan makna utama dari komentar. Penghapusan kata-kata umum seperti “yang”, “dan”, “di”, serta kata sapaan seperti “ka” dan “mau” membuat representasi teks menjadi lebih fokus pada kata kunci yang mengandung muatan sentimen, seperti “keren”, “mantap”, “bagus”, dan “pesan”. Dengan demikian, data yang awalnya tidak terstruktur berhasil diubah menjadi teks bersih yang lebih informatif dan siap untuk diproses pada tahap pembobotan fitur.

Tahap pembobotan menggunakan TF-IDF menunjukkan bahwa kata-kata yang jarang muncul namun memiliki makna spesifik dalam suatu komentar memperoleh bobot yang lebih tinggi. Sebagai contoh, kata “warna” memiliki bobot maksimal karena menjadi satu-satunya kata informatif dalam komentar tersebut. Sementara itu, kata “keren” dan “mantap” juga memiliki bobot tinggi, yang menandakan bahwa keduanya menjadi indikator kuat dalam pembentukan sentimen positif. Hal ini memperlihatkan bahwa metode TF-IDF efektif dalam menyoroti kata-kata yang paling relevan dalam membedakan sentimen, sehingga memberikan representasi numerik yang representatif bagi model klasifikasi.

Berdasarkan hasil eksperimen menggunakan 5-Fold Cross Validation, Logistic Regression menunjukkan performa terbaik dengan rata-rata accuracy sebesar 0,830682 dan F1-Score sebesar 0,824386. Nilai ini menunjukkan keseimbangan yang optimal antara precision dan recall, sehingga model mampu mengklasifikasikan sentimen secara konsisten tanpa bias terhadap salah satu kelas. SVM berada pada posisi kedua dengan rata-rata accuracy sebesar 0,823106 dan F1-Score sebesar 0,816616. Selisih performa yang relatif kecil antara Logistic Regression dan SVM mengindikasikan bahwa kedua model memiliki kemampuan generalisasi yang hampir setara. Di sisi lain, Random Forest memperoleh rata-rata accuracy sebesar 0,804545 dan F1-Score sebesar 0,796684, yang meskipun kompetitif, tetap berada di bawah dua model lainnya. Variasi nilai antar fold yang lebih fluktuatif juga menunjukkan bahwa Random Forest lebih sensitif terhadap pembagian data.

Hasil validasi menggunakan Repeated 5-Fold Cross Validation memperkuat temuan sebelumnya. Logistic Regression kembali menunjukkan performa paling stabil dengan rata-rata accuracy sebesar 0,830682 dan skor tertinggi mencapai 0,886364. Konsistensi ini menegaskan bahwa model linear mampu menangkap pola hubungan dalam dataset secara efektif. SVM juga menunjukkan stabilitas yang tinggi dengan skor tertinggi yang sama, meskipun rata-rata performanya sedikit lebih rendah. Random Forest, meskipun mampu mencapai skor maksimum yang cukup tinggi, tetap menunjukkan rata-rata performa yang lebih rendah dibandingkan kedua model linear tersebut.

Pengujian statistik menggunakan uji Mann–Whitney U memberikan landasan yang lebih kuat dalam membandingkan performa model. Hasil uji menunjukkan adanya perbedaan signifikan antara Logistic Regression dan Random Forest pada seluruh metrik evaluasi, yang menegaskan keunggulan nyata model Logistic Regression. Sebaliknya, tidak ditemukan perbedaan signifikan antara Logistic Regression dan SVM, yang berarti kedua model memiliki tingkat kompetensi yang setara secara statistik. Perbandingan antara SVM dan Random Forest juga tidak menunjukkan perbedaan signifikan, meskipun terdapat indikasi bahwa SVM cenderung lebih stabil.

