

Analisis Sentimen Berbasis Aspek dalam Ulasan Merek Fashion di Marketplace Menggunakan Support Vector Machine

M. Ihsan Yusuf Lubis¹, Ilka Zufria², Ari Usman²

^{1,2,3}Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara Medan, Indonesia

¹m.ihsan@uinsu.ac.id, ²ikazufria@uinsu.ac.id, ³ariusman09@gmail.com,

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2026-01-11

Revised 2026-08-03

Accepted 2026-08-23

Corresponding Author:

M. Ihsan Yusuf Lubis

Email: m.ihsan@uinsu.ac.id



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstract – The fashion sector is a major contributor to the national creative economy, accounting for more than half of the total exports of that subsector. The success of the local brand Erigo on the international stage has triggered the need to systematically analyze consumer perception through digital platforms. This study aims to classify Indonesian public opinion toward the Erigo brand based on the aspects of price, packaging, quality, and service using the Support Vector Machine (SVM) method. This research is limited to Indonesian-language reviews and does not include emoji or sarcasm analysis. Data collection was carried out through a web scraping technique using the Instant Data Scraper tool, producing a dataset of 1,000 reviews from the Shopee and Tokopedia marketplaces. Data labeling was performed manually by the researchers and validated by a language expert to ensure the reliability of the sentiment classes. The results show that the quality aspect received the highest enthusiasm, while the service aspect requires improvement due to its significant negative sentiment. The implementation of SVM with a One-vs-Rest approach produced an average accuracy of 89.5%. This study provides a theoretical contribution to the development of aspect-based multiclass classification and a practical contribution to the fashion industry in formulating marketing strategies based on customer service evaluation.

Keywords: Aspect-Based Sentiment Analysis; Erigo, Marketplace; One-vs-Rest; Sentiment Analysis; Support Vector Machine.

Abstrak – Sektor fashion merupakan kontributor utama ekonomi kreatif nasional, menyumbang lebih dari separuh total ekspor subsektor tersebut. Fenomena keberhasilan merek lokal Erigo di kancah internasional memicu kebutuhan untuk menganalisis persepsi konsumen secara sistematis melalui platform digital. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan opini publik Indonesia terhadap merek Erigo berdasarkan aspek harga, kemasan, kualitas, dan layanan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Penelitian ini dibatasi pada ulasan berbahasa Indonesia tanpa menyertakan analisis emosi (emoji) atau sarkasme. Metode pengumpulan data dilakukan melalui teknik web scraping menggunakan alat Instant Data Scraper, menghasilkan dataset sebanyak 1000 ulasan dari marketplace Shopee dan Tokopedia. Pelabelan data dilakukan secara manual oleh peneliti dan divalidasi oleh pakar bahasa untuk menjamin reliabilitas kelas sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aspek kualitas mendapatkan antusiasme tertinggi, sedangkan aspek layanan memerlukan peningkatan karena memiliki sentimen negatif yang signifikan. Implementasi SVM dengan pendekatan One-vs-Rest menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 89,5%. Studi ini memberikan kontribusi teoretis pada pengembangan klasifikasi multikelas berbasis aspek dan kontribusi praktis bagi industri fashion dalam merumuskan strategi pemasaran berdasarkan evaluasi layanan pelanggan.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Analisis Sentimen Berbasis Aspek, Erigo, Marketplace, One-vs-Rest, Support Vector Machine.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang sangat pesat telah membawa perubahan besar dalam berbagai aspek kehidupan manusia, termasuk dalam pola konsumsi dan perilaku masyarakat terhadap produk-produk yang ditawarkan secara daring. Era digital ditandai dengan melimpahnya arus informasi dari berbagai sumber yang dapat diakses dengan mudah oleh publik. Kondisi ini membuat masyarakat semakin aktif dalam mencari, membagikan, dan memberikan pendapat terhadap suatu produk atau merek melalui media sosial dan marketplace. Dalam konteks inilah, kemampuan untuk membedakan antara informasi yang benar dan keliru menjadi hal yang sangat penting. Nilai ini sejalan dengan prinsip Al-Qur'an yang mendorong umatnya untuk selalu memverifikasi informasi sebelum memercayainya, sebagaimana termaktub dalam QS. Al-Hujurat ayat 6, yang mengajarkan kehati-hatian dan validasi terhadap setiap kabar yang diterima. Prinsip tersebut menjadi relevan ketika dihadapkan pada fenomena opini publik dan persepsi konsumen di dunia digital, termasuk dalam industri fesyen.

Industri fashion di Indonesia memiliki peran yang signifikan dalam pengembangan ekonomi kreatif nasional. Berdasarkan data dari Kementerian Pariwisata dan Ekonomi Kreatif, subsektor fashion menyumbang lebih dari separuh total ekspor ekonomi kreatif Indonesia dengan nilai mencapai 11,969,4 juta dolar AS pada tahun 2017 [1]. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa fashion lokal tidak hanya diminati oleh konsumen domestik, tetapi juga

mulai dikenal di pasar global. Salah satu merek yang mencuri perhatian publik adalah *Erigo*, yang berhasil memamerkan produknya di ajang bergengsi *New York Fashion Week* pada tahun 2022. Keberhasilan ini mencerminkan potensi besar industri fashion lokal untuk bersaing di tingkat internasional, sekaligus membuka peluang penelitian terkait bagaimana persepsi publik terbentuk terhadap merek-merek tersebut.

Perkembangan ekspor fashion yang signifikan berjalan beriringan dengan adopsi teknologi digital di Indonesia. Laporan Digital 2023 Indonesia (2023) mencatat lonjakan aktivitas belanja daring yang masif, di mana marketplace menjadi platform utama interaksi konsumen [2], [3].

Dalam konteks pemasaran digital, ulasan konsumen di marketplace seperti Shopee dan Tokopedia menjadi salah satu sumber informasi penting untuk memahami preferensi dan kepuasan pengguna. Ulasan yang diberikan secara sukarela oleh konsumen dapat mengandung berbagai ekspresi sentimen, baik positif, negatif, maupun netral, yang mencerminkan pengalaman mereka terhadap suatu produk. Oleh karena itu, analisis sentimen muncul sebagai metode penting untuk menafsirkan opini konsumen secara sistematis dan kuantitatif. Menurut peneliti Aggarwal dan Zhai, analisis sentimen merupakan cabang dari *text mining* yang berfokus pada pengenalan polaritas opini dalam teks, yang dapat digunakan untuk mengevaluasi persepsi publik terhadap entitas tertentu [4], [5].

Seiring berkembangnya metode analisis data, muncul pendekatan baru yang disebut analisis sentimen berbasis aspek (*aspect-based sentiment analysis*). Pendekatan ini tidak hanya menilai sentimen secara keseluruhan, tetapi juga mengkaji opini terhadap aspek-aspek spesifik dari suatu produk, seperti harga, kualitas, kemasan, dan layanan. Penelitian menjelaskan bahwa pendekatan berbasis aspek memberikan hasil yang lebih rinci karena mampu mengidentifikasi dimensi mana yang mendapat tanggapan positif dan mana yang perlu diperbaiki. Hal ini menjadikan analisis berbasis aspek sangat relevan untuk menilai merek fashion yang memiliki banyak dimensi pengalaman konsumen [6], [7].

