



Penerapan Model Support Vector Machine Pada Klasifikasi Sentimen Ulasan Aplikasi Lazada

Vava Alessandro Riyanto¹, Dwi Budi Santoso²

^{1,2}Universitas Stikubank, Semarang, Indonesia

Email: ¹vavaalessandroryanto@mhs.unisbank.ac.id, ²dbbs@edu.unisbank.ac.id

Abstract

In the digital era, e-commerce applications like Lazada facilitate online shopping for millions of users and gather reviews that assist both buyers and sellers. With the large volume of reviews, machine learning techniques, particularly sentiment classification, play a crucial role in automatically interpreting and classifying these sentiments. This study aims to apply and evaluate the effectiveness of the Support Vector Machine (SVM) model in classifying sentiments of Lazada app reviews. Utilizing text preprocessing methods, including the removal of stop words and vectorization using TF-IDF, the study successfully processed text data for the SVM model. Experiments were conducted with various test set sizes (10%, 20%, and 30%) to assess the model's performance under different conditions. The results show that SVM can classify review sentiments with the highest accuracy of 84.33% and an F1-score of 78.14% at a test size of 0.3. This research reveals that increasing the test set size contributes to better stability and accuracy in classification..

Keywords: Lazada, SVM, Sentiment Analysis, Classification

Abstrak

Dalam era digital, aplikasi e-commerce seperti Lazada, memudahkan jutaan pengguna untuk berbelanja online dan mengumpulkan ulasan yang membantu pembeli dan penjual. Dengan jumlah volume ulasan yang besar, teknik pembelajaran mesin, khususnya klasifikasi sentimen, berperan dalam menginterpretasi dan mengklasifikasikan sentimen tersebut secara otomatis. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan dan mengevaluasi efektivitas model Support Vector Machine (SVM) dalam klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Lazada. Dengan menggunakan metode pra-pemrosesan teks, termasuk penghapusan stop words dan vektorisasi menggunakan TF-IDF, penelitian ini berhasil mengolah data teks menjadi format yang dapat diolah oleh model SVM. Eksperimen dilakukan dengan berbagai ukuran set pengujian (10%, 20%, dan 30%) untuk menilai performa model dalam kondisi yang berbeda. Hasil menunjukkan bahwa SVM mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan dengan akurasi tertinggi sebesar 84.33% dan F1-score sebesar 78.14% pada test size 0.3. Penelitian ini mengungkapkan bahwa peningkatan ukuran set pengujian berkontribusi pada stabilitas dan akurasi klasifikasi yang lebih baik.

Kata kunci: Lazada, SVM, Analisis Sentimen, Klasifikasi

1. PENDAHULUAN

Dalam era digital saat ini, aplikasi e-commerce seperti Lazada memainkan peran penting dalam kehidupan sehari-hari, memberikan platform bagi jutaan pengguna untuk berbelanja secara online. Ulasan yang ditinggalkan oleh pengguna pada platform ini tidak hanya membantu pembeli potensial dalam membuat keputusan pembelian yang lebih tepat, tetapi juga memberikan umpan balik penting bagi penjual dan pengembang aplikasi[1]. Dengan jumlah ulasan yang sangat besar, analisis manual menjadi tidak praktis. Oleh karena itu, penerapan teknik pembelajaran mesin, khususnya klasifikasi sentimen, menjadi penting untuk secara otomatis menginterpretasi dan mengklasifikasikan sentimen ulasan tersebut.

Klasifikasi sentimen merupakan proses kategorisasi teks ke dalam berbagai sentimen, seperti positif, negatif, atau netral. Pendekatan ini membantu dalam memahami perspektif dan emosi pengguna[2]. Salah satu model pembelajaran mesin yang digunakan dalam klasifikasi teks adalah *Support Vector Machine (SVM)*[3].

