

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PRODUK MOISTURIZER SKINTIFIC DI TOKOPEDIA MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

SENTIMENT ANALYSIS OF SKINTIFIC MOISTURIZER PRODUCT REVIEWS ON TOKOPEDIA USING SUPPORT VECTOR MACHINE

Nurwahyudi Widhiyanta^{1*}, Isnaini Muhandhis², Roszi Syadillal Jannah³, Laily Alfina Wulansari⁴

E-mail: ¹nurwahyudiwidhiyanta@uwp.ac.id, ²isnainimuhandhis@student.uwp.ac.id,
³ocisyadillal@gmail.com, ⁴lailyalfina41@gmail.com

^{1,2,3,4} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Wijaya Putra

Abstrak

Tokopedia, sebagai salah satu platform *e-commerce* terbesar di Indonesia, memungkinkan pengguna memberikan ulasan produk setelah berbelanja. Ulasan ini, baik kritik maupun pujian, menjadi sumber data berharga bagi perusahaan untuk mengevaluasi kinerja dan memahami kepuasan konsumen. Penelitian ini menganalisis sentimen ulasan produk *moisturizer* Skintific di Tokopedia menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Permasalahan yang muncul pada analisis sentimen data ulasan dari *e-commerce* adalah banyak *noise* seperti emoji, ketidakseimbangan data antar kelas, penggunaan bahasa yang tidak baku seperti slang dan singkatan-singkatan. Tahap *preprocessing* data harus dilakukan dengan baik agar data menjadi lebih terstruktur dan mudah dianalisa. Metode penelitian meliputi pengambilan data, *preprocessing* data teks, pelabelan data, transformasi teks menjadi korpus, pelatihan model menggunakan Support Vector Machine (SVM), dan analisis sentimen menggunakan BERT Topic. Sepuluh topik teratas antara lain kualitas produk sesuai ekspektasi, harapan awal pembelian, melembapkan dan tekstur ringan, mencerahkan, harga murah dan promo, kemasan produk dan kelengkapan, ulasan negatif, produk viral, pengiriman cepat dan produk sesuai gambar/deskripsi. Rekomendasi bagi perusahaan berdasarkan topik tersebut antara lain perusahaan dapat memanfaatkan UGC (*User Generated Content*) untuk memperkuat citra kualitas, menyediakan *travel size* untuk trial, menampilkan sebelum dan sesudah hasil pemakaian produk di promosi/iklan, menjalankan strategi diskon periodik seperti *flash sale* dan menanggapi ulasan negatif secara profesional dan cepat. Hasil akurasi terbaik adalah model dengan *preprocessing* dan TF-IDF sebesar 87% dan nilai F1-score pada kelas positif sebesar 0,92, kelas netral sebesar 0,74 dan kelas negatif sebesar 0,52.

Kata kunci: sentimen, klasifikasi, *skincare*, akurasi, presisi, recall.

Abstract

Tokopedia, as one of the largest *e-commerce* platforms in Indonesia, allows users to provide product reviews after making purchases. These reviews, whether critical or positive, serve as valuable data for the company to evaluate performance and understand customer satisfaction. This study analyzes the sentiment of product reviews for Skintific *moisturizer* on Tokopedia using the Support Vector Machine (SVM) method. One of the challenges in sentiment analysis of *e-commerce* review data is the presence of noise such as emojis, class imbalance, and the use of informal language such as slang and abbreviations. Proper data preprocessing must be conducted to ensure the data becomes more structured and easier to analyze. The research methodology includes data collection, text preprocessing, data labeling, text transformation into a corpus, model training using

Support Vector Machine (SVM), and sentiment analysis using BERTopic. The top ten topics include product quality meeting expectations, initial purchase motivation, moisturizing and light texture, brightening effects, affordable price and promotions, product packaging and completeness, negative reviews, viral product status, fast delivery, and product matching the picture/description. Recommendations for the company based on these topics include leveraging UGC (User Generated Content) to strengthen the perception of quality, providing travel-size products for trials, showcasing before-and-after results in promotions/advertisements, implementing periodic discount strategies such as flash sales, and responding to negative reviews professionally and promptly. The best accuracy result was achieved using the preprocessing and TF-IDF model with an accuracy of 87%, and the F1-scores were 0.92 for the positive class, 0.74 for the neutral class, and 0.52 for the negative class.

Keywords: *sentiment, classification, skincare, accuration, precision, recall.*

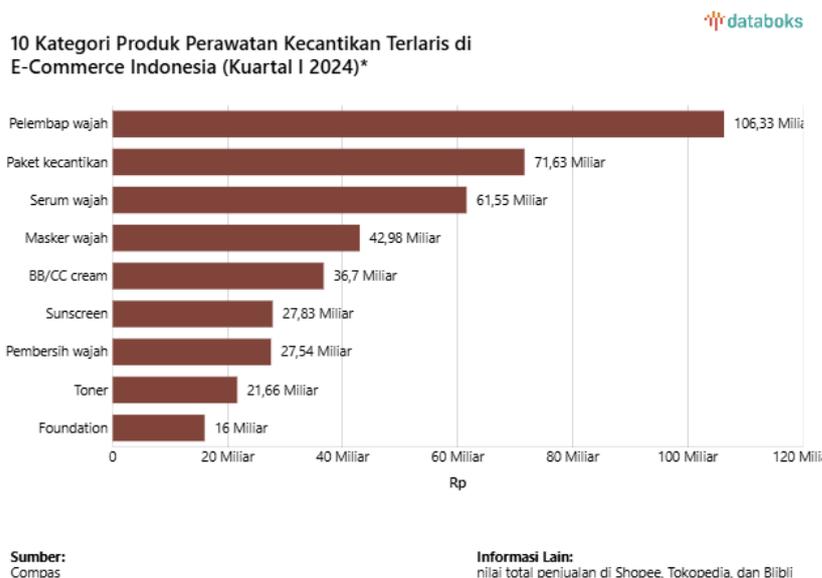
1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi telah mempermudah aktivitas berbelanja dengan hadirnya berbagai platform *e-commerce* yang memungkinkan konsumen berbelanja dari rumah. Penjual juga diuntungkan karena dapat menjangkau konsumen lebih mudah dengan konten menarik. Namun, platform *e-commerce* memiliki kekurangan, seperti ketidakmampuan konsumen melihat produk secara langsung dan penjual tidak bisa mengetahui keinginan konsumen secara detail [1]. Saat menggunakan *e-commerce*, pengguna dapat memberikan ulasan setelah merasakan pengalaman berbelanja. Ulasan ini biasanya berupa bintang dan komentar, baik kritik maupun pujian. Ulasan dari pengguna dapat dimanfaatkan oleh *e-commerce* untuk mengevaluasi tujuan perusahaan dan memeriksa kinerja mereka [2]. Ribuan ulasan produk diterbitkan setiap hari, mencakup berbagai aspek dari kepuasan pengguna hingga masukan kritis. Salah satu produk yang banyak terjual adalah produk kecantikan.

