

SENTIMENT ANALYSIS OF LAZADA MARKETPLACE USER RATINGS WITH NAÏVE BAYES AND SUPPORT VECTOR MACHINE METHODS

ANALISIS SENTIMEN PENILAIAN PENGGUNA MARKETPLACE LAZADA DENGAN METODE NAÏVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Sugeng Setyabudi¹, Enny Aryanny²

^{1,2}Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur, Surabaya, Jawa Timur

Email: 21032010002@student.upnjatim.ac.id¹, enny.ti@upnjatim.ac.id²

Abstract - This research analyzes the sentiment of Lazada Marketplace users using Naïve Bayes and Support Vector Machine (SVM) methods. This sentiment analysis is important to understand customer perceptions, which can help Lazada in developing service improvement strategies and business policies. Data was obtained through web scraping, resulting in 5,261 comments divided into 80% training data and 20% test data. The text preprocessing process includes cleaning, case folding, stopword removal, tokenizing, and stemming to ensure the data is cleaner and more structured. The test results show that SVM performs better with 75% accuracy, 74% precision, 86% recall, and 79% F1-score, compared to Naïve Bayes which has 72% accuracy, 75% precision, 76% recall, and 76% F1-score on positive sentiment. The confusion matrix evaluation shows that SVM is more consistent in classifying positive, neutral, and negative sentiments. Word cloud visualization on negative sentiment revealed that the main customer complaints were related to the app, late delivery, and product mismatch. These findings can be used by Lazada to improve service quality by improving the technical aspects of the app, optimizing logistics, as well as improving quality control of products sold by the store to increase customer satisfaction and user loyalty.

Keywords - Marketplace, Naïve Bayes, Sentiment Analysis, Support Vector Machine.

Abstrak - Penelitian ini menganalisis sentimen pengguna marketplace Lazada menggunakan metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Analisis sentimen ini penting untuk memahami persepsi pelanggan, yang dapat membantu Lazada dalam mengembangkan strategi peningkatan layanan dan kebijakan bisnis. Data diperoleh melalui *web scraping*, menghasilkan 5.261 komentar yang dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data uji. Proses text preprocessing mencakup *cleaning*, *case folding*, *stopword removal*, *tokenizing*, dan *stemming* untuk memastikan data lebih bersih dan terstruktur. Hasil pengujian menunjukkan bahwa SVM memiliki performa lebih baik dengan akurasi 75%, precision 74%, recall 86%, dan F1-score 79%, dibandingkan dengan Naïve Bayes yang memiliki akurasi 72%, precision 75%, recall 76%, dan F1-score 76% pada sentimen positif. Evaluasi *confusion matrix* menunjukkan bahwa SVM lebih konsisten dalam mengklasifikasikan sentimen positif, netral, dan negatif. Visualisasi *word cloud* pada sentimen negatif mengungkap bahwa keluhan utama pelanggan terkait aplikasi, keterlambatan pengiriman, dan ketidaksesuaian produk. Temuan ini dapat digunakan oleh Lazada untuk meningkatkan kualitas layanan dengan memperbaiki aspek teknis aplikasi, mengoptimalkan logistik, serta meningkatkan kontrol kualitas produk yang dijual oleh toko guna meningkatkan kepuasan pelanggan dan loyalitas pengguna.

Kata Kunci - Analisis Sentimen, Marketplace, Naïve Bayes, Support Vector Machine.

I. PENDAHULUAN

Munculnya berbagai toko online seperti Tokopedia, Shopee, Lazada, dan Blibli didorong oleh pesatnya pertumbuhan *e-commerce* di Indonesia. *Marketplace* berperan sebagai perantara digital antara penjual dan pembeli, menyerupai pasar tradisional dalam ekosistem digital[1]. Dengan adanya *marketplace*, pelaku usaha dapat memperluas jangkauan pasar hingga ke seluruh Indonesia bahkan internasional. Keberadaan *marketplace* mempermudah transaksi dengan menyediakan berbagai kategori produk dalam satu *platform*. Kemajuan teknologi di era digital 4.0 turut mempercepat pertumbuhan sektor *e-commerce*, meningkatkan persaingan antarperusahaan dalam menarik konsumen. Sebagai solusi dalam perdagangan modern, *marketplace* terus berkembang seiring inovasi teknologi dan perubahan kebutuhan pasar dengan beberapa platform utama di Indonesia, seperti Shopee, Tokopedia, Lazada, Blibli, dan Bukalapak[2].