SVM sangat efektif ketika digunakan pada data yang memiliki dimensi yang sangat besar[4], dan sering diterapkan untuk menganalisis berbagai jenis data teks, seperti ulasan film, tweet, ulasan produk online, blog, forum diskusi, komentar di *Myspace*, dan jaringan sosial[5]. Penelitian oleh Xiaohu dan Harada[6] yang melakukan klasifikasi pada dataset pelanggan *e-commerce* juga mengungkapkan bahwa performa *SVM* lebih baik dibandingkan dengan *logistic regression*. Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi Lazada dengan menggunakan *SVM*, karena vektorisasi teks sering menghasilkan ruang fitur yang sangat besar dimana banyak kata yang unik, sehingga diharapkan mampu menangani kompleksitas ini dengan baik.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini, untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi Lazada menggunakan *SVM* meliputi beberapa langkah utama yaitu pengumpulan data, pelabelan, prapemrosesan teks, vektorisasi, klasifikasi dan evaluasi seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan melalui pemanfaatan *library Python* yang dikenal sebagai *Google Play Scraper*. *Library* ini memungkinkan untuk secara efisien mengambil data dari *Google Play Store*[7]. Dalam proses ini, berhasil dikumpulkan sejumlah 2000 entri data yang berkaitan dengan ulasan pengguna. Setiap entri data ini mengandung informasi yang kompleks, tetapi fokus utama penelitian ini tertuju pada dua kolom khusus: '*content*' dan '*score*' seperti pada tabel 1. Kolom '*content*' berisi teks ulasan yang diberikan oleh pengguna, sedangkan '*score*' merupakan penilaian numerik yang diberikan pengguna terhadap aplikasi tersebut.

Tabel 1. Contoh Hasil Pengumpulan Data

<i>Content</i>	<i>Score</i>
Toko selalu slow respon, pesan barang selalu tidak segera di kirim, akhirnya pesanan dibatalkan otomatis. Bintang satu karena proses toko buat kirim barang sangat2 lama sekali, beda sama apk lain yg langsung sat set, pagi pesan siang udah dikirim, Klo di lazada ngga, pagi pesan barang, sampe 2 hari gda respon, akhirnya batal pesanan nya. Kecewa!	1
Lazada kualitasnya bagus banget, dari segi penyimpanan lebih kecil	5

dibanding sebelah, lebih ringan pas dijalankan, lebih hemat baterai juga, jarang ngelag. Untuk masalah perbandingan harga/diskon menurutku sama aja. Kudu pinter milih2 event/promo yang berlangsung biar bisa chekout banyak banyak dg harga banting.

2.2. Pelabelan

Pelabelan dalam pembelajaran mesin dan analisis sentimen, adalah proses menetapkan label atau kategori ke setiap sampel data berdasarkan karakteristik atau atribut tertentu[8]. Pelabelan digunakan untuk mengasosiasikan fitur-fitur data dengan label yang sesuai. Dalam penelitian ini kolom 'score' digunakan untuk melabeli sentimen. Jika skor ≥ 4 , sentimen dilabeli sebagai 'Positif', dan untuk skor < 4 , sebagai 'Negatif'. Contoh hasil pelabelan terlampir pada tabel 2.

Tabel 2. Contoh Hasil Pelabelan Data

<i>Content</i>	<i>Score</i>	<i>Sentiment</i>
Toko selalu slow respon, pesan barang selalu tidak segera di kirim, akhirnya pesanan dibatalkan otomatis. Bintang satu karena proses toko buat kirim barang sangat2 lama sekali, beda sama apk lain yg langsung sat set, pagi pesan siang udah dikirim, Klo di lazada ngga, pagi pesan barang, sampe 2 hari gda respon, akhirnya batal pesanan nya. Kecewa!	1	Negatif
Lazada kualitasnya bagus banget, dari segi penyimpanan lebih kecil dibanding sebelah, lebih ringan pas dijalankan, lebih hemat baterai juga, jarang ngelag. Untuk masalah perbandingan harga/diskon menurutku sama aja. Kudu pinter milih2 event/promo yang berlangsung biar bisa chekout banyak banyak dg harga banting.	5	Positif