Dalam ranah penelitian sebelumnya, berbagai algoritma telah digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen, dan di antaranya, *Support Vector Machine* (SVM) menjadi salah satu metode yang paling populer serta terbukti efektif. SVM merupakan algoritma pembelajaran mesin terawasi (*supervised machine learning*) yang digunakan untuk mengklasifikasikan data ke dalam kategori tertentu dengan mencari batas pemisah terbaik antar kelas [8]. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa SVM mampu memberikan tingkat akurasi tinggi dalam mengklasifikasikan opini publik terhadap kebijakan pemerintah di media sosial, bahkan pada kondisi data yang tidak seimbang [9]. SVM telah terbukti memberikan tingkat akurasi tinggi dalam mengklasifikasikan opini publik di berbagai domain, seperti kebijakan pemerintah [9] dan program sosial nasional [10], serta pada penanganan dataset teks yang kompleks dan berdimensi tinggi, di mana SVM seringkali lebih unggul dibandingkan *Naïve Bayes* atau *KNN* [11], [12].

Selain keunggulan dalam klasifikasi biner, SVM juga cocok diterapkan dalam konteks analisis sentimen multikelas, di mana opini dibagi ke dalam lebih dari dua kategori, seperti positif, negatif, dan netral. Penelitian lain menjelaskan bahwa SVM dengan pendekatan *One-vs-Rest* atau *One-vs-One* dapat menangani berbagai kelas sentimen secara efisien dengan hasil yang akurat [13]. Kemampuan model dalam menangani tiga kelas sentimen (positif, negatif, netral) sejalan dengan efektivitas SVM pada isu politik nasional yang mencapai akurasi 95,05% [14], serta klasifikasi opini publik multikelas lainnya [13]. Penggunaan SVM dalam penelitian ini diharapkan mampu memberikan gambaran yang komprehensif mengenai pola persepsi konsumen terhadap merek fashion, terutama dalam konteks marketplace yang datanya dinamis dan beragam. Meskipun model *Deep Learning* sedang berkembang, SVM tetap menjadi pilihan utama untuk sistem yang membutuhkan waktu pelatihan singkat namun tetap akurat [15].

Meskipun demikian, studi-studi sebelumnya yang membahas persepsi konsumen terhadap merek fashion masih tergolong terbatas. Sebagian besar penelitian lebih berfokus pada analisis sentimen terhadap produk teknologi, jasa transportasi daring, atau kebijakan pemerintah, sementara konteks industri fashion lokal Indonesia belum banyak mendapat perhatian. Padahal, industri ini memiliki karakteristik tersendiri, seperti nilai estetika, identitas budaya, dan pengalaman visual, yang dapat memengaruhi opini publik secara berbeda dibandingkan sektor lain. Hill (2021) menyebutkan bahwa merek fashion berfungsi bukan hanya sebagai identitas produk, tetapi juga sebagai pembentuk citra sosial yang mampu menimbulkan emosi dan loyalitas konsumen [16]. Dengan demikian, memahami sentimen terhadap merek fashion menjadi penting bagi pengembangan strategi pemasaran dan manajemen merek di era digital.

Dalam ekosistem tersebut, marketplace seperti Shopee dan Tokopedia berperan besar dalam memfasilitasi interaksi antara produsen dan konsumen. Platform ini tidak hanya berfungsi sebagai tempat transaksi, tetapi juga sebagai wadah pertukaran informasi berupa ulasan dan rating produk. Williams dan Lebsock menyatakan bahwa sistem ulasan konsumen berfungsi sebagai bentuk *electronic word of mouth* (e-WOM) yang berpengaruh kuat terhadap keputusan pembelian [3]. Oleh karena itu, analisis terhadap ulasan konsumen di marketplace dapat memberikan wawasan berharga bagi perusahaan dalam meningkatkan kualitas produk dan layanan.

Berbeda dengan penelitian-penelitian tersebut, studi oleh Paulina et al. [6] hanya berfokus pada dua kelas sentimen (positif dan negatif) pada objek jasa penginapan, sementara Isnain et al. [9] dan Siringoringo [11] menganalisis sentimen secara umum tanpa membedah aspek spesifik produk. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan arsitektur SVM *One-vs-Rest* untuk klasifikasi sentimen multikelas (positif, negatif, netral) yang diintegrasikan dengan empat aspek spesifik industri fashion lokal. Pendekatan ini memberikan hasil yang lebih rinci dibandingkan klasifikasi polaritas tunggal yang umum digunakan pada referensi-referensi terdahulu.

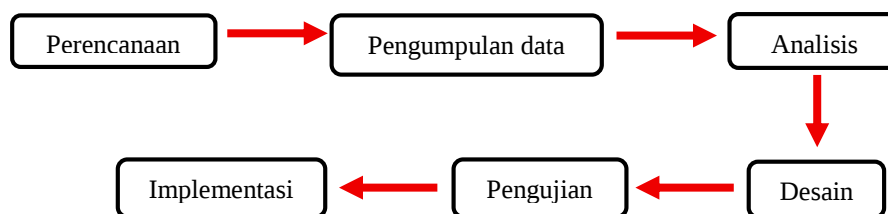
Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini dirancang untuk mengisi kekosongan dalam kajian akademik mengenai analisis sentimen terhadap merek fashion lokal Indonesia dengan pendekatan berbasis aspek. Penelitian ini mengimplementasikan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengklasifikasikan sentimen pada ulasan konsumen terhadap merek Erigo yang dihimpun dari dua marketplace besar, yaitu Shopee dan Tokopedia. Analisis difokuskan pada empat aspek utama yang paling sering muncul dalam ulasan, yakni harga, kemasan, kualitas, dan layanan.

Secara konseptual, penelitian ini berupaya menjawab beberapa pertanyaan utama: (1) bagaimana persepsi publik Indonesia terhadap merek fashion lokal Erigo pada berbagai aspek produknya; (2) aspek apa yang paling berpengaruh dalam membentuk sentimen positif maupun negatif; serta (3) seberapa efektif metode SVM dalam mengklasifikasikan sentimen berbasis aspek pada data ulasan yang besar dan kompleks.

Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teoretis dalam pengembangan studi analisis sentimen berbasis aspek menggunakan algoritma SVM serta memberikan manfaat praktis bagi industri fashion Indonesia dalam meningkatkan kualitas dan strategi pemasarannya. Lebih jauh, hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan bagi penelitian serupa yang berfokus pada sektor ekonomi kreatif, terutama dalam memahami perilaku konsumen dan membangun citra merek yang kompetitif di kancah global.