Menurut data dari databoks.katadata.co.id, *marketplace* dengan kunjungan terbanyak di Indonesia sepanjang 2023 adalah Shopee, mencapai 242 juta kunjungan pada Desember, peningkatan 29,35% sejak Januari. Tokopedia berada di posisi kedua dengan 101 juta kunjungan, turun 21,10%, sedangkan Lazada di posisi ketiga dengan 49 juta kunjungan, mengalami penurunan 45,10%. Blibli mengalami peningkatan 18,20% menjadi 36 juta kunjungan, sementara Bukalapak turun 30% menjadi 14 juta kunjungan. Dari lima *marketplace* terbesar, hanya Shopee dan Blibli yang mengalami peningkatan signifikan, sementara Lazada mengalami penurunan, penurunan ini menunjukkan adanya tantangan dalam mempertahankan daya tarik pengguna dan meningkatkan rating aplikasi[3]. Berkurangnya jumlah pengguna dapat berdampak pada kepercayaan pelanggan, menurunnya transaksi, serta menurunnya daya saing *marketplace* dalam ekosistem *e-commerce* yang kompetitif.

Analisis sentimen pada komentar di Google Play Store adalah cara untuk menemukan keluhan pengguna terhadap aplikasi[4]. Proses ini mengubah data kualitatif menjadi bentuk kuantitatif guna mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam kategori positif, netral, atau negatif. Dalam penelitian ini, *Naïve Bayes* digunakan sebagai metode klasifikasi berbasis probabilitas yang mengasumsikan bahwa setiap fitur dalam data bersifat independen, meskipun dalam praktiknya asumsi ini jarang sepenuhnya terpenuhi[5]. Sementara itu, *Support Vector Machine* (SVM) dikenal memiliki tingkat akurasi tinggi dalam klasifikasi dan bekerja dengan prinsip memaksimalkan margin antara kelas, tetapi performanya bergantung pada pemilihan kernel yang tepat serta keseimbangan dataset[6]. Kedua metode ini memiliki keunggulan dan keterbatasan masing-masing, sehingga perbandingan kinerja keduanya dalam analisis sentimen menjadi penting untuk menentukan metode yang lebih optimal dalam memahami kepuasan dan ketidakpuasan pengguna Lazada.

Analisis sentimen terhadap ulasan pengguna Lazada penting untuk memahami persepsi pelanggan terhadap produk dan layanan di platform tersebut. Ulasan tidak hanya mencerminkan pengalaman pelanggan, tetapi juga memengaruhi keputusan calon pembeli. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor utama yang memengaruhi sentimen pengguna, seperti aspek aplikasi, pengiriman, dan kualitas produk. Selain itu, penelitian ini membandingkan metode *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk menentukan algoritma yang lebih akurat dalam klasifikasi sentimen. Strategi 5W+1H digunakan untuk mengungkap penyebab utama ketidakpuasan dan merumuskan rekomendasi perbaikan. Hasil penelitian diharapkan membantu Lazada meningkatkan rating aplikasi dengan merespons keluhan pengguna secara lebih proaktif. Temuan ini juga dapat dimanfaatkan oleh *marketplace* lain untuk meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pelanggan.