2.3. Prapemrosesan

Prapemrosesan teks meliputi beberapa langkah untuk membersihkan dan menyederhanakan teks[9]. Pertama, teks dibersihkan dari karakter-karakter yang tidak perlu seperti tanda baca. Ini dilakukan menggunakan ekspresi reguler yang menghilangkan semua karakter selain huruf dan spasi. Hal ini penting untuk menghilangkan gangguan yang bisa mempengaruhi analisis teks. Selanjutnya, semua teks diubah menjadi huruf kecil. Langkah ini membantu dalam mengurangi redundansi pada saat analisis, menganggap 'Kata' dan 'kata' sebagai entitas yang sama. Langkah berikutnya adalah menghilangkan *stop words*. *Stop words* adalah kata-kata umum dalam bahasa yang sering muncul tetapi biasanya tidak memiliki makna analitis yang signifikan[10], seperti 'dan', 'di', 'yang', dll. Daftar *stop words* khusus untuk Bahasa Indonesia digunakan. Menghilangkan kata-kata ini membantu dalam memfokuskan analisis pada kata-kata yang lebih informatif dan relevan dengan konteks. Hasil dari prapemrosesan dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Contoh Prapemrosesan Data

<i>Content</i>	<i>Prapemrosesan</i>
Toko selalu slow respon, pesan barang selalu tidak segera di kirim, akhirnya pesanan dibatalkan	toko selalu slow respon pesan barang selalu segera kirim akhirnya pesanan dibatalkan otomatis bintang satu proses toko buat kirim



Content	Prapemrosesan
otomatis. Bintang satu karena proses toko buat kirim barang sangat2 lama sekali, beda sama apk lain yg langsung sat set, pagi pesan siang udah dikirim, Klo di lazada ngga, pagi pesan barang, sampe 2 hari gda respon, akhirnya batal pesanan nya. Kecewa!	barang sangat2 lama sekali beda sama apk lain yg langsung sat set pagi pesan siang udah dikirim klo lazada ngga pagi pesan barang sampe 2 hari gda respon akhirnya batal pesanan nya kecewa
Lazada kualitasnya bagus banget, dari segi penyimpanan lebih kecil dibanding sebelah, lebih ringan pas dijalankan, lebih hemat baterai juga, jarang ngelag. Untuk masalah perbandingan harga/diskon menurutku sama aja. Kudu pinter milih2 event/promo yang berlangsung biar bisa checkout banyak banyak dg harga banting.	lazada kualitasnya bagus banget segi penyimpanan kecil dibanding sebelah ringan pas dijalankan hemat baterai jarang ngelag masalah perbandingan hargadiskon menurutku sama aja kudu pinter milih2 eventpromo berlangsung biar checkout dg harga banting

2.4. Vektorisasi

Vektorisasi merupakan proses mengubah teks menjadi bentuk numerik yang dapat diproses oleh algoritma pembelajaran mesin[11]. Salah satu metode vektorisasi yang populer adalah menggunakan pendekatan *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*. Penelitian ini menggunakan *library TfidfVectorizer* dari *sklearn.feature_extraction.text* untuk mengonversi teks pada kolom prapemrosesan menjadi format numerik. Fitur maksimal yang digunakan adalah 1000 yang diartikan sebagai hanya 1000 kata dengan bobot *TF-IDF* tertinggi yang akan dipertimbangkan, dan kolom *sentiment* diambil sebagai variabel target.

2.5. Klasifikasi dengan SVM

SVM (Support Vector Machine) beroperasi dengan mengidentifikasi hyperplane terbaik dalam ruang fitur yang secara efektif membedakan antara kategori data yang berbeda dalam ulasan aplikasi. Tujuannya bukan hanya untuk menemukan sebuah *hyperplane* yang memisahkan ulasan positif dari negatif, tetapi juga untuk memaksimalkan jarak (margin) antara *hyperplane* tersebut dan data paling dekat dari masing-masing kelas[12]. Data yang paling dekat dengan hyperplane ini dikenal sebagai *support vectors*. Dalam konteks klasifikasi sentimen untuk ulasan aplikasi Lazada, *SVM* menggunakan vektor fitur yang berasal dari teks ulasan untuk menentukan posisi relatif mereka terhadap hyperplane keputusan. Ini memungkinkan model untuk membedakan secara akurat antara sentimen positif dan negatif dalam ulasan tersebut.