Secara keseluruhan, temuan penelitian ini menunjukkan bahwa karakteristik dataset sentimen komentar TikTok cenderung memiliki pola hubungan linear yang kuat. Hal ini menyebabkan model berbasis linear seperti Logistic Regression dan SVM lebih mampu memberikan performa yang stabil dan optimal dibandingkan model berbasis pohon seperti Random Forest. Dengan demikian, pemilihan model linear menjadi pendekatan yang lebih tepat untuk klasifikasi sentimen pada konteks data serupa, terutama ketika representasi fitur menggunakan TF-IDF dan struktur data relatif sederhana.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil eksperimen yang telah dilakukan untuk membandingkan kinerja model Logistic Regression, SVM, dan Random Forest dalam mengklasifikasikan sentimen komentar pengguna TikTok terhadap brand Clotiva menggunakan teknik Repeated Cross-Validation, diperoleh pemahaman yang komprehensif mengenai efektivitas masing-masing algoritma serta gambaran persepsi publik terhadap konten brand tersebut. Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa komentar pengguna berhasil dikategorikan ke dalam tiga kelas utama, yaitu positif, negatif, dan netral, melalui proses pelabelan dan pengolahan data. Interaksi yang muncul pada kolom komentar mencerminkan respons autentik pengguna terhadap strategi pemasaran dan konten yang diunggah oleh Clotiva. Pemetaan sentimen ini memberikan representasi objektif mengenai opini publik di media sosial, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar evaluasi strategis bagi manajemen brand dalam memahami preferensi konsumen serta dinamika keterlibatan audiens.

Selain itu, hasil eksperimen benchmark menunjukkan bahwa Logistic Regression merupakan model dengan performa paling optimal dalam penelitian ini, dengan rata-rata akurasi sebesar 83,07%. Pengujian statistik menggunakan Mann-Whitney U membuktikan bahwa Logistic Regression memiliki keunggulan yang signifikan dibandingkan Random Forest yang memperoleh rata-rata akurasi sebesar 80,45%. Sementara itu, SVM menunjukkan performa yang relatif setara dengan Logistic Regression dengan rata-rata akurasi sebesar 82,31%, karena tidak ditemukan perbedaan yang signifikan secara statistik antara kedua model tersebut. Temuan ini mengindikasikan bahwa model berbasis linear, khususnya Logistic Regression dan SVM, memberikan hasil klasifikasi yang lebih stabil dan optimal pada dataset penelitian dibandingkan model berbasis pohon seperti Random Forest, baik dari segi akurasi maupun metrik evaluasi lainnya.

Saran

Sebagai pengembangan penelitian selanjutnya, diperlukan eksplorasi yang lebih mendalam pada tahap preprocessing dan normalisasi bahasa. Meskipun proses pembersihan data telah dilakukan, penggunaan bahasa gaul, singkatan, serta istilah khas pengguna TikTok masih menjadi tantangan dalam proses ekstraksi fitur. Oleh karena itu, pengembangan kamus normalisasi yang lebih komprehensif sangat disarankan agar model mampu memahami konteks kata secara lebih akurat. Selain itu, penerapan teknik penanganan ketidakseimbangan data juga dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan performa klasifikasi, khususnya pada kelas sentimen yang jumlah datanya relatif lebih sedikit.

Di samping itu, penelitian lanjutan dapat mengeksplorasi penggunaan model pembelajaran yang lebih kompleks. Studi ini berfokus pada tiga algoritma machine

learning, yaitu Logistic Regression, SVM, dan Random Forest. Untuk memperoleh perbandingan yang lebih luas, penelitian berikutnya disarankan mengimplementasikan pendekatan berbasis Deep Learning seperti Long Short-Term Memory (LSTM), yang memiliki kemampuan lebih baik dalam menangkap dependensi jangka panjang serta struktur teks yang kompleks, terutama pada karakteristik bahasa media sosial yang dinamis dan kontekstual.

Lebih lanjut, peningkatan kualitas dan variasi dataset juga menjadi aspek penting untuk diperhatikan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa karakteristik data sangat memengaruhi performa model klasifikasi. Oleh karena itu, pengumpulan data dalam jumlah yang lebih besar dan lebih beragam, serta mencakup rentang waktu unggahan yang lebih luas, dapat membantu menangkap dinamika perubahan opini publik. Penambahan data secara spesifik untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, terutama pada sentimen negatif yang jumlahnya terbatas, juga perlu dilakukan. Integrasi data dari platform media sosial lain atau penerapan teknik pelabelan otomatis yang tervalidasi dapat menjadi strategi untuk meningkatkan akurasi sekaligus memperkuat kemampuan generalisasi model terhadap berbagai variasi komentar.