II. SIGNIFIKASI STUDI

A. Studi Literatur

Analisis sentimen telah banyak dipelajari, terutama dalam membandingkan performa algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* (SVM). Tujuan studi ini adalah untuk mengevaluasi kinerja kedua algoritma dalam menganalisis sentimen pengguna Lazada berdasarkan komentar di Google Play Store serta mengidentifikasi faktor utama yang memengaruhi kepuasan pelanggan. Penelitian sebelumnya menunjukkan hasil yang bervariasi: analisis ulasan Tokopedia menemukan bahwa *Naïve Bayes* memiliki akurasi 84%, lebih tinggi dibandingkan SVM yang mencapai 80% [7]. Sebaliknya, studi pada aplikasi Shopee menunjukkan bahwa SVM lebih unggul dengan akurasi 88%, sementara *Naïve Bayes* hanya mencapai 78% [8]. Perbedaan ini menunjukkan bahwa efektivitas algoritma dapat bergantung pada karakteristik data dan platform yang dianalisis, sehingga perlu dilakukan studi lebih lanjut pada *marketplace* lain.

Penelitian ini memperluas studi sebelumnya dengan fokus pada Lazada, yang mengalami tren penurunan jumlah pengguna dan rating aplikasi. Penelitian ini tidak hanya membandingkan kinerja *Naive Bayes* dan SVM, tetapi juga menerapkan strategi 5W+1H untuk menemukan faktor penyebab ketidakpuasan pengguna. Sementara SVM dikenal memiliki akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan teks berukuran besar, *Naive Bayes* dipilih karena kemampuan untuk menangani dataset besar dengan pendekatan probabilistik yang sederhana. Ketidakseimbangan data dan perbedaan bahasa dalam komentar pelanggan diatasi dengan lebih baik dengan kedua teknik ini dibandingkan dengan *Decision Tree* atau k-NN. Akibatnya, penelitian ini tidak hanya membantu mengembangkan analisis sentimen dan pemrosesan bahasa alami, tetapi juga membantu pengelola pasar membuat strategi peningkatan layanan yang lebih peka terhadap pendapat pengguna.

Secara teoritis, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan analisis sentimen di e-commerce dengan mengevaluasi performa algoritma dalam konteks Lazada serta menawarkan pendekatan holistik melalui penerapan 5W+1H, yang masih jarang dilakukan dalam studi sebelumnya. Hasilnya dapat menjadi referensi bagi pengelola *marketplace* lain dalam meningkatkan layanan berbasis analisis data. Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan, seperti penggunaan data yang hanya berasal dari Google Play Store pada Oktober 2024, sehingga belum mencerminkan opini pengguna di platform lain. Selain itu, asumsi independensi fitur dalam *Naïve Bayes* dan sensitivitas SVM terhadap pemilihan parameter dapat memengaruhi hasil klasifikasi. Untuk meningkatkan generalisasi temuan dan memperluas cakupan data, studi tambahan diperlukan.

1. Pengumpulan data

Memfaatkan API Google Play Scraper sebagai alat utama dalam proses pengambilan data, penelitian ini menggunakan *web scraping* untuk mengekstraksi data dari halaman web. Alat ini memungkinkan pengambilan data otomatis dari Google Play Store, termasuk ulasan pengguna, rating, dan informasi aplikasi [9]. Proses pengambilan data dilakukan menggunakan Google Colaboratory dengan bahasa Python untuk membuat proses pengolahan dan analisis data lebih mudah. Metode ini banyak dimanfaatkan dalam analisis sentimen dan penelitian lainnya, karena mampu mengekstraksi berbagai informasi yang mendukung evaluasi aplikasi berdasarkan opini pengguna [10].

2. Pelabelan

Pelabelan data merupakan proses pengelompokan data dalam dataset berdasarkan karakteristik tertentu untuk melatih model *machine learning* agar dapat memprediksi label dengan lebih akurat [11]. Berdasarkan referensi [12], salah satu teknik pelabelan data adalah pendekatan berbasis rating. Pendekatan ini mengkategorikan komentar dengan rating 4 dan 5 sebagai sentimen positif,

komentar dengan rating 3 sebagai sentimen netral, dan komentar dengan rating 1 dan 2 sebagai sentimen negatif.