II. METODE

Metode penelitian ini dirancang untuk membangun sistem analisis sentimen berbasis aspek terhadap ulasan merek fesyen di marketplace dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan yang sistematis mulai dari perencanaan, pengumpulan data, analisis persyaratan, desain sistem, pengujian, hingga implementasi. Alur penelitian secara keseluruhan dapat digambarkan seperti pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1. Alur Penelitian

A. Perencanaan

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem analisis sentimen berbasis aspek untuk ulasan merek fashion menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Perencanaan berfungsi sebagai peta jalan yang memandu seluruh proses penelitian.

B. Pengumpulan data

Dua teknik utama digunakan untuk pengumpulan data. Pertama, pengikisan web menggunakan alat Instant Data Scraper untuk mengekstrak data dari situs web marketplace Shopee dan Tokopedia. Kedua, tinjauan pustaka yang menyeluruh mengeksplorasi berbagai sumber ilmiah untuk mengumpulkan teori dan wawasan yang relevan.

Proses ekstraksi data dilakukan melalui teknik web scraping menggunakan alat Instant Data Scraper untuk memperoleh 1.000 ulasan dari Shopee dan Tokopedia. Tahap krusial dalam penelitian ini adalah penjaminan validitas label data sebelum proses pelatihan model. Peneliti melakukan pelabelan manual yang divalidasi oleh validator ahli, yaitu seorang guru honorer lulusan Pendidikan Bahasa Indonesia Universitas Negeri Medan (UNIMED). Validasi ahli ini menjamin bahwa pelabelan sentimen positif, negatif, dan netral dilakukan berdasarkan kaidah linguistik yang tepat. Untuk proses klasifikasi, sistem mengimplementasikan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan pendekatan *One-vs-Rest (Multiclass)* guna menangani pembagian tiga kelas sentimen secara efisien [13].

C. Analisis Persyaratan

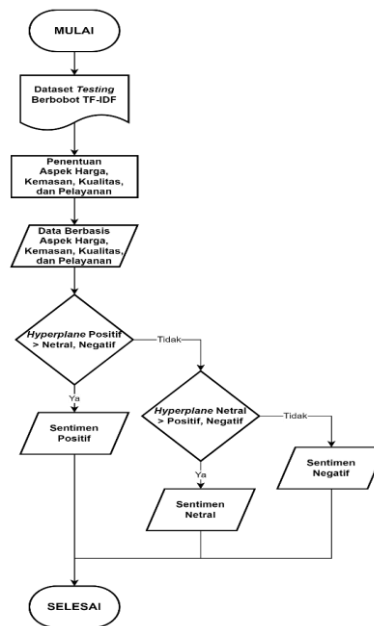
Memahami persyaratan fungsional dan non-fungsional sangatlah penting. Persyaratan fungsional menguraikan fitur-fitur sistem seperti penanganan dataset, pra-pemrosesan, klasifikasi aspek, dan sentimen. Persyaratan non-fungsional menentukan aspek-aspek seperti aksesibilitas sistem, manajemen pengguna, dan prasyarat teknologi.

D. Desain

Desain mencakup alur kerja sistem, diagram, dan prototipe antarmuka. Desain Sistem Klasifikasi menguraikan implementasi SVM untuk klasifikasi aspek dan sentimen, beserta desain antarmukanya. Desain Antarmuka mencakup sketsa antarmuka login, beranda, unggah data, prapemrosesan, klasifikasi, *confusion matrix*, dan manajemen akun.

Dalam penelitian ini, implementasinya melibatkan penggunaan metode SVM untuk mengklasifikasikan kategori aspek dan kelas sentimen dalam aspek-aspek tersebut. Sebelum memasuki tahap klasifikasi, dataset terlebih dahulu diberi label dan menjalani praproses yang terdiri dari enam tahap.

Setelah data dibersihkan, data tersebut kemudian dibobot menggunakan metode TF-IDF. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji. Data latih berfungsi sebagai model pembelajaran mesin, sementara data uji menjalani klasifikasi kategori aspek. Proses klasifikasi aspek mengategorikan data berdasarkan aspek-aspek seperti harga, kemasan, kualitas, dan produk. Setelah klasifikasi aspek, data diklasifikasikan lebih lanjut menjadi tiga kelas: positif, negatif, dan netral, menggunakan algoritma *Support Vector Machine*. Ilustrasi yang lebih detail tentang klasifikasi sentimen berdasarkan aspek dengan SVM digambarkan menggunakan diagram alur, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.

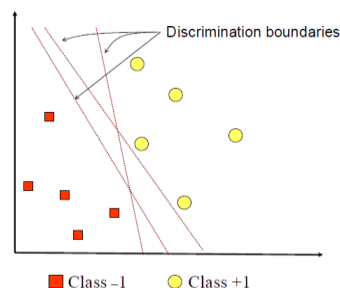


Gambar 2. Diagram Alir Algoritma Mesin Vektor Pendukung dalam Klasifikasi Sentimen.

1. Mesin Vektor Pendukung (SVM)

SVM menawarkan model pengklasifikasi yang efisien dengan kemampuan generalisasi yang kuat, memecahkan masalah pemrograman kuadrat cembung untuk menemukan solusi global yang optimal [17]. SVM, algoritma pembelajaran mesin yang diawasi, menangani tugas klasifikasi atau regresi dan mahir dalam menangani data yang dapat dipisahkan secara linier dan tidak dapat dipisahkan, termasuk kumpulan data yang tidak seimbang. [18]. Efektivitas SVM sangat dipengaruhi oleh pemilihan fungsi kernel yang tepat. Kernel *Radial Basis Function* (RBF) sering dipilih karena fleksibilitasnya dalam memetakan data non-linear [19], [20].

Teknik ini menghasilkan data transformasi yang terpisah, setelah itu dimungkinkan untuk menemukan hiperbidang yang memisahkan data menjadi dua kelas: positif (+1) dan negatif (-1). Pada Gambar 3 dan 4, data positif (+1) dilambangkan dengan warna kuning dan data negatif (-1) dilambangkan dengan warna merah. SVM dapat mengklasifikasikan multikelas dengan 2 metode: metode *One-vs-One* dan metode *One-vs-Rest*. Berikut adalah penjelasan masing-masing metode.



Gambar 3. Berbagai Pilihan Batasan Diskriminasi [21]

Secara umum, proses SVM yang digambarkan pada Gambar 3 mengilustrasikan beberapa kemungkinan batasan diskriminasi bagi SVM untuk melakukan analisis himpunan data. Rumus untuk menemukan hiperbidang dapat dituliskan sebagai persamaan 1

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0 \quad (1)$$

Di mana:

$\vec{w}$: Nilai vektor bobot

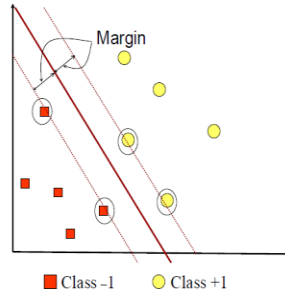
$\vec{x}_i$: Nilai variabel input data i

b : Nilai bias

Jika setiap titik berada di atas hiperbidang, persamaan 2 digunakan. Demikian pula, jika setiap titik berada di bawah hiperbidang, persamaan 3 dapat digunakan.