Daftar Pustaka

- Annisa, F., Fadli, M. R., Suherman, N., Farida, I., & Prawira, A., "Jurnal Bisnis Mahasiswa," 2024, doi: 10.60036/jbm.v4i1.art2.
- April, V. N., Manalu, P. D., Simanjuntak, M., & Umri, C., "Implementasi Algoritma Klasifikasi untuk Analisis Sentimen Media Sosial Tiktok Tahun 2025 analisis," no. April, 2025.
- Cnn, M. M., & Svm, R. N. N., "Analisis Sentimen Terhadap Produk Skincare," vol. 5, no. 2, pp. 125–135, 2025.
- Indriyani, F. A., Fauzi, A., & Faisal, S., "Analisis sentimen aplikasi tiktok menggunakan algoritma naïve bayes dan support vector machine Tiktok application sentiment analysis using naïve bayes algorithm and support vector machine," vol. 10, pp. 176–184, 2023, doi: 10.37373/tekno.v10i2.419.
- Istri, A., Eka, N., Udayana, U., & Korespondensi, P., "The Influence of Negation Handling Technique in Sentiment," vol. 12, no. 2, pp. 275–282, 2025, doi: 10.25126/jtiik.2025129079.
- Juliana, H., Ekonomi, F., & Unggul, U. E., "Pengaruh Siaran Langsung Dan Manfaat Yang Dirasakan Terhadap Niat Beli Melalui Kepercayaan Konsumen Pada Aplikasi Tiktok Shop," vol. 1, no. 6, pp. 1517–1538, 2023.
- Nada, F., Ramadhayanti, A., & Masahere, U., "Pengaruh Content Marketing dan Live Shopping Terhadap Keputusan Pembelian Produk Fashion pada Pengguna Tiktok Shop," vol. 1, no. September 2021, pp. 9–16, 2023.
- Perdana, N., & Santoso, H., "Analisis Sentimen Media Sosial terhadap Isu Pagar Laut di Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Logistic Regression Analyzing Sentiment in Indonesian Social Media Using Support Vector Machine and Logistic Regression Approaches on 'Pagar Laut' Issue," vol. 5, no. 7, pp. 1915–1924, 2025.
- Pratiwi, "Penggunaan Influencer Dalam Meningkatkan Minat Beli Konsumen Pada Aplikasi Belanja Online Tiktok," ... Ilmu Manajemen, Bisnis dan ..., vol. 1, no. 5, pp. 110–116, 2024. [Online]. Available: <https://malaqbiipublisher.com/index.php/JIMBE/article/view/216>
- Produk, P. K., Promosi, D. A. N., Keputusan, T., & Puding, P., "Vol. ??, No. ?? Tahun 2024 ISSN 2540-959X," pp. 1–9, 2024.
- Rismanah, S. N., et al., "Penerapan Algoritma Support Vector Machine Dalam Menganalisis Sentimen Ulasan Pelanggan," vol. 8, no. 1, pp. 406–412, 2024.
- Saepudin, A., Faqih, A., & Dwilestari, G., "Perbandingan Algoritma Klasifikasi Support

- Vector Machine, Random Forest dan Logistic Regression Pada Ulasan Shopee,” vol. 18, no. 1, pp. 178–192.
- Septiana, V., & April, U. S., “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Konflik Perang Dagang Antara Amerika Serikat dan China Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM),” no. July, 2025, doi: 10.13140/RG.2.2.19508.36482.
- Terhadap, K., & Peserta, K., “Analisis pengaruh kualitas pelayanan diklat kepabeanan terhadap kepuasan peserta pelatihan 159,” vol. 23, 2023.
- Widayanti, V., “Pengembangan Pemanfaatan Tik-Tok Sebagai Kemudahan Memperoleh Keuntungan Dalam Hukum Ekonomi Syariah,” Institut Agama Islam Negeri Metro, 2023.
- “Brand Clotiva,” TikTok. Accessed: Nov. 11, 2025. [Online]. Available: <https://www.tiktok.com/@clotiva>