3. *Text preprocessing*

Text preprocessing adalah tahap persiapan data sebelum digunakan dalam pemodelan. Proses ini termasuk dalam teknik data mining bertujuan mengubah format *raw data* menjadi format yang lebih terstruktur untuk mempermudah dianalisis[13]. Adapun tahapan dalam *text preprocessing* adalah *cleaning data*, *case folding*, *filtering stopword*, *tokenizing*, dan *stemming*[14]:

a) *Cleaning data*

Pembersihan data adalah proses menghilangkan unsur yang tidak berkaitan, seperti angka, tanda baca, simbol khusus, dan jarak berlebih, guna meningkatkan kualitas data.

b) *Case folding*

Guna memastikan bahwa perbedaan antara huruf besar dan kecil tidak memengaruhi analisis, *case folding* digunakan untuk mengubah semua huruf menjadi huruf kecil.

c) *Tokenizing*

Proses memecah teks menjadi pecahan kecil yang disebut *tokenizing*, seperti kata, frasa, angka, atau simbol, tergantung pada tujuan analisis..

d) *Stopword*

Stopword removal adalah proses menghilangkan kata-kata umum yang tidak mempunyai nilai penting dalam analisis teks, seperti "dan," "atau," dan "di".

e) *Stemming*

Tujuan *stemming* adalah untuk mengembalikan kata berimbuhan ke bentuk kata dasarnya atau akar katanya.

4. *Pembobotan Kata Term Frequency - Inverse Doc Frequency*

Dalam analisis teks, termasuk analisis sentimen, metode pembobotan kata TF-IDF banyak digunakan. Metode ini menghitung bobot setiap kata pada dataset berdasarkan seberapa jarang kata tersebut keluar dalam kumpulan dataset secara keseluruhan dan frekuensi kemunculannya [15]. TF-IDF merupakan metode statistik numerik yang membantu mengidentifikasi kata kunci dalam suatu teks. Selain itu, TF-IDF dikenal sebagai teknik yang efisien, sederhana, dan memiliki tingkat akurasi yang baik[16].

5. *Pembagian Data Latih dan Data Uji*

Analisis sentimen menggunakan model untuk memahami pola sentimen dalam teks dengan membuat dan mengevaluasi data uji dan data latih. Data latih adalah kumpulan data berlabel yang digunakan untuk melatih model untuk memahami karakteristik masing-masing sentimen. Setelah proses pelatihan, model diuji dengan data uji, yaitu data yang tidak digunakan saat pelatihan tetapi diberi label untuk mengukur keakuratan prediksi model. 20% untuk data uji dan 80% untuk data latih adalah proporsi pembagian data yang umum digunakan[17].

6. *Klasifikasi Model*

Klasifikasi adalah salah satu teknik data mining yang digunakan guna menggolongkan data berdasarkan karakteristik tertentu. Berdasarkan teori probabilitas Thomas Bayes, *Naïve Bayes* memprediksi kategori data[18], sedangkan *Support Vector Machine* (SVM) menggunakan pendekatan *supervised learning* dengan mencari *hyperplane* optimal untuk memisahkan kategori secara maksimal[19]. Guna membandingkan akurasi dan efektivitas masing-masing algoritma, kedua pendekatan ini dipilih berkat keunggulannya dalam analisis sentimen teks.

7. Evaluasi model

Evaluasi kinerja klasifikasi bertujuan untuk mengukur tingkat akurasi model dalam mengelompokkan data ke dalam kategori yang cocok. Salah satu metodenya adalah confusion matrix, yang merekam jumlah prediksi yang benar maupun keliru dalam model *machine learning*[20]. Dalam analisis sentimen, *confusion matrix* biasanya mencakup tiga kategori, yakni sentimen positif, netral, dan negatif. Oleh karena itu, matriks yang awalnya berukuran 2x2 berkembang menjadi 3x3 untuk menangani klasifikasi yang lebih kompleks dan memastikan setiap kategori dapat dianalisis secara lebih rinci[21]. Berikut ini adalah persamaan yang digunakan:

$$Precision = \frac{TPP}{TPP + NetFP + NegFP} \tag{1}$$

$$Recall = \frac{TPP}{TPP + PFNet + PFNeg} \tag{2}$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{3}$$