Sebuah penelitian menggunakan metode penelusuran digital untuk mengumpulkan data penjualan produk kecantikan pada *e-commerce* dari bulan Januari hingga Maret 2024 yang dapat dilihat pada Gambar 1 [3]. Total penjualan mencapai Rp 8,9 triliun, naik 42% dibandingkan tahun sebelumnya. Pelembap wajah menjadi produk terlaris dengan penjualan Rp106,3 miliar, menyumbang 24,3% dari total penjualan produk kecantikan di *e-commerce* Indonesia. *Moisturizer* menjadi salah satu produk yang sangat dibutuhkan dalam rutinitas kecantikan harian, dan pemilihan merek serta jenisnya sering kali didasarkan pada ulasan dari pengguna sebelumnya [4].

Untuk menggali lebih dalam mengenai persepsi dan preferensi konsumen terhadap sebuah produk *moisturizer*, pendekatan analisis sentimen dapat digunakan untuk menganalisis ulasan-ulasan yang tersedia di platform *e-commerce*. Namun, ulasan konsumen di platform *e-commerce* umumnya sangat beragam, baik dari segi bahasa, panjang teks, hingga makna yang terkandung di dalamnya. Hal ini menjadikan proses analisis sentimen menjadi sebuah tantangan, terutama dalam mengidentifikasi opini positif, negatif, atau netral secara akurat. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan teknik *Natural Language Processing* (NLP) untuk memahami, memproses, dan menganalisis bahasa manusia.

Fokus penelitian ini terletak pada produk "*Skintific 5X Ceramide Barrier Moisture Gel*". *Skintific* merupakan salah satu pemain utama di industri *skincare*. *Skintific* telah meraih popularitas yang signifikan di Indonesia [5]. Selain harga yang bersaing, *Skintific* memiliki kualitas produk dan *brand awareness* yang baik, sehingga menarik banyak konsumen [6]. *Skintific* dikenal sebagai *brand* yang berfokus pada perlindungan *skin barrier*, dan salah satu produk andalannya adalah *moisturizer* untuk berbagai jenis kulit.



Gambar 1. Kategori Produk Perawatan Kecantikan Terlaris di E-Commerce Indonesia

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola sentimen utama dalam ulasan produk *moisturizer* Skintific. Analisis ini berguna untuk mengevaluasi faktor-faktor yang mempengaruhi kepuasan pelanggan, dan menawarkan wawasan yang berharga bagi pemilik merek dalam meningkatkan pengalaman pengguna. Data ulasan produk *moisturizer* Skintific diambil dari platform *e-commerce* Tokopedia yang merupakan *e-commerce* terbesar kedua di Indonesia.

Penelitian ini akan mengaplikasikan teknik-teknik seperti *data collection*, *data preprocessing*, pelatihan model klasifikasi sentimen dan analisis ulasan secara mendalam. Data ulasan dianalisis dan dikelompokkan berdasarkan topik yang paling sering ditulis untuk mencari faktor-faktor yang dominan pada tiap sentimen. Penelitian ini berbeda dari studi sebelumnya yang menganalisis sentimen produk melalui ulasan media sosial [7]. Dalam penelitian ini, data diambil langsung dari platform *e-commerce*, yang diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih akurat terkait preferensi dan kepuasan pelanggan [7].

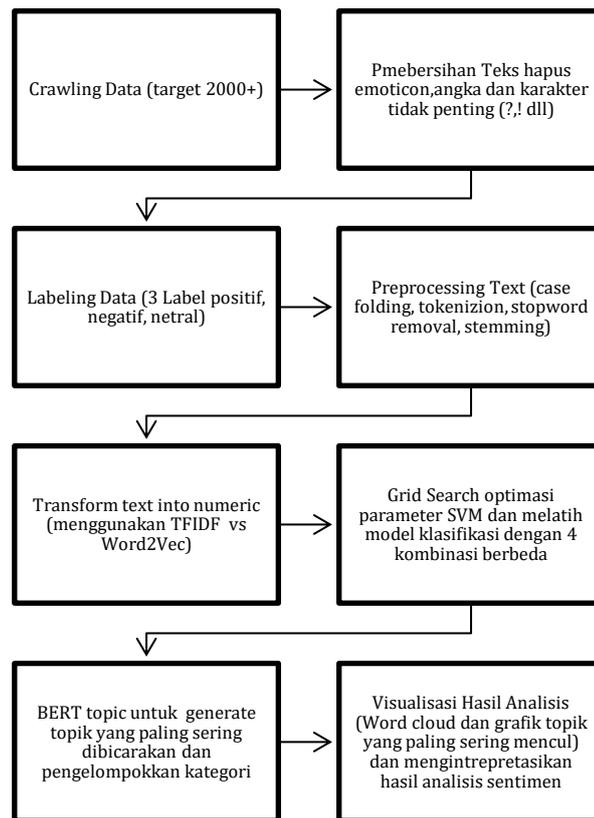
Data ulasan dari *e-commerce* memiliki banyak *noise* seperti emoji, jumlah data tidak seimbang antar kelas yang biasanya dominan di salah satu sentimen, penggunaan bahasa yang tidak baku seperti slang dan singkatan-singkatan. Oleh karena itu, penelitian ini akan menggunakan pendekatan *Natural Language Processing* (NLP) untuk memahami, mengolah, dan menginterpretasikan emosi, opini, atau sikap pengguna dari data berbasis teks.