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq +1 \quad (2)$$

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 \quad (3)$$



Gambar 4. Batas Diskriminasi dengan Hyperplane Optimal [21]

Gambar 4 menggambarkan batas diskriminasi dengan margin maksimum. Margin, juga dikenal sebagai batas pemisah, adalah jarak antara dua kelas data terdekat pada bidang hiperbidang. Bidang hiperbidang dengan margin terbaik akan memberikan generalisasi untuk mencapai hasil klasifikasi yang lebih baik.

Margin maksimum dapat diukur dengan memaksimalkan nilai jarak antara hiperbidang dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|\vec{w}\|$. Hal ini dapat diformulasikan sebagai masalah Pemrograman Kuadrat (QP), yang akan mempertimbangkan kendala dalam persamaan 5, untuk menemukan titik minimum dalam persamaan 4.

$$\min_{\vec{w}} \tau(\vec{w}) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (4)$$

$$y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (5)$$

2. Metode One-vs-One

Prinsip metode ini dibangun dengan jumlah $k(k-1)/2$ model klasifikasi biner (k adalah jumlah total kelas). Setiap model klasifikasi dilatih dengan data dari dua kelas. Terdapat beberapa metode pengujian setelah semua $k(k-1)/2$ model klasifikasi dibangun. Salah satunya adalah metode voting. Berikut adalah contoh tabel penerapan formulasi metode *One-vs-One* [13].

TABEL 1
METODE SVM ONE-VS-ONE DENGAN 3 KELAS

$Y_i = +1$	$Y_i = -1$	Hipotesa
Kelas 1	Kelas 2	$f_{1,2}(x) = (w_{1,2})x + b_{1,2}$
Kelas 1	Kelas 3	$f_{1,3}(x) = (w_{1,3})x + b_{1,3}$
Kelas 2	Kelas 3	$f_{2,3}(x) = (w_{2,3})x + b_{2,3}$

3. Metode One-vs-Rest (One-vs-All)

Pada dasarnya, prinsip metode ini melibatkan konstruksi k model SVM biner (dengan k adalah jumlah kelas). Setiap model klasifikasi i dilatih menggunakan seluruh dataset untuk mencari solusi bagi permasalahan yang diberikan. Ilustrasi permasalahan klasifikasi dengan tiga kelas menggunakan pendekatan *One-vs-Rest* dirumuskan seperti yang digambarkan pada Tabel 2 [13].

TABEL 2
METODE SVM ONE-VS-REST DENGAN 3 KELAS

$Y_i = +1$	$Y_i = -1$	Hipotesa
Kelas 1	Bukan Kelas 1	$f_1(x) = (w_1)x + b_1$
Kelas 2	Bukan Kelas 2	$f_2(x) = (w_2)x + b_2$
Kelas 3	Bukan Kelas 3	$f_3(x) = (w_3)x + b_3$

E. Pengujian

Pengujian memastikan fungsionalitas sistem dan integritas kode. Pengujian Black Box dan White Box dilakukan untuk memverifikasi keselarasan dengan persyaratan dan menilai struktur kode. Pengukuran kinerja model klasifikasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mendapatkan nilai akurasi, presisi, dan *recall* secara objektif [21], [8].

F. Implementasi

Eksekusi melibatkan akuisisi, prapemrosesan, pelatihan, dan prediksi sentimen. Pengumpulan Data meliputi pengikisan 1000 ulasan, pelabelan, prapemrosesan, dan pemisahan menjadi set data pelatihan dan pengujian. Pelatihan dan Prediksi Model melibatkan pelatihan sistem pada set data pelatihan dan prediksi sentimen pada set data pengujian, dengan tujuan mencapai akurasi tinggi.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisa Data

Bagian ini akan membahas analisis data dan sistem yang digunakan untuk melakukan riset analisis sentimen, yang bertujuan untuk memahami persepsi publik Indonesia terhadap merek fesyen. Analisis ini akan berfokus pada berbagai aspek untuk menghasilkan umpan balik spesifik, dengan Erigo sebagai merek yang diteliti. Data untuk analisis sentimen akan dikumpulkan dari umpan balik konsumen Indonesia terhadap Erigo, yang bersumber dari pasar daring seperti Shopee dan Tokopedia melalui pengikisan web menggunakan ekstensi Chrome Instant Data Scraper. Data yang dikumpulkan akan berformat ".csv" dan dikategorikan sebagai positif, negatif, atau netral berdasarkan faktor-faktor seperti harga, kemasan, kualitas, dan layanan. Analisis data dilakukan untuk memahami sentimen publik Indonesia terhadap merek fashion

Tahap awal dilakukan pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF. Contoh perhitungan nilai W_i diilustrasikan sebagai berikut (di mana T1 mewakili pernyataan positif, T2 pernyataan netral, dan T3 pernyataan negatif. Nilai TF-IDF dari D3 + D4 mewakili T1 (positif), D2 mewakili T2 (netral), dan D1 mewakili T3 (negatif).

TABEL 3
CONTOH TABEL HASIL UNTUK T1, T2, DAN T3.

Ketentuan	TF-IDF (W_i)		
	T1	T2	T3
pita	0	0	0.46369
celana	0	0	0.46369
erigo	0	0	0.46369
ukur	0	0	0.37410
pilih	0	0	0.46369
terima	0	0.52336	0
kasih	0	0.52336	0
jual	0	0.52336	0
suka	0.25387	0.42224	0
bagus	0.71694	0	0
jaket	0.31467	0	0
jas	0.31467	0	0
kirim	0.62933	0	0
sehat	0.31467	0	0
tinggal	0.31467	0	0
besok	0.31467	0	0
kualitas	0.60982	0	0
produk	0.60982	0	0

Hasil TF-IDF ini kemudian dijadikan input untuk algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Perhitungan panjang vektor antar data pelatihan ditunjukkan pada Tabel 4.