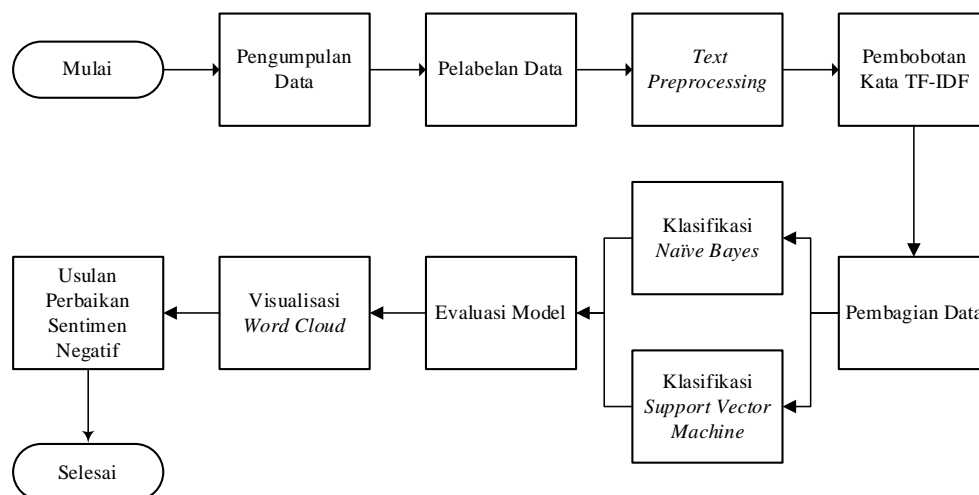
$$Accuracy = \frac{Prediksi\ data\ benar\ (TPP + TNetsNets + TNegNeg)}{Total\ data} \times 100\% \tag{4}$$

8. Visualisasi Word Cloud

Word Cloud merupakan representasi visual yang menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam suatu teks atau kumpulan teks. Ukuran setiap kata mencerminkan frekuensi kemunculannya, di mana kata yang lebih sering muncul akan ditampilkan dalam ukuran lebih besar[22].

B. Metodologi Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada aplikasi Lazada yang tersedia di Google Play Store. Pengumpulan data menggunakan bahasa Python dengan menggunakan *library* Google Play Scraper. Berikut adalah penjelasan mengenai proses yang dilakukan.



Gambar 1. Langkah-langkah Penyelesaian

Alur penelitian digambarkan pada Gambar 1 pengumpulan data diikuti oleh pelabelan dan *text preprocessing* teks untuk membersihkan dan menyiapkan data. Setelah itu, fitur pembobotan menggunakan metode TF-IDF. Model *Naive Bayes* dan SVM dan digunakan untuk membagi data

yang telah diproses menjadi data uji dan data latih. Setelah itu, data diklasifikasikan. Evaluasi hasil klasifikasi dilakukan berdasarkan performa model dan variabel tertentu, disertai visualisasi data serta usulan perbaikan sentimen negatif menggunakan metode 5W+1H. Penelitian ini diselesaikan setelah seluruh tahapan terlaksana.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan menggunakan Google Play Scraper di Google Colaboratory untuk mengekstraksi komentar dan penilaian pengguna aplikasi Lazada di Google Play Store selama Oktober 2024. Proses scraping mengumpulkan berbagai informasi, seperti tanggal, komentar, nama akun pengguna, balasan dari pihak Lazada, dan rating, namun penelitian ini hanya menggunakan rating dan komentar sebagai data utama. Penggunaan Google Play Scraper memungkinkan ekstraksi data secara otomatis tanpa perlu membaca struktur halaman web secara manual, sehingga meningkatkan efisiensi dan konsistensi dalam pengumpulan data. Hasil dari dataset yang terkumpul dapat dilihat pada Tabel I.