Metode klasifikasi yang digunakan adalah Support Vector Machine (SVM). SVM merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang dikenal memiliki performa baik dalam klasifikasi teks dan analisis sentimen [8] [9]. Metode Naïve Bayes merupakan metode yang paling sering digunakan dalam analisis sentimen [10]. Namun, dalam beberapa penelitian perbandingan kedua metode tersebut, kinerja SVM memiliki akurasi yang lebih baik [11] [12]. Kelebihan model SVM dibandingkan model Naive Bayes adalah mampu memetakan data ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi, sehingga bekerja lebih baik pada data yang memiliki karakteristik yang lebih beragam [11]. SVM memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dibanding Decision Tree, karena tidak mudah overfitting pada data pelatihan [13]. Oleh karena itu, SVM bekerja relatif lebih baik dibanding metode lain dalam klasifikasi sentimen.

Penggunaan metode SVM diharapkan dapat memberikan model klasifikasi sentimen yang akurat. Dengan mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori tertentu, perusahaan dapat memahami kebutuhan konsumen dan mengevaluasi kualitas produk. Selain itu, analisis ini juga dapat membantu calon pembeli dalam membuat keputusan berdasarkan sentimen mayoritas pengguna.

2. METODOLOGI

Terdapat delapan tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini yang dapat dilihat pada Gambar 2. Delapan tahapan tersebut adalah tahapan pokok yang dilakukan di dalam penelitian ini. Tahapan penelitian terdiri dari pengumpulan data ulasan melalui proses *crawling*, pembersihan teks dengan menghapus emoji dan karakter tidak penting, labeling data, *preprocessing text*, *transform text into corpus*, melatih model klasifikasi SVM, menganalisis sentimen ulasan secara menyeluruh dan visualisasi hasil analisis.



Gambar 2. Tahapan penelitian

Tahap pertama, proses *crawling* data ulasan produk *moisturizer* merek Skintific yang dijual di Tokopedia telah berhasil dilakukan. Proses ini melibatkan pengambilan ulasan dari platform Tokopedia secara otomatis untuk mengumpulkan sebanyak mungkin pendapat dan pengalaman pengguna terhadap produk tersebut menggunakan bahasa Python dan *library* Selenium dan BeautifulSoup. Setelah dilakukan *crawling*, sebanyak 3799 ulasan berhasil diperoleh dan kemudian disimpan dalam sebuah file CSV yang bernama `skintificfull.csv`. Data dipilih menggunakan *random sampling* dari toko-toko di Tokopedia. Berdasarkan pengamatan penjualan produk *moisturizer* ini di Tokopedia, terdapat sekitar kurang dari 8000 ulasan produk. Hal ini diamati secara langsung dengan

menghitung jumlah ulasan produk di semua toko yang menjual produk tersebut. Untuk menguji apakah 3799 cukup representatif, *crawling* dilakukan lagi untuk mengambil data baru sejumlah 2000 ulasan. Proses pelabelan data dilakukan pada data awal dan data baru untuk mengetahui distribusi masing-masing sentimen. Proporsi sentimen dari 3799 data awal adalah 71,3% positif, 16,1% netral dan 12,6% negatif. Adapun proporsi sentimen dari 2000 data baru adalah 72,2% positif, 17,4% netral dan 10,4% negatif. Berdasarkan percobaan tersebut, distribusi tetap stabil pada data awal dan data baru dan metode pemilihan acak sudah diterapkan, maka *random sampling* yang dilakukan cukup valid dan hasilnya dapat digeneralisasi mewakili populasi 8000 ulasan. Dalam penelitian ini, tidak dilakukan penyeimbang data antar kelas karena: (1) tujuan utamanya adalah untuk mengetahui apa yang sebenarnya sering dibicarakan konsumen, menyeimbangkan data akan mengaburkan fakta mayoritas ulasan yang muncul, (2) data minoritas (sentimen negatif dan netral) memang tidak tersedia banyak, sehingga sulit untuk menyeimbangkan jumlah ulasan tanpa menghilangkan *keyword* mayoritas ulasan positif.

Tahap kedua adalah membersihkan teks dari elemen-elemen yang tidak relevan atau tidak memberikan kontribusi signifikan dalam analisis sentimen. Emoji dihapus karena tidak mengandung informasi verbal yang dapat diinterpretasikan oleh model analisis. Selain itu, karakter-karakter tidak penting lainnya seperti tanda bacadan angka yang tidak dibutuhkan. Tujuan dari pembersihan ini adalah untuk menyederhanakan teks sehingga lebih fokus pada makna verbal yang diungkapkan oleh pengguna dalam ulasannya. Proses ini penting karena membantu memastikan bahwa data yang digunakan untuk melatih model sentimen adalah bersih dan sesuai dengan kebutuhan analisis yang akan dilakukan, sehingga meningkatkan akurasi dan kehandalan hasil analisis sentimen yang dihasilkan [14].