TABEL 4
TABEL PERHITUNGAN $\|X-X_i\|$

$\ x - x_i\ $	$\sqrt{x^2 + y^2 + z^2 + \dots}$	Hasil
$\ x_1 - x_1\ $	$\sqrt{0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2}$	0
$\ x_1 - x_2\ $	$\sqrt{0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + (-0.52336)^2 + (-0.52336)^2 + (-0.52336)^2 + (-0.16837)^2 + 0.71694^2 + 0.31467^2 + 0.31467^2 + 0.62933^2 + 0.31467^2 + 0.31467^2 + 0.31467^2 + 0.60982^2 + 0.60982^2}$	1.73175
$\ x_1 - x_3\ $	$\sqrt{(-0.46369)^2 + (-0.46369)^2 + (-0.46369)^2 + (-0.3741)^2 + (-0.46369)^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0.25387^2 + 0.71694^2 + 0.31467^2 + 0.31467^2 + 0.62933^2 + 0.31467^2 + 0.31467^2 + 0.31467^2 + 0.60982^2 + 0.60982^2}$	1.79258
$\ x_2 - x_1\ $	$\sqrt{0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0.52336^2 + 0.52336^2 + 0.52336^2 + 0.16837^2 + (-0.71694)^2 + (-0.31467)^2 + (-0.31467)^2 + (-0.62933)^2 + (-0.31467)^2 + (-0.31467)^2 + (-0.31467)^2 + (-0.60982)^2 + (-0.60982)^2}$	1.73175
$\ x_2 - x_2\ $	$\sqrt{0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2}$	0
$\ x_2 - x_3\ $	$\sqrt{(-0.46369)^2 + (-0.46369)^2 + (-0.46369)^2 + (-0.3741)^2 + (-0.46369)^2 + 0.52336^2 + 0.52336^2 + 0.52336^2 + 0.42224^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2}$	1.41421
$\ x_3 - x_1\ $	$\sqrt{0.46369^2 + 0.46369^2 + 0.46369^2 + 0.3741^2 + 0.46369^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + (-0.25387)^2 + (-0.71694)^2 + (-0.31467)^2 + (-0.31467)^2 + (-0.62933)^2 + (-0.31467)^2 + (-0.31467)^2 + (-0.31467)^2 + (-0.60982)^2 + (-0.60982)^2}$	1.79258
$\ x_3 - x_2\ $	$\sqrt{0.46369^2 + 0.46369^2 + 0.46369^2 + 0.3741^2 + 0.46369^2 + (-0.52336)^2 + (-0.52336)^2 + (-0.52336)^2 + (-0.42224)^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2}$	1.41421
$\ x_3 - x_3\ $	$\sqrt{0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2}$	0

Selanjutnya dilakukan proses kernelisasi menggunakan RBF Kernel. Proses kernelisasi dilakukan menggunakan Radial Basis Function (RBF) dengan persamaan berikut:

$$K(\vec{x}_1, \vec{x}_1) = \exp(-\gamma \|\vec{x}_1 - \vec{x}_1\|^2) \dots \dots \dots (6)$$

Nilai gamma ditetapkan 0,5. Hasilnya digunakan untuk menentukan kelas sentimen pada data uji. Contoh perhitungan TF-IDF pada data uji ditunjukkan pada Tabel 5, sedangkan jarak antara data uji dengan data latih ditunjukkan pada Tabel 6 dan 7.

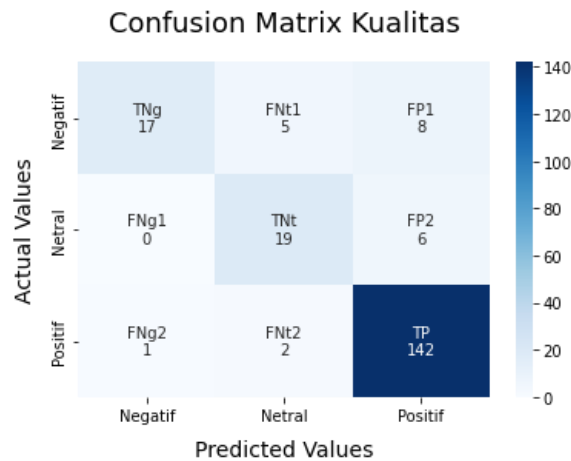
TABEL 5
HITUNG NILAI TF-IDF DATA PENGUJIAN

Ketentuan	TF	Tentara Israel	TF-IDF	Norma TF-IDF
kualitas	1	1.69315	1.69315	0.16008
produk	1	1.69315	1.69315	0.16008
bagus	1	1.40547	1.40547	0.13288
jahit	1	2.09861	2.09861	0.19841
Rapi	1	2.09861	2.09861	0.19841
model	1	2.09861	2.09861	0.19841
keren	1	2.09861	2.09861	0.19841
warna	1	2.09861	2.09861	0.19841
mantap	1	2.09861	2.09861	0.19841
bahan	3	2.09861	6.29584	0,59524
serap	1	2.09861	2.09861	0.19841
keringat	1	2.09861	2.09861	0.19841
adem	1	2.09861	2.09861	0.19841
terawang	1	2.09861	2.09861	0.19841
lembut	1	2.09861	2.09861	0.19841
nyaman	1	2.09861	2.09861	0.19841
pakai	1	2.09861	2.09861	0.19841
Ukur	1	1.69315	1.69315	0.16008
Sesuai	1	2.09861	2.09861	0.19841

TABEL 6
PERHITUNGAN $N \times X_{\text{TRAIN}} - X_{\text{TEST}}$

Ketentuan	kereta X positif	kereta X netral	kereta X negatif	kereta X positif - uji X	kereta X netral - uji X	kereta X negatif - uji X
pita	0.60982	0	0	0.44974	-0.16008	-0.16008
celana	0.60982	0	0	0.44974	-0.16008	-0.16008
erigo	0.71694	0	0	0.58406	-0.13288	-0.13288
ukur	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
pilih	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
terima	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
kasih	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
jual	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
suka	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
bagus	0	0	0	-0,59524	-0,59524	-0,59524
jaket	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
jas	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
kirim	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
sehat	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
tinggal	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
besok	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
kualitas	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
produk	0	0	0.37410	-0.16008	-0.16008	0.21403
jahit	0	0	0	-0.19841	-0.19841	-0.19841
rapi	0.60982	0	0	0.44974	-0.16008	-0.16008
model	0.60982	0	0	0.44974	-0.16008	-0.16008
keren	0.71694	0	0	0,58406	-0.13288	-0.13288

Setelah diperoleh nilai support vector dari data uji D5 (ulasan mengenai kualitas produk), sistem kemudian menghitung nilai pemisah kelas menggunakan fungsi kernel SVM. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa nilai terbesar terdapat pada kelas 1, sehingga data uji (D5) dikategorikan sebagai sentimen positif pada aspek kualitas.



Gambar 5. Contoh Perhitungan *Confusion Matrix*

Rangkaian perhitungan panjang yang melibatkan eliminasi persamaan dan kernel tidak ditampilkan seluruhnya dalam tabel, melainkan diringkas dalam bentuk deskriptif. Hasil akhirnya digunakan untuk menguji performa model terhadap data uji. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan confusion matrix dengan rasio data 80:20. Berikut adalah ringkasan kinerja model per aspek:

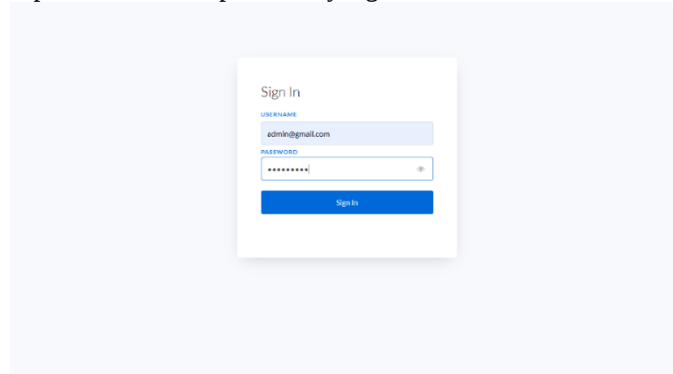
TABEL 8
RINGKASAN KINERJA MODEL PER ASPEK