TABEL I
HASIL PENGUMPULAN DATA

No	Komentar	Rating
1	Voucher gratis ongkir saya telah kembali dan bisa digunakan Belanja di Lazada mudah dan nyaman Thanks Lazada 🙌 Sukses selalu 🍀🍀🍀	5
2	ongkirnya mahal sekali dan tidak dapat diskon 🙄	1
...
5.261	Tolong diperbaiki lagi Lazada, tingkatkan pelayanannya biar pelanggan puas	3

Tabel I menunjukkan hasil pengumpulan data. Data yang dikumpulkan disimpan dalam format terstruktur seperti CSV atau Excel sehingga mudah dianalisis lebih lanjut. Data yang diperoleh selama bulan Oktober 2024 sebanyak 5.261 komentar atau penilaian pengguna *Marketplace* Lazada.

B. Pelabelan

Pelabelan data dilakukan guna membedakan kategori sentimen dari setiap komentar pengguna aplikasi *Marketplace* Lazada yang telah dikumpulkan. Pada tahap ini, data seperti nama pelanggan dan tanggal penilaian tidak digunakan, karena proses pelabelan hanya memanfaatkan komentar dan rating bintang yang diberikan. Pelabelan dilakukan berdasarkan rating bintang yang mencerminkan penilaian pengguna adapun hasil dari pelabelan mendapati sentimen positif sebanyak 2.081 data. Untuk sentimen netral sebanyak 742 data dan sentimen negatif sebanyak 2.438. Hasil pelabelan bisa dilihat dalam Gambar 2.

C. Text preprocessing

Penelitian ini menganalisis data dalam bentuk teks tidak terstruktur, sehingga diperlukan tahap *text preprocessing* untuk mempersiapkan data sebelum dianalisis. Proses ini mencakup *cleaning*, *case folding*, *stopword removal*, *tokenizing*, dan *stemming*. Tujuan utama *text preprocessing* adalah meningkatkan kualitas data agar lebih terstruktur dan siap untuk dianalisis. Tabel II menunjukkan hasil dari proses ini hanya sample dari dataset, yang menunjukkan bahwa data menjadi lebih relevan untuk tahap analisis berikutnya.

TABEL II
HASIL TEXT PREPROCESSING

Tahapan	Hasil
Data awal	Voucher gratis ongkir saya telah kembali dan bisa digunakan Belanja di Lazada mudah dan nyaman Thanks Lazada 🙌 Sukses selalu 🌟🌟🌟🌟
Cleaning data	Voucher gratis ongkir saya telah kembali dan bisa digunakan Belanja di Lazada mudah dan nyaman Terima kasih Lazada Sukses selalu
Case folding	voucher gratis ongkir saya telah kembali dan bisa digunakan belanja di lazada mudah dan nyaman terima kasih lazada sukses selalu
Filtering stopword	voucher gratis ongkir saya telah kembali bisa digunakan belanja lazada mudah nyaman terima kasih lazada sukses selalu
Tokenizing	['voucher', 'gratis', 'ongkir', 'saya', 'telah', 'kembali', 'bisa', 'digunakan', 'belanja', 'lazada', 'mudah', 'nyaman', 'terima', 'kasih', 'lazada', 'sukses', 'selalu']
Stemming	['voucher', 'gratis', 'ongkir', 'saya', 'telah', 'kembali', 'bisa', 'guna', 'belanja', 'lazada', 'mudah', 'nyaman', 'terima', 'kasih', 'lazada', 'sukses', 'selalu']

D. Pembobotan Kata TF-IDF

Setelah melalui tahap *text preprocessing*, dataset diberi bobot dengan metode TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). Bobot suatu kata akan semakin tinggi jika frekuensinya dalam dokumen meningkat. Perhitungan TF-IDF dijalankan dengan bahasa pemrograman Python memakai *library* Scikit-Learn. Tabel III menunjukkan hasil dari proses ini.