2.6. Evaluasi

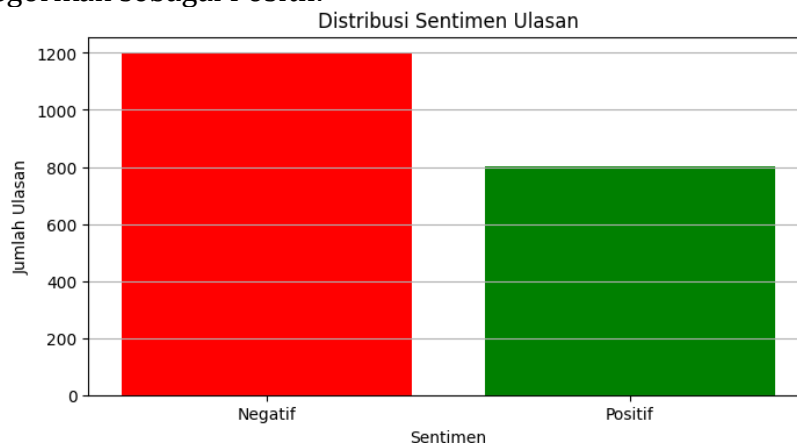
Evaluasi klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* sering dilakukan dengan memanfaatkan beberapa metrik kunci, termasuk *confusion*

matrix, Accuracy, Precision, Recall, dan F1 Score[13]. *Confusion matrix* merupakan tabel yang digunakan untuk menggambarkan performa model klasifikasi pada set data uji yang nilai sebenarnya diketahui. Dari matrix ini, bisa dihitung *Accuracy*, yang mengukur seberapa sering klasifikasi SVM benar secara keseluruhan. *Precision* menunjukkan proporsi prediksi positif yang sebenarnya benar, penting dalam situasi di mana biaya kesalahan positif tinggi. *Recall*, atau *Sensitivity*, mengukur seberapa baik model mengidentifikasi semua kasus positif yang sesungguhnya, sangat berguna dalam kasus di mana mengidentifikasi semua positif sangat penting. *F1 Score* merupakan rata-rata dari *Precision* dan *Recall*, memberikan keseimbangan antara kedua metrik tersebut dan sering digunakan ketika kita memerlukan keseimbangan antara *Precision* dan *Recall*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Distribusi Sentimen

Dalam Gambar 2, dapat dilihat distribusi sentimen yang telah dikategorikan menjadi dua kelas utama: Positif dan Negatif. Analisis ini mengungkapkan bahwa terdapat 1200 sentimen yang diklasifikasikan sebagai Negatif, dan 800 sentimen yang dikategorikan sebagai Positif.