Tahap ketiga adalah *labeling* dilakukan untuk memberikan label pada ulasan produk yang telah dikumpulkan. Contoh dari proses *labeling* data dapat dilihat dalam Tabel 1. Proses *labeling* dilakukan secara otomatis menggunakan model ayameRusia transformer BERT. Model ini dipilih karena akurasinya yang baik dalam pelabelan sentimen [15]. Data dibagi menjadi 3 kategori yaitu positif, negatif dan netral. Proses ini memungkinkan setiap data ulasan diberi label berdasarkan analisis sentimen secara otomatis, dengan mempertimbangkan ekspresi pengguna terhadap produk tersebut.

Tabel 1. Contoh Pelabelan Data

Ulasan	Label
sesuai pesanan, kondisi baik, sangat cocok dengan kulit	Positif
tipe kulitku kering tipe kulitku sensitif	Netral
kurang cocok di aku	Negatif

Tabel 2. Contoh Hasil Preprocessing Text

Ulasan	CaseFolding	Tokenizing	Without Stopwords	Stemming
tipe kulitku kering	tipe kulitku kering	[tipe, kulitku, kering]	[tipe, kulitku, kering]	[tipe, kulit, kering]
tipe kulitku berminyak masalah kulitku pori be...	tipe kulitku berminyak masalah kulitku pori be...	[tipe, kulitku, berminyak, masalah, kulitku, p...]	[tipe, kulitku, berminyak, kulitku, pori, kuli...]	[tipe, kulit, minyak, kulit, pori, kerut]

Tahap keempat adalah *preprocessing text*. Teks ulasan produk diolah untuk mempersiapkan data secara optimal sebelum analisis lebih lanjut. Langkah pertama adalah *case folding*, di mana semua huruf dikonversi menjadi huruf kecil untuk konsistensi dalam representasi kata-kata. Selanjutnya, teks dibagi menjadi token-token seperti kata-kata atau frasa melalui proses *tokenizing*, memungkinkan analisis lebih mendetail terhadap setiap unit teks. *Stopword removal* dilakukan untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memberikan makna tambahan seperti "dan" atau "atau", memfokuskan pada kata-kata yang lebih informatif. Terakhir, *stemming* digunakan untuk mengubah kata-kata ke bentuk dasarnya dengan menghapus imbuhan atau akhiran kata, memperjelas representasi kata yang memiliki akar yang sama. Proses-proses ini memastikan data teks siap untuk digunakan dalam model analisis sentimen atau aplikasi NLP lainnya dengan akurasi yang ditingkatkan. Hasil *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal* dan *stemming* bisa dilihat pada Tabel 2. Selanjutnya, data mentah dan data hasil *preprocessing* akan digunakan untuk melatih model SVM dan membandingkan kinerja model dari dua pendekatan tersebut.

Tahap kelima adalah transform data teks menjadi bentuk numerik (vektor). Terdapat dua cara berbeda yang digunakan pada tahap ini seperti TF-IDF dan Word2Vec. TF-IDF mengukur seberapa penting sebuah kata dalam sebuah dokumen relatif terhadap kumpulan dokumen yang dipresentasikan dalam vektor berdasarkan frekuensi kata. Adapun Word2Vec akan membuat representasi kata dalam bentuk vektor yang menangkap makna atau konteks kata. Kelebihan TF-IDF adalah proses sederhana, mudah dihitung dan efektif untuk *keyword extraction*. Adapun kelebihan Word2Vec adalah mampu menangkap makna semantik dan hubungan antar kata. Kedua pendekatan yang berbeda ini masing-masing digunakan untuk melatih model klasifikasi sentimen, kemudian dianalisa hasil perbandingan akurasinya.

Tahap keenam adalah melatih model untuk analisis sentimen, penggunaan metode Support Vector Machine (SVM) merupakan pilihan yang efektif dan umum digunakan. Performa model SVM sangat bergantung pada nilai parameter yang dipilih. Parameter ini mempengaruhi bentuk hyperplane dan kemampuan generalisasi model. Jika parameter tidak sesuai, model bisa *overfitting* atau *underfitting*. Penelitian ini menggunakan GridSearchCV untuk mencari parameter optimal dalam model SVM untuk mendapatkan kinerja terbaik dari model tersebut. Beberapa parameter penting yang perlu dioptimalisasi dalam SVM dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Parameter penting SVM

Parameter	Keterangan
C (Regularization Parameter)	Nilai c digunakan untuk mengontrol trade-off antara akurasi klasifikasi pada data training vs kompleksitas model (margin hyperplane). Nilai parameter yang diuji: 0.1, 1, 10.
gamma	Nilai gamma digunakan untuk mengontrol seberapa jauh pengaruh sebuah data training terhadap <i>boundary</i> . Pada nilai gamma besar, model fokus pada titik-titik dekat, sangat kompleks (<i>overfitting</i>). Pada nilai gamma kecil, <i>boundary</i> lebih <i>smooth</i> (<i>underfitting</i>). Nilai parameter yang diuji: scale, auto.
kernel	Kernel digunakan untuk memilih fungsi untuk memetakan data ke dimensi yang lebih tinggi jika data tidak linear. Penggunaan kernel yang kurang tepat dapat menurunkan performa SVM. Nilai parameter yang diuji: linier, rbf.