TABEL III
HASIL PEMBOBOTAN KATA TF-IDF (SAMPEL DARI KESELURUHAN DATA)

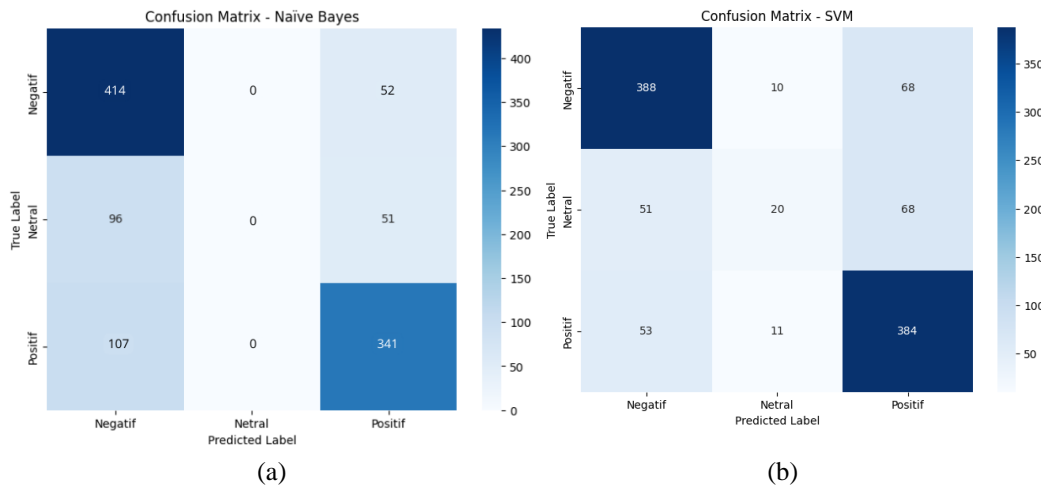
No	Baik	Senang	Belanja	Lazada	Lancar
1	1	0	0	0	0
2	0	0,74917	0,457899	0,332392	0
3	0	0	0	0,221414	0,551558
4	1	0	0	0	0
5	0	0	0,370095	0,268655	0

E. Pembagian Data Latih dan Data Uji

Pada proses ini, data yang dikumpulkan dari penilaian pengguna *marketplace* Lazada, sebanyak 5.261 komentar pada bulan Oktober 2024, dibagi menjadi dua bagian agar model dapat belajar dengan baik sekaligus diuji untuk menilai akurasi. sebanyak 4.208 komentar (80%) digunakan sebagai data latih untuk melatih model agar dapat mengenali pola-pola dalam ulasan, seperti kata-kata positif atau negatif, sehingga model memahami cara bekerja. Sisa 1.053 komentar, atau 20% dari total data, dipakai sebagai data uji untuk mengevaluasi apakah model yang sudah dilatih dapat memberikan hasil peramalan yang akurat pada data baru yang belum pernah terlihat sebelumnya.

F. Evaluasi Model

Pada tahap klasifikasi, model dilatih menggunakan data latih untuk mengidentifikasi hubungan antara kata-kata dalam ulasan dan kategori sentimen, seperti positif, netral, atau negatif. Ini dilakukan dengan metode *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Hasil prediksi kemudian dievaluasi menggunakan *confusion matrix*, yang berisi informasi penting untuk menilai kinerja model. Beberapa metrik yang digunakan dalam evaluasi ini meliputi akurasi (tingkat ketepatan prediksi), *precision* (persentase prediksi benar dari total prediksi untuk suatu sentimen), *recall* (persentase data dengan sentimen tertentu yang berhasil dikenali oleh model), dan *F1-score* (rata-rata *precision* dan *recall* untuk menilai keseimbangan model dalam mendeteksi setiap sentimen). Gambar 2 menunjukkan hasil dari evaluasi *confusion matrix* untuk model *Naive Bayes* dan SVM.