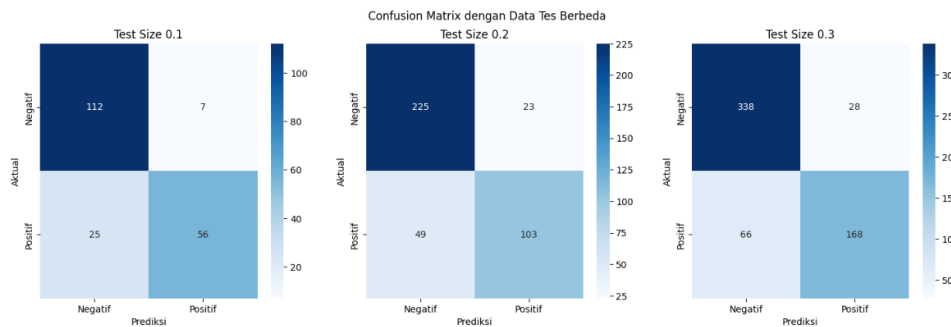


Gambar 2. Distribusi Sentimen

3.2. Hasil Klasifikasi

Klasifikasi dilakukan dengan tiga kali pengujian dengan ukuran data tes 10%, 20% dan 30%. Dari pengujian diperoleh *confusion matrix* seperti ditampilkan pada gambar 3. Dari visualisasi *confusion matrix* untuk tiga ukuran set pengujian yang berbeda, terlihat beberapa tren konsisten. Pertama, seiring dengan meningkatnya ukuran set pengujian, jumlah prediksi yang benar (*true positives* dan *true negatives*) juga meningkat, menunjukkan peningkatan kinerja model dalam mengidentifikasi kedua kelas dengan benar. Khususnya, jumlah *true negatives* (kasus di mana model dengan benar mengidentifikasi ulasan 'Negatif') menunjukkan peningkatan yang signifikan, menandakan efektivitas model dalam mengenali ulasan negatif. Namun, jumlah *false negatives* (kasus di mana ulasan 'Positif' diklasifikasikan sebagai 'Negatif') juga cenderung meningkat dengan ukuran set pengujian yang lebih besar, yang mengindikasikan adanya kompromi

antara sensitivitas dan spesifisitas model. Secara keseluruhan, peningkatan ukuran set pengujian memberikan kinerja yang lebih stabil dalam klasifikasi, tetapi dengan pertimbangan terhadap peningkatan kesalahan tertentu, khususnya dalam mengklasifikasikan ulasan positif.



Gambar 3. Confusion Matrix dengan Data Tes Berbeda

Setelah *confusion matrix* diketahui, maka selanjutnya model dapat dihitung evaluasinya dengan *metriks accuracy, precision, recall* dan *F1-Score*, yang dapat dilihat pada tabel 4. Dari hasil komparasi antara tiga ukuran set pengujian, terlihat bahwa perubahan ukuran set pengujian memiliki dampak yang signifikan terhadap kinerja model. Dengan *test size* 10%, model mencapai *precision* tertinggi (88.89%), menunjukkan keefektifan model dalam mengidentifikasi ulasan positif dengan benar, namun dengan imbalan pada *recall* yang lebih rendah (69.14%). Seiring dengan peningkatan ukuran set pengujian menjadi 20% dan 30%, terjadi penurunan *precision* tetapi peningkatan *recall*, menandakan bahwa model menjadi lebih baik dalam mengidentifikasi semua kasus positif yang sebenarnya, tetapi dengan sedikit penurunan dalam akurasi prediksi positif. Secara keseluruhan, *test size* 30% memberikan keseimbangan terbaik antara semua metrik dengan *accuracy* dan *F1-score* tertinggi (84.33% dan 78.14%, secara berurutan), menunjukkan efektivitas model yang lebih baik dalam kondisi lebih banyak data pengujian, dengan kemampuan yang lebih baik dalam menggeneralisasi dan mengklasifikasikan ulasan secara akurat.

Tabel 4. Hasil Pengujian Klasifikasi

Test Size	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
10%	84.00%	88.89%	69.14%	77.78%
20%	82.00%	81.75%	67.76%	74.10%
30%	84.33%	85.71%	71.79%	78.14%

4. SIMPULAN

Dalam penelitian ini, model *Support Vector Machine (SVM)* berhasil diterapkan untuk klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Lazada, menunjukkan efektivitas yang signifikan, terutama pada *test size* yang lebih besar yaitu 30% dengan akurasi 84.33% dan *F1-score* 78.14%. Meskipun terjadi pertukaran antara *precision* dan *recall* pada berbagai ukuran set pengujian, peningkatan ukuran set pengujian secara umum berkontribusi pada kinerja yang lebih stabil dan akurat.