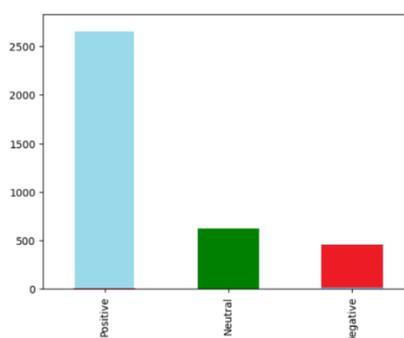
Tujuan optimalisasi SVM adalah untuk menyesuaikan bentuk margin dan *hyperplane* yang ideal untuk dataset ulasan. Nilai 0.1, 1 dan 10 yang diuji pada parameter ‘c’ mewakili skala kecil, sedang, dan besar dari efek regularisasi pada model. Nilai 0.1 mewakili nilai c yang kecil, model lebih toleran terhadap kesalahan tapi margin lebih lebar (*underfitting*). Nilai 1 merupakan nilai *default*, titik tengah antara kompleksitas dan generalisasi. Nilai 10 mewakili nilai c besar dimana model akan berusaha keras menghindari kesalahan (*overfitting*). Nilai linier dan rbf pada parameter kernel merupakan kernel yang sering digunakan dalam klasifikasi SVM [16] [17]. Kernel linier digunakan ketika data bisa dipisahkan secara linier di ruang fitur asli. Kernel ini sesuai untuk data teks TF-IDF yang biasanya berdimensi tinggi, karena pemisahan linier sering cukup efektif [18]. Kernel rbf memetakan data ke ruang dimensi yang lebih tinggi sehingga mampu membuat boundary yang kompleks. Kernel ini biasa dipakai ketika hasil kernel linier kurang optimal [19]. Setelah model dilatih, tahap evaluasi dilakukan untuk menganalisis kinerja model dalam memprediksi sentimen dari data uji atau data baru. Evaluasi ini mencakup pengukuran seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk memahami sejauh mana model mampu memahami dan mengklasifikasikan sentimen dengan benar.

Tahap ketujuh melakukan analisis sentimen data ulasan produk. Sentimen dikelompokkan menjadi 3 kelas negatif, netral dan positif [14]. Model BERT Topic dapat melakukan pemodelan topik pada teks ulasan produk. Setelah teks ulasan diproses dan diklasifikasikan berdasarkan sentimen, BERT Topic membantu mengidentifikasi tema atau topik utama dalam setiap kelompok ulasan. Hasil dari BERT Topic dapat digunakan untuk mengelompokkan teks berdasarkan kesamaan topik, menganalisis tema utama yang sering muncul dalam ulasan produk dan mempermudah eksplorasi data.

Tahap akhir dari proses analisis sentimen melibatkan penyajian hasil secara visual menggunakan *word cloud* dan grafik pengelompokkan topik ulasan. *Word cloud* merupakan representasi visual dari frekuensi kata [20]. Grafik pengelompokkan ulasan diambil dari hasil perhitungan BERT Topic. Grafik ini menampilkan sepuluh topik paling sering dibicarakan dan ulasan yang sering muncul pada topik tersebut. Hasil interpretasi BERT Topic diharapkan dapat memberikan insight tentang opini pengguna.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Distribusi sentimen ulasan produk *moisturizer* Skintific di Tokopedia ditunjukkan pada Gambar 3. Berdasarkan gambar tersebut, sentimen positif mendominasi. Sebagian besar ulasan pelanggan adalah positif, dengan jumlah ulasan positif mencapai lebih dari 2710. Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas pelanggan puas dengan produk atau layanan yang diberikan. Sentimen netral dan negatif lebih sedikit. Ulasan netral berjumlah sekitar 612, sedangkan ulasan negatif berjumlah lebih sedikit, sekitar 477. Ini menunjukkan bahwa meskipun ada beberapa ulasan yang netral atau negatif, jumlahnya jauh lebih kecil dibandingkan dengan ulasan positif.



Gambar 1. Grafik Distribusi Sentimen

Pelatihan model SVM dilakukan dengan empat kombinasi berbeda antara lain, pelatihan model tanpa preproseccing dengan TF-IDF, pelatihan model tanpa preprocessing dengan Word2Vec, pelatihan model dengan *preprocessing* (yang disebutkan dalam metode penelitian) dengan TF-IDF, dan pelatihan model dengan *preprocessing* lengkap dengan Word2Vec. Hal ini dilakukan untuk melihat pengaruh *preprocessing* terhadap akurasi model dan juga perbedaan kinerja TF-IDF dan Word2Vec terhadap akurasi model. Peltihan model dilakukan degan GridSearchCVCV untuk mencari konfigurasi terbaik pada tiap pelatihan model. Hasil pelatihan dengan empat kombinasi tersebut diringkas pada Tabel 4.

Tabel 4. Ringkasan hasil pelatihan model klasifikasi SVM kombinasi berbeda

Kombinasi	Kelas	Presisi	Recall	F1-Score	Akurasi	Parameter SVM Terbaik
Tanpa <i>preprocessing</i> dan menggunakan TF-IDF	Negatif	0.48	0.55	0.51	85%	C: 10, gamma: 'scale', kernel: 'linear'
	Netral	0.77	0.65	0.70		
	Positif	0.90	0.93	0.91		
Tanpa <i>preprocessing</i> dan menggunakan Word2Vec	Negatif	0	0	0	78%	C: 10, gamma: 'scale', kernel: 'linear'
	Netral	0.63	0.22	0.32		
	Positif	0.79	0.99	0.88		
Dengan <i>preprocessing</i> dan menggunakan TF-IDF	Negatif	0.65	0.42	0.52	87%	C: 10, gamma: 'scale', kernel: 'rbf'
	Netral	0.86	0.65	0.74		
	Positif	0.88	0.97	0.92		
Dengan <i>preprocessing</i> dan menggunakan Word2Vec	Negatif	0	0	0	76%	C: 1, gamma: 'scale', kernel: 'rbf'
	Netral	0.65	0.12	0.20		
	Positif	0.77	1	0.68		