Aspek	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
Harga	94	96	98	97
Kemasan	93	90	92	91
Kualitas	89	88	87	87
Layanan	82	75	78	76
Rata-rata	89,5	87,25	88,75	87,75

Berdasarkan data di atas, aspek Harga mencatatkan akurasi tertinggi (94%). Analisis menunjukkan hal ini disebabkan oleh pola kosakata ulasan harga yang cenderung sederhana, eksplisit, dan konsisten. Sebaliknya, aspek Layanan memiliki akurasi terendah (82%). Hal ini mencerminkan tingginya variasi linguistik dalam ekspresi keluhan pelanggan yang seringkali menggunakan kosakata dinamis dan terstruktur secara lebih kompleks, sehingga memberikan tantangan lebih bagi model SVM dalam mengenali pola sentimen secara presisi.

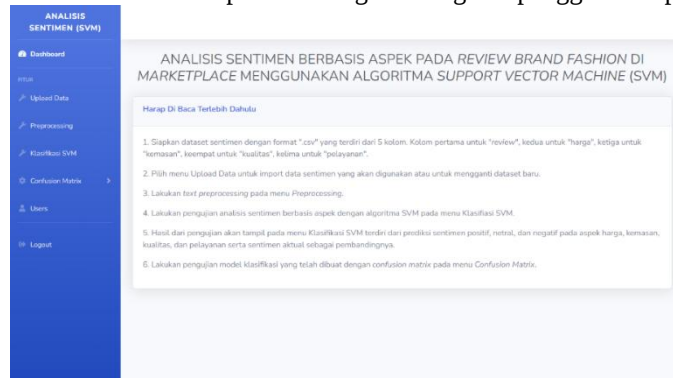
C. Implementasi Aplikasi Analisis Sentimen

Implementasi sistem dilakukan melalui aplikasi berbasis web yang dirancang dengan antarmuka sederhana dan intuitif sehingga mudah digunakan oleh admin maupun operator. Proses penggunaan sistem diawali dengan halaman login sebagai mekanisme keamanan untuk membatasi akses pengguna. Pada halaman ini, pengguna diminta memasukkan kredensial berupa username dan password yang telah terdaftar dalam basis data.



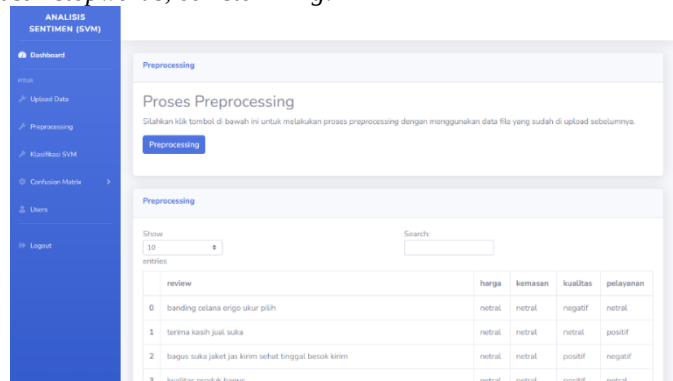
Gambar 6. Tampilan Halaman Login

Setelah proses autentikasi berhasil dan kredensial pengguna tervalidasi, sistem akan menampilkan halaman beranda (*dashboard*) yang berisi informasi umum serta panduan singkat mengenai penggunaan aplikasi.



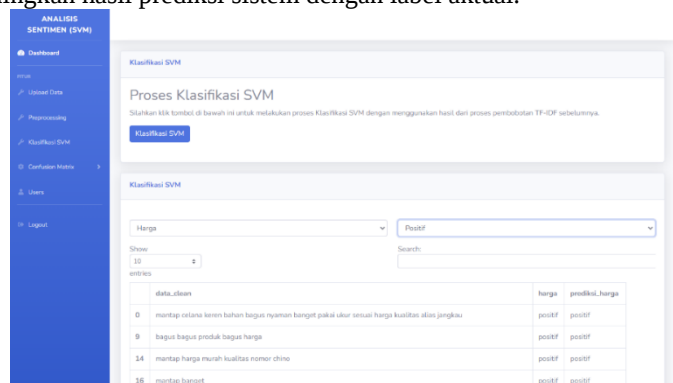
Gambar 7. Tampilan Halaman Beranda

Pengguna dapat mengunggah dataset ulasan dalam format .csv, kemudian sistem menampilkan ringkasan data untuk verifikasi. Data yang telah diunggah diproses secara otomatis melalui tahap *preprocessing* yang meliputi normalisasi teks, penghapusan *stopwords*, dan *stemming*.



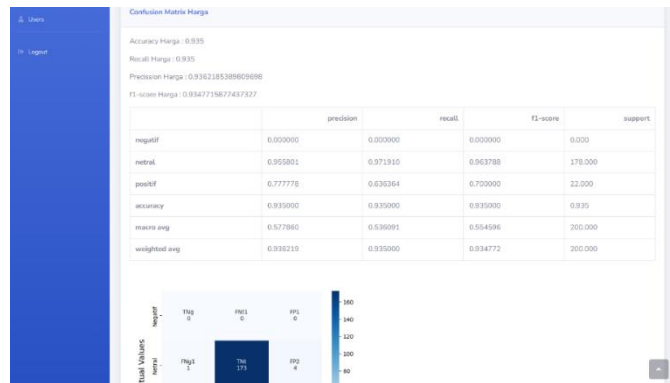
Gambar 8. Tampilan Menu *Preprocessing*

Modul utama aplikasi adalah proses klasifikasi sentimen berbasis aspek menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Pada tahap ini, sistem mengelompokkan setiap ulasan ke dalam kategori sentimen positif, netral, atau negatif berdasarkan aspek yang dianalisis. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk tabel sehingga pengguna dapat membandingkan hasil prediksi sistem dengan label aktual.



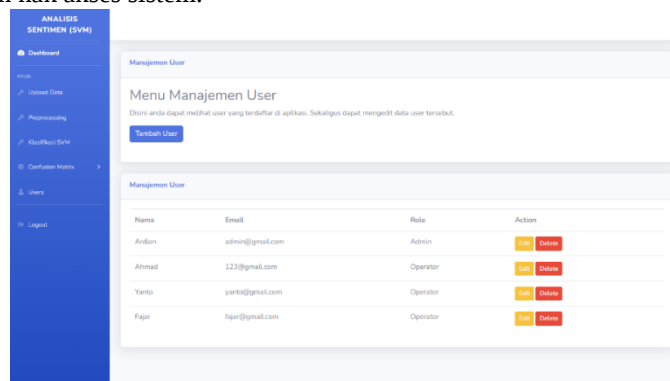
Gambar 9. Tampilan Menu Klasifikasi SVM

Untuk mengevaluasi kinerja model, aplikasi menyediakan hasil confusion matrix pada setiap aspek, yaitu harga, kemasan, kualitas, dan layanan. Melalui tampilan ini, pengguna dapat menganalisis distribusi hasil prediksi serta menilai performa model klasifikasi berdasarkan metrik evaluasi yang dihasilkan.