Hasil ini menegaskan potensi model SVM dalam analisis sentimen, khususnya untuk data ulasan aplikasi, dan membuka peluang untuk eksplorasi lebih lanjut dalam aplikasi serupa di masa depan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Wulandari, I. Indriati, Dan C. Dewi, "Analisis Sentimen Pada Ulasan" Lazada" Berbahasa Indonesia Menggunakan Bm25 Dan K-Nearest Neighbor (K-Nn) Dengan Perbaikan Kata Menggunakan Jaro Winkler Distance," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, Vol. 3, No. 5, Hlm. 5017-5023, 2019.
- [2] L. Rahmawati Dan D. B. Santoso, "Implementasi Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Ulasan Aplikasi E-Commerce Tokopedia," *Intecom: Journal Of Information Technology And Computer Science*, Vol. 6, No. 1, Hlm. 116-124, Feb 2023, Doi: 10.31539/Intecom.V6i1.5515.
- [3] N. Resti Wardani, S. Saepudin, Dan C. Warman, "Sentimen Analisis Kegiatan Trading Pada Aplikasi Twitter Dengan Algoritma Svm, Knn Dan Random Forrest," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-Sakti)*, Vol. 6, No. 2, Hlm. 863-870, 2022.
- [4] O. Alqaryouti, N. Siyam, A. A. Monem, Dan K. Shaalan, "Aspect-Based Sentiment Analysis Using Smart Government Review Data," *Applied Computing And Informatics*, 2019, Doi: 10.1016/J.Aci.2019.11.003.
- [5] L. K. Ramasamy, S. Kadry, Y. Nam, Dan M. N. Meqdad, "Performance Analysis Of Sentiments In Twitter Dataset Using Svm Models," *International Journal Of Electrical And Computer Engineering*, Vol. 11, No. 3, 2021, Doi: 10.11591/Ijece.V11i3.Pp2275-2284.
- [6] X. Xiahou Dan Y. Harada, "B2c E-Commerce Customer Churn Prediction Based On K-Means And Svm," *Journal Of Theoretical And Applied Electronic Commerce Research*, Vol. 17, No. 2, 2022, Doi: 10.3390/Jtaer17020024.
- [7] A. Ahmed Dkk., "Thematic Analysis On User Reviews For Depression And Anxiety Chatbot Apps: Machine Learning Approach," *Jmir Formative Research*, Vol. 6, No. 3. 2022. Doi: 10.2196/27654.
- [8] O. Manullang, C. Prianto, Dan N. H. Harani, "Analisis Sentimen Untuk Memprediksi Hasil Calon Pemilu Presiden Menggunakan Lexicon Based Dan Random Forest," *Jurnal Ilmiah Informatika*, Vol. 11, No. 02, 2023, Doi: 10.33884/Jif.V11i02.7987.
- [9] A. L. Firdaus, M. S. Kurnia, T. Shafera, Dan W. I. Firdaus, "Implementasi Optical Character Recognition (Ocr) Pada Masa Pandemi Covid-19," *Jupiter (Jurnal Penelitian Ilmu Dan Teknik Komputer)*, Vol. 13, No. 2, Hlm. 188-194, 2021.
- [10] M. Christianto, J. Andjarwirawan, Dan A. Tjondrowiguno, "Aplikasi Analisa Sentimen Pada Komentar Berbahasa Indonesia Dalam Objek Video Di Website Youtube Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Infra*, Vol. 8.1, 2020.
- [11] I. P. Ramayasa, I. G. A. D. Saryanti, Dan I. K. Dharmendra, "Perbandingan Metode Vektorisasi Pada Analisa Sentiment, Studi Kasus: Cyberbullying Pada Komentar Instagram," *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komputer*, Vol. 9, No. 5, 2023.
- [12] A. Anggrawan, H. Hairani, Dan C. Satria, "Improving Svm Classification Performance On Unbalanced Student Graduation Time Data Using Smote," *International Journal Of Information And Education Technology*, Vol. 13, No. 2, 2023, Doi: 10.18178/Ijiet.2023.13.2.1806.
- [13] M. A. Rosid, A. S. Fitriani, I. R. I. Astutik, N. I. Mulloh, Dan H. A. Gozali, "Improving Text Preprocessing For Student Complaint Document Classification Using Sastrawi," *Iop Conf Ser Mater Sci Eng*, Vol. 874, No. 1, Hlm. 012017, Jun 2020, Doi: 10.1088/1757-899x/874/1/012017.