Hasil pelatihan model klasifikasi sentimen menunjukkan bahwa penggunaan TF-IDF, baik dengan maupun tanpa *preprocessing*, memberikan performa yang secara keseluruhan lebih baik dibandingkan Word2Vec. Hal ini terlihat dari nilai rata-rata presisi, recall, dan F1-score pada masing-masing kelas sentimen. Untuk kelas negatif, model dengan TF-IDF mampu mencapai presisi sebesar 0.55, recall sebesar 0.45, dan F1-score sebesar 0.51. Meskipun performa untuk kelas negatif masih tergolong rendah, namun tetap menunjukkan adanya keberhasilan model dalam mengenali sebagian data negatif. Pada kelas netral, performa model cukup stabil dengan presisi 0.82, recall 0.65, dan F1-score 0.72, menunjukkan bahwa representasi fitur TF-IDF cukup baik dalam membedakan ulasan yang bersifat netral. Sementara itu, kelas positif kembali menjadi kelas dengan performa terbaik, dengan presisi mencapai 0.88, recall 0.92, dan F1-score 0.91. Hal ini menunjukkan bahwa TF-IDF sangat efektif dalam membantu model mengenali karakteristik sentimen positif, baik dari sisi ketepatan maupun cakupan prediksi.

Hasil pelatihan model klasifikasi sentimen menggunakan representasi fitur Word2Vec menunjukkan bahwa model tidak mampu mengenali kelas negatif, bahkan baik pada data tanpa *preprocessing* maupun yang telah dilakukan *preprocessing*. Hal ini terlihat dari nilai

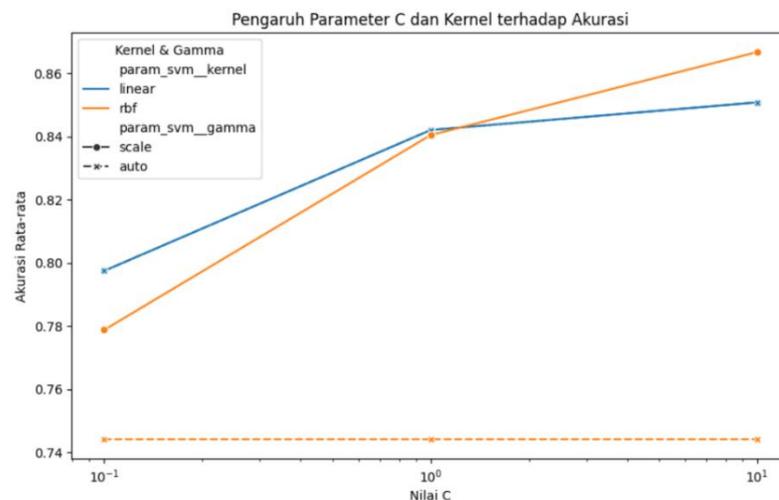
presisi, recall, dan F1-score untuk kelas negatif yang tetap berada pada angka 0.00 di kedua skenario tersebut. Hal ini dapat terjadi karena jumlah data ulasan negatif jauh lebih sedikit dibandingkan netral dan positif. Word2Vec mempelajari makna kata berdasarkan konteks, namun tidak mempertimbangkan label sentimen secara langsung. Akibatnya, kata-kata negatif bisa memiliki vektor yang dekat dengan kata netral/positif jika sering muncul bersamaan, sehingga membingungkan model klasifikasi.

Hasil klasifikasi untuk sentimen netral dan positif pada Word2Vec secara umum lebih rendah dari TF-IDF. Akurasi yang dicapai Word2Vec tanpa *preprocessing* sebesar 78%, lebih rendah dari akurasi TF-IDF tanpa *preprocessing* sebesar 85%. Akurasi yang dicapai Word2Vec dengan *preprocessing* sebesar 76%, lebih rendah dari akurasi TF-IDF dengan *preprocessing* sebesar 86%.

Berdasarkan pengujian tersebut, TF-IDF memiliki kemampuan yang lebih unggul dibanding Word2Vec dalam menangkap pola kata dalam penelitian ini. Salah satu keunggulan utama TF-IDF adalah kemampuannya memberikan bobot spesifik untuk kata-kata yang bersifat diskriminatif antar kelas, sehingga model dapat belajar dengan lebih akurat.

Pada pelatihan model dengan TF-IDF, peningkatan akurasi dari hasil *preprocessing* hanya sebesar 2% dibandingkan tanpa *preprocessing* (dari 85% menjadi 87%). Hal ini tetap menunjukkan bahwa proses pembersihan data berkontribusi positif terhadap kinerja model. *Preprocessing* membantu menyederhanakan representasi teks dan mengurangi noise, sehingga model dapat belajar pola sentimen dengan lebih efektif, khususnya pada kelas-kelas minoritas yang lebih sulit dikenali.

Pada pelatihan model dengan Word2Vec, hasil akurasi lebih tinggi diperoleh saat data tidak dilakukan *preprocessing* (78%), dibandingkan saat data dengan *preprocessing* (76%). Hal ini menunjukkan bahwa representasi Word2Vec lebih sensitif terhadap konteks asli kata, sehingga proses *preprocessing* seperti *stemming* atau *stopword removal* justru dapat menghilangkan informasi penting yang dibutuhkan untuk menghasilkan vektor representasi yang akurat.