Gambar 10. Tampilan Hasil Confusion Matrix

Selain itu, aplikasi menyediakan menu manajemen pengguna yang hanya dapat diakses oleh admin. Menu ini dilengkapi dengan fungsi *Create*, *Read*, *Update*, dan *Delete* (CRUD) untuk mengelola data pengguna serta menjaga keamanan dan pengelolaan hak akses sistem.



Gambar 11. Tampilan Menu Manajemen User

Secara keseluruhan, implementasi sistem ini memungkinkan proses analisis sentimen ulasan konsumen berbasis aspek dilakukan secara lebih efisien, sistematis, dan terintegrasi. Dengan demikian, sistem dapat mendukung kegiatan analisis data dalam penelitian serta menjadi alat bantu dalam pengambilan keputusan berdasarkan hasil analisis sentimen yang diperoleh.

D. Pengujian

Pengujian sistem dilakukan untuk mengevaluasi kinerja algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam menganalisis sentimen ulasan konsumen. Uji coba dilakukan dengan dataset ulasan yang telah melalui tahap praproses, kemudian dibagi berdasarkan aspek harga, kemasan, kualitas, dan layanan.

Hasil evaluasi sistem ditampilkan melalui confusion matrix dan classification report yang memuat metrik akurasi (accuracy), presisi (precision), recall, dan F1-score. Berdasarkan hasil pengujian, model klasifikasi sentimen berbasis aspek memperoleh akurasi rata-rata sebesar 89,5%. Adapun akurasi pada masing-masing aspek yaitu 94% untuk aspek harga, 93% untuk aspek kemasan, 89% untuk aspek kualitas, dan 82% untuk aspek layanan.

Nilai tertinggi diperoleh pada aspek harga karena ulasan konsumen cenderung konsisten, sedangkan aspek layanan memperoleh akurasi terendah akibat keragaman kosakata yang digunakan.

Akurasi sistem sebesar 89,5% menunjukkan performa yang kompetitif jika dibandingkan dengan penelitian Isnain et al. [9] yang mencapai 74% atau Paulina et al. [6] yang berada di kisaran 70%. Akurasi rata-rata sebesar 89,5% yang dicapai penelitian ini sangat kompetitif jika dibandingkan dengan analisis sentimen pada aplikasi transportasi seperti Maxim yang mencapai 89,66% [22] atau ulasan Shopee yang menggunakan metode lain [23]. Meskipun lebih rendah dari penelitian Arsi (96,68%), keunggulan model ini adalah kemampuannya membedakan empat aspek sekaligus dengan kelas multikelas yang lebih kompleks.

Aspek layanan mendapatkan akurasi terendah (82%) karena tingginya variasi kosakata dan kompleksitas ekspresi keluhan konsumen yang seringkali ambigu. Solusi algoritmik yang diusulkan adalah penambahan teknik n-gram pada ekstraksi fitur dan perluasan stopword removal spesifik untuk istilah layanan.

Bagi industri fashion, hasil ini menekankan bahwa meski kualitas produk Erigo telah diakui, koordinasi layanan pelanggan dan kecepatan pengiriman masih menjadi titik lemah yang memicu sentimen negative

Hasil pengujian pada aspek produk fashion ini memperkuat temuan pada sektor sparepart otomotif di marketplace, di mana kernel RBF secara konsisten memberikan performa terbaik dibandingkan kernel linear [24] Analisis pada layanan marketplace besar seperti Tokopedia menunjukkan bahwa kepuasan pelanggan sangat bergantung pada kualitas layanan digital yang diberikan [25].