Gambar 4. Grafik pengaruh parameter C dan kernel terhadap akurasi

Hasil akurasi terbaik adalah model dengan *preprocessing* dan TF-IDF sebesar 87%. Parameter terbaik pada model ini adalah nilai C=10, gamma scale dan kernel rbf. Pengaruh parameter C dan kernel terhadap akurasi dapat dilihat pada Gambar 4. Kernel linier menunjukkan peningkatan akurasi yang stabil seiring dengan kenaikan nilai C. Namun, akurasi tertinggi masih berada sedikit di bawah kernel RBF. Kernel RBF dengan

Tabel 5. Pengelompokkan topik ulasan dan rekomendasi bagi perusahaan terkait

Topik	Kalimat Representatif	Rekomendasi
Kualitas produk sesuai ekspektasi	"produknya bagus, sesuai deskripsi dan kualitas oke banget!"	Perusahaan dapat memanfaatkan UGC (<i>User Generated Content</i>) untuk memperkuat citra kualitas
Harapan awal pembelian	"semoga cocok di kulitku, baru pertama kali coba."	Perusahaan dapat menyediakan <i>sample size</i> atau <i>travel size</i> untuk trial.
Efek melembapkan dan tekstur ringan	"teksturnya ringan, mudah meresap, dan melembapkan banget."	Perusahaan dapat menambahkan pada kemasan dan promosi, misalnya " <i>Light Texture & Hydrating Effect</i> "
Efek halus dan mencerahkan di kulit wajah	"pemakaian awal udah kerasa hasilnya, kulit jadi lebih halus dan cerah."	Perusahaan dapat menampilkan sebelum dan sesudah hasil pemakaian produk di promosi/iklan.
Harga murah dan promo	"papet harga murah pas <i>flash sale</i> , seneng banget!"	Perusahaan dapat tetap menjalankan strategi diskon periodik seperti <i>flash sale</i> dan <i>bundling</i>
Kemasan produk dan kelengkapan	" <i>packaging</i> aman, rapi dan lengkap sesuai pesanan."	Perusahaan dan penjual dapat menjaga konsistensi pengemasan yang rapi.
Ulasan negatif	"bagus sih, sayang agak sedikit mahal", "Sayang banget produknya bocor, pengiriman oke tapi kualitas harus ditingkatkan."	Perusahaan dapat menanggapi ulasan negatif secara profesional dan cepat.
Produk viral	"gara-gara viral jadi tertarik beli, ternyata cocok di aku"	Perusahaan dapat memaksimalkan <i>endorsement</i> dari <i>influencer</i>
Pengiriman cepat dan ekspedisi	"Pesanan cepat sampai, seller responsif, kurirnya juga ramah. Top!"	Penjual produk di Tokopedia dan ekspedisinya harus mempertahankan kualitas layanan ini.
Produk sesuai gambar/deskripsi	"Produk sesuai foto, pengemasan aman, gak mengecewakan."	Perusahaan harus tetap menjaga transparansi foto dan deskripsi produk.

Berdasarkan hasil pengelompokkan topik tersebut, secara keseluruhan produk mendapat ulasan positif dengan beberapa alasan antara lain kualitas produk sesuai deskripsi, memiliki efek melembapkan, menghaluskan dan mencerahkan, tekstur ringan dan terdapat promo. Produk sempat viral, sehingga banyak yang tertarik untuk mencoba. Pelayanan penjual produk di Tokopedia juga cukup memuaskan dengan ulasan barang yang dikirim lengkap, sesuai, aman dan ekspedisinya cepat. Sedikit ulasan negatif tentang pengemasan yang kurang rapi sehingga bocor ketika dikirim dan bagi beberapa orang produk sedikit mahal.

4. KESIMPULAN

Distribusi sentimen ulasan produk moisturizer Skintific di Tokopedia sebagian besar adalah positif, dengan jumlah ulasan positif mencapai lebih dari 2710. Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas pelanggan puas dengan produk atau layanan yang diberikan. Sentimen netral dan negatif lebih sedikit. Ulasan netral berjumlah sekitar 612, sedangkan ulasan negatif berjumlah lebih sedikit, sekitar 477. Ini menunjukkan bahwa meskipun ada beberapa ulasan yang netral atau negatif, jumlahnya jauh lebih kecil dibandingkan dengan ulasan positif.

BERT Topic menghasilkan 65 topik dari ulasan. Sepuluh topik teratas antara lain kualitas produk sesuai ekspektasi, harapan awal pembelian, melembapkan dan tekstur ringan, mencerahkan, harga murah dan promo, kemasan produk dan kelengkapan, ulasan negatif, produk viral, pengiriman cepat dan produk sesuai gambar/deskripsi. Rekomendasi bagi perusahaan berdasarkan topik tersebut antara lain perusahaan dapat memanfaatkan UGC (User Generated Content) untuk memperkuat citra kualitas, menyediakan travel size untuk trial, menampilkan sebelum dan sesudah hasil pemakaian produk di promosi/iklan, menjalankan strategi diskon periodik seperti flash sale dan menanggapi ulasan negatif secara profesional dan cepat.

Dalam penelitian ini, hasil akurasi terbaik adalah model dengan preprocessing dan TF-IDF sebesar 87%. TF-IDF memiliki kemampuan yang lebih unggul dibanding Word2Vec dalam menangkap pola kata dalam penelitian ini. Salah satu keunggulan utama TF-IDF adalah kemampuannya memberikan bobot spesifik untuk kata-kata yang bersifat diskriminatif antar kelas, sehingga model dapat belajar dengan lebih akurat. Parameter terbaik pada model dengan preprocessing dan TF-IDF adalah nilai $C=10$, gamma scale dan kernel rbf. Untuk kelas negatif, model dengan TF-IDF mampu mencapai presisi sebesar 0.65, recall sebesar 0.42, dan F1-score sebesar 0.52. Meskipun performa untuk kelas negatif masih tergolong rendah, namun tetap menunjukkan adanya keberhasilan model dalam mengenali sebagian data negatif. Pada kelas netral, performa model cukup stabil dengan presisi 0.86, recall 0.65, dan F1-score 0.74, menunjukkan bahwa representasi fitur TF-IDF cukup baik dalam membedakan ulasan yang bersifat netral. Sementara itu, kelas positif kembali menjadi kelas dengan performa terbaik, dengan presisi mencapai 0.88, recall 0.97, dan F1-score 0.92. Parameter terbaik pada model ini adalah nilai $C=10$, gamma scale dan kernel rbf. Kernel linier menunjukkan peningkatan akurasi yang stabil seiring dengan kenaikan nilai C . Namun, akurasi tertinggi masih berada sedikit di bawah kernel RBF. Kernel RBF dengan gamma=scale memberikan hasil akurasi terbaik, dan meningkat signifikan saat nilai C naik, dengan akurasi tertinggi dicapai saat $C=10$. Saran untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode klasifikasi BERT atau LSTM untuk meningkatkan akurasi model.

5. DAFTAR RUJUKAN

- [1] I. S. Milal *et al.*, “KLASIFIKASI TEKS REVIEW PADA E-COMMERCE TOKOPEDIA MENGGUNAKAN ALGORITMA SVM,” vol. 05, 2023.
- [2] M. Xanderina *et al.*, “ANALISIS SENTIMEN ULASAN E-COMMERCE SHOPEE PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING,” 2024.
- [3] Databooks, 2024. *Ini Produk Kecantikan Terlaris di E-Commerce Indonesia Kuartal I 2024*. [Online] (Updated at 31 Mei 2024) Available at: <https://databoks.katadata.co.id/teknologi-telekomunikasi/statistik/9403618fbc7c690/ini-produk-kecantikan-terlaris-di-e-commerce-indonesia-kuartal-i-2024> [Accessed at 1 Desember 2024]

- [4] A. K. Rachmat *et al.*, “PENGARUH BRAND AWARENESS DAN ONLINE CUSTOMER REVIEW TERHADAP MINAT BELI BRAND SKINTIFIC PADA MAHASISWI PASCASARJANA UNIVERSITAS SANGGA BUANA YPKP BANDUNG ANGKATAN 2024/2025,” *Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research*, vol. 9, no. 1, pp. 347–358, 2025.
- [5] S. N. S. Amanda, A. Ayuni, and A. Sudrajat, “Pengaruh Harga Dan Celebrity Endorser Terhadap Keputusan Pembelian Produk Skincare Skintific,” *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, vol. 9, no. 12, pp. 505–514, 2023.
- [6] G. Malakiano and M. A. Ahmadi, “Pengaruh Brand Image, Brand Awareness, dan Product Quality Terhadap Repurchase Intention Produk Skincare Skintific,” *Jurnal Riset Multidisiplin Edukasi*, vol. 2, no. 1, pp. 170–191, 2025.
- [7] H. Harnelia, “Analisis Sentimen Review Skincare Skintific Dengan Algoritma Support Vector Machine (Svm),” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 2, 2024.
- [8] T. Tinaliah and T. Elizabeth, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PrimaKu Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, vol. 9, no. 4, pp. 3436–3442, 2022.
- [9] I. S. K. Idris, Y. A. Mustofa, and I. A. Salihi, “Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 5, no. 1, pp. 32–35, 2023.
- [10] Y. A. Singgalen, “Pemilihan metode dan algoritma dalam analisis sentimen di media sosial: systematic literature review,” *Journal of Information Systems and Informatics*, vol. 3, no. 2, pp. 278–302, 2021.
- [11] B. A. Maulana, M. J. Fahmi, A. M. Imran, and N. Hidayati, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Pluang Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM): Sentiment Analysis of Pluang Applications With Naive Bayes and Support Vector Machine (SVM) Algorithm,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, 2024.
- [12] R. Yunita and M. Kamayani, “Perbandingan algoritma SVM dan Naive Bayes pada analisis sentimen penghapusan kewajiban skripsi,” *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 12, no. 5, 2023.
- [13] M. F. Asshiddiqi and K. M. Lhaksana, “Perbandingan Metode Decision Tree dan Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen pada Instagram Mengenai Kinerja PSSI,” *eProceedings of Engineering*, vol. 7, no. 3, 2020.
- [14] I. Muhandhis and A. S. Ritonga, “Public Sentiment Analysis on TikTok about Tapera Policy using Random Forest Classifier,” *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 14, no. 1, pp. 354–365, 2025.
- [15] I. Muhandhis, A. S. Ritonga, and A. N. Azizah, “Perbedaan Kinerja TextBlob dan Transformer AyameRusia BERT dalam Pelabelan Sentimen: Studi Kasus Sentimen Publik Kebijakan Tapera,” in *Prosiding Seminar Implementasi Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 2025, pp. 158–164.

- [16] P. K. Intan, “Comparison of kernel function on support vector machine in classification of childbirth,” *Jurnal Matematika MANTIK*, vol. 5, no. 2, pp. 90–99, 2019.
- [17] R. A. Hasibuan, D. E. Ratnawati, and R. S. Perdana, “Analisis Sentimen Kebijakan Ekspor Pasir Laut Pada Sosial Media Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi, Dan Edukasi Sistem Informasi (JUST-SI 5, no. 1 (August 2024): 24–33. <https://doi.org/https://doi.org/10.25126/justsi.v5i1.373>*.
- [18] R. Wati and S. Ernawati, “Analisis Sentimen Persepsi Publik Mengenai PPKM Pada Twitter Berbasis SVM Menggunakan Python,” *Jurnal Teknik Informatika UNIKA Santo Thomas*, pp. 240–247, 2021.
- [19] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, M. K. Anam, and others, “Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM: Comparative Evaluation of SVM Kernels for Sentiment Classification in Fuel Price Increase Analysis,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 2, pp. 153–160, 2023.
- [20] T. M. Fahrudin, A. R. F. Sari, A. Lisanthoni, and A. A. D. Lestari, “Analisis Speech-To-Text Pada Video Mengandung Kata Kasar Dan Ujaran Kebencian Dalam Ceramah Agama Islam Menggunakan Interpretasi Audiens Dan Visualisasi Word Cloud,” *SKANIKA: Sistem Komputer dan Teknik Informatika*, vol. 5, no. 2, pp. 190–202, 2022.