IV. SIMPULAN

Hasil penelitian analisis sentimen berbasis aspek ulasan merek fesyen di marketplace menggunakan algoritma *Support Vector Machine* menunjukkan bahwa penerapan SVM memungkinkan terciptanya model sistem pembelajaran dengan waktu komputasi singkat, sehingga memberikan pemahaman ulasan yang mendalam melalui evaluasi menggunakan *confusion matrix*. Hasil pengamatan menunjukkan antusiasme pengguna yang tinggi terhadap aspek kualitas, sementara layanan masih perlu ditingkatkan. Metode SVM menunjukkan akurasi yang sangat baik, dengan tingkat akurasi rata-rata sebesar 89,5%. Akurasi yang dicapai metode *Support Vector Machine* dalam klasifikasi sentimen (ulasan) dapat dikatakan sangat baik, terbukti dari tingkat akurasi yang diperoleh sistem saat menerapkan metode *Support Vector Machine*. Untuk akurasi klasifikasi sentimen dengan menggunakan dataset 1000 ulasan dan proses pemisahan dataset 80:20, tercapai tingkat akurasi rata-rata sebesar 89,5%. Proses klasifikasi untuk aspek harga, kemasan, kualitas, dan layanan menghasilkan tingkat akurasi masing-masing sebesar 94%, 93%, 89%, dan 82%. Akurasi tinggi juga dicapai pada klasifikasi aspek harga, kemasan, kualitas, dan layanan. Pengembangan aplikasi berbasis web dengan sistem analisis sentimen menggunakan Python dan penelitian ini berkontribusi pada analisis sentimen multikelas berbasis aspek menggunakan algoritma SVM (One vs Rest). Sistem berhasil mengklasifikasikan ulasan dalam waktu komputasi singkat. Keterbatasan penelitian ini adalah belum mampunya sistem mendeteksi sentimen dari gambar atau emoticon. Rencana penelitian lanjutan akan mencakup pengembangan model berbasis deep learning untuk meningkatkan akurasi pada aspek layanan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Fakultas Sains dan Teknologi, khususnya program studi Ilmu Komputer pada Universitas Islam Negeri Sumatera Utara Medan, dan seluruh rekan kerja yang telah membantu dalam penyelesaian penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kemenparekraf/Baparekraf RI, "Brand Fashion Lokal Merambah Kancan Internasional," Kemenparekraf/Baparekraf RI. Diakses: 26 April 2022. [Daring]. Tersedia pada: <https://kemenparekraf.go.id/ragam-ekonomi-kreatif/5-Brand-Fashion-Lokal-Merambah-Kancan-Internasional>
- [2] M. Hamka dan Tukiran, "Analisis Sentimen Pengguna E-Commerce dan Marketplace Menggunakan *Support Vector Machine*," *Jurnal Rekayasa Sistem Informasi dan Teknologi*, vol. 1, no. 4, hlm. 273–282, Mei 2024.
- [3] J. C. Williams dan S. Leebsock, *HBR's 10 must reads : the definitive management ideas of the year from Harvard Business Review 2019.*, 2019 ed. Boston, Massachusetts : Harvard Business School Publishing Corporation, 2019. Diakses: 19 Juli 2022. [Daring]. Tersedia pada: www.hbr.org/bulksales
- [4] C. C. Aggarwal dan C. Zhai, *Mining Text Data*. New York: Springer Science+Business Media, LLC, 2012. doi: 10.1007/978-1-4614-3223-4.
- [5] S. D. Parameswari dkk., "Studi Perbandingan Naïve Bayes dan *Support Vector Machine* (SVM) dalam Analisis Sentimen Pengguna Metaverse," *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan (JTMIT)*, vol. 4, no. 3, hlm. 1059–1065, 2025.
- [6] W. Paulina, F. A. Bachtiar, dan A. N. Rusydi, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Pelanggan Terhadap Kertanegara Premium Guest House Menggunakan *Support Vector Machine*," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 4, no. 4, hlm. 1141–1149, Apr 2020, [Daring]. Tersedia pada: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [7] S. Setyabudi dan E. Aryanny, "Analisis Sentimen Penilaian Pengguna Marketplace Lazada dengan Metode Naïve Bayes dan *Support Vector Machine*," *Jurnal Inovtek Polbeng*, vol. 10, no. 1, hlm. 422–433, Mar 2025.
- [8] Jayadeva, R. Khemchandani, dan S. Chandra, *Studies in Computational Intelligence 659 Twin Support Vector Machines Models, Extensions and Applications*, vol. Volume 659. Switzerland: Springer International Publishing, 2017. doi: 10.1007/978-3-319-46186-1.
- [9] A. R. Isnain, A. I. Sakti, D. Alita, dan N. S. Marga, "Sentimen Analisis Publik Terhadap Kebijakan Lockdown Pemerintah Jakarta Menggunakan Algoritma SVM," *JDMSI*, vol. 2, no. 1, hlm. 31–37, 2021, doi: <https://doi.org/10.33365/jdmsi.v2i1.1021>.
- [10] N. Hendrastuty, A. Rahman Isnain, dan A. Yanti Rahmadhani, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Twitter Dengan Metode *Support Vector Machine*," *Jurnal Informatika: Jurnal pengembangan IT (JPIT)*, vol. 6, no. 3, hlm. 150–155, Sep 2021, [Daring]. Tersedia pada: <http://situs.com>
- [11] R. Siringoringo dan J. Jamaludin, "Text Mining dan Klasterisasi Sentimen Pada Ulasan Produk Toko Online," *Jurnal Teknologi dan Ilmu Komputer Prima (JUTIKOMP)*, vol. 2, no. 1, hlm. 314–319, 2019.
- [12] P. Elisa dan A. R. Isnain, "Comparison of Random Forest, *Support Vector Machine* and Naive Bayes Algorithms to Analyze Sentiment Towards Mental Health Stigma," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 5, no. 1, hlm. 321–329, 2024.
- [13] D. Alita, Y. Fernando, dan H. Sulistiani, "Implementasi Algoritma Multiclass SVM Pada Opini Publik Berbahasa Indonesia di Twitter," *Jurnal TEKNOKOMPAK*, vol. 14, no. 2, hlm. 86–91, 2020, doi: <https://doi.org/10.33365/jtk.v14i2.792>.
- [14] J. Anggraini dan D. Alita, "Implementasi Metode SVM Pada Sentimen Analisis Terhadap Pemilihan Presiden (Pilpres) 2024 Di Twitter," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 9, no. 2, hlm. 102–111, Agu 2024, doi: 10.30591/jpit.v9i2.6560.
- [15] R. H. Hamdi, I. M. Hutabarat, H. G. Sinaga, L. Muthoharoh, A. Satria, dan M. C. T. Manullang, "Benchmarking Logistic Regression, SVM, and LightGBM Against BiLSTM with Attention for Sentiment Analysis on Indonesian Product Reviews," *ArXiv*, hlm. 1–6, Apr 2026, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/2604.25452>

- [16] C. W. L. Hill, *International Business Competing in the Global Marketplace*, Thirteenth Edition. New York: McGraw-Hill Education, 2021. Diakses: 19 Juli 2022. [Daring]. Tersedia pada: mheducation.com/highered
- [17] P. Saigal, *Support-Vector Machines Evolution and Applications*. New York: Nova Science Publishers, Inc., 2021. Diakses: 19 Juli 2022. [Daring]. Tersedia pada: copyright.com
- [18] O. Campesato, *Artificial Intelligence Machine Learning and Deep Learning*. Dulles, Virginia: Mercury Learning and Information LLC, 2020. Diakses: 19 Juli 2022. [Daring]. Tersedia pada: www.merclearning.com
- [19] M. R. Pradana, W. Witanti, dan A. Komarudin, "Prediksi Tingkat Keparahan Diabetes Melitus Menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dengan Kernel Polinomial dan RBF," *Jurnal Locus*, vol. 4, hlm. 7521–7533, Agu 2025.
- [20] E. R. M. Sholihah, I. G. S. M. Diyasa, dan E. Y. Puspaningrum, "Perbandingan Kinerja Kernel Linear dan RBF *Support Vector Machine* untuk Analisis Sentimen Ulasan Pengguna KAI Access pada Google Play Store," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, hlm. 728–733, Feb 2024.
- [21] A. S. Handayani, S. Soim, T. E. Agusdi, Rumiasih, dan A. Nurdin, "Klasifikasi Kualitas Udara Dengan Metode *Support Vector Machine*," *Jurnal Informatika & Rekayasa Elektronika*, vol. 3, no. 2, hlm. 187–199, Nov 2020, Diakses: 23 Juli 2022. [Daring]. Tersedia pada: <http://ejournal.stmiklombok.ac.id/index.php/jire>
- [22] T. R. Tiara Risanindya, W. P. Wika Purbasari, dan L. R. Lutvi Riyandri, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Maxim pada Google Play Store Dengan Metode *Support Vector Machine* (SVM) dan Naïve Bayes," *Smart Comp :Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, vol. 14, no. 4, hlm. 859–867, Okt 2025, doi: 10.30591/smartcomp.v14i4.8409.
- [23] Rahel Lina Simanjuntak, Theresia Romauli Siagian, Vina Anggriani, dan Arnita Arnita, "Analisis Sentimen Ulasan Pada Aplikasi E-Commerce Shopee Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 3, hlm. 23–39, Nov 2023, doi: 10.55606/teknik.v3i3.2411.
- [24] R. E. Resnanda, D. Cahyono, dan A. V. Vitianingsih, "Sistem Komputer dan Teknik Informatika Analisis Sentimen Ulasan Produk Sparepart Motor Di E-Commerce Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (SVM)," *SKANIKA*, vol. 9, hlm. 13–23, Jan 2024.
- [25] Y. Mz, J. E. Bororing, S. Rahayu, dan J. Andhika, "Analisis Sentimen Terhadap Layanan Tokopedia Berdasarkan Twitter dengan Metode Klasifikasi *Support Vector Machine*," *Smart Comp :Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, vol. 12, hlm. 153–163, Jan 2023.