Gambar 2. (a) Confusion matrix Naive Bayes (b) Confusion matrix SVM

Gambar 3 menunjukkan hasil evaluasi model *Naive Bayes* dan SVM dengan confusion matrix. Model *Naive Bayes* menghasilkan matriks dengan nilai (TNegNeg) sejumlah 414, (NetFNeg) sejumlah 79, (PFNeg) sejumlah 107, (NegFNet) sebanyak 0, (TNetNet) sebanyak 0, (PFNet) sebanyak 0, (NegFP) sebanyak 52, (NetFP) sebanyak 60, (TPP) sebanyak 341. Ini menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* tidak berhasil memprediksi data sentimen netral. Sebaliknya Model SVM menghasilkan matrik dengan nilai (TNegNeg) sejumlah 388, (NetFNeg) sejumlah 51, (PFNeg) sejumlah 53, (NegFNet) sebanyak 10, (TNetNet) sebanyak 20, (PFNet) sebanyak 10, ((NegFP) sebanyak 68, (NetFP) sebanyak 68, (TPP) sebanyak 3384. Hal ini mengindikasikan bahwa model SVM dapat memprediksi sentimen netral meski sedikit daripada model *Naive Bayes*.

TABEL IV
HASIL KLASIFIKASI KEDUA MODEL

Model	Sentimen	Precision	Recall	F1-Score
<i>Naive Bayes</i>	Positif	75%	76%	76%
	Netral	0%	0%	0%
	Negatif	69%	89%	78%
SVM	Positif	74%	86%	79%
	Netral	49%	14%	22%
	Negatif	79%	83%	81%

Berdasarkan Tabel IV, hasil klasifikasi antara model *Naive Bayes* dan SVM menunjukkan bahwa *Naive Bayes* memiliki presisi 75% untuk sentimen positif dan 69% untuk sentimen negatif, dengan *recall* masing-masing 76% dan 89%, dan *F1-score* 76% dan 78%. Namun, model ini tidak dapat mengklasifikasikan sentimen netral. Sebaliknya, model SVM berkinerja lebih baik dengan presisi 74% untuk sentimen positif, 49% untuk sentimen netral, dan 79% untuk sentimen negatif. *Recall* SVM mencapai 86% untuk ulasan positif, 14% untuk sentimen netral, dan 83% untuk sentimen negatif, sedangkan *F1-score* tercatat sebesar 79% untuk sentimen positif, 22% untuk sentimen netral, dan 81% untuk sentimen negatif.

TABEL V
PERBANDINGAN AKURASI

Model	Accuracy
<i>Naive Bayes</i>	72%
Support Vector Machine	75%

Tabel V menunjukkan bahwa model SVM memiliki akurasi lebih tinggi (75%) dibandingkan *Naïve Bayes* (72%) dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna Lazada berdasarkan 1.053 data uji. Meskipun termasuk kategori cukup baik, akurasi ini dipengaruhi oleh ketidakseimbangan data, terutama pada kategori sentimen netral yang jumlahnya lebih sedikit dibandingkan kategori positif dan negatif. *Naïve Bayes* kurang efektif dalam mengenali sentimen netral karena asumsinya tentang independensi fitur, sehingga sulit menangkap nuansa kata-kata yang sering ambigu dan minim indikator spesifik. Sebaliknya, SVM yang lebih mampu menangani data berdimensi tinggi menunjukkan performa lebih baik. Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya pada Shopee, di mana SVM mencapai akurasi 88%, lebih tinggi dibandingkan *Naïve Bayes* yang hanya 78%, sementara studi pada Tokopedia justru menunjukkan keunggulan *Naïve Bayes* dengan akurasi 84% dibandingkan SVM yang hanya 80%. Variasi ini menunjukkan bahwa efektivitas algoritma bergantung pada karakteristik data yang dianalisis. Untuk meningkatkan klasifikasi sentimen netral, pendekatan berbasis *word embedding* atau model *hybrid* dapat diterapkan guna menangkap konteks bahasa yang lebih kompleks.

G. Visualisasi Word Cloud

Pada titik ini, visualisasi *Word Cloud* digunakan guna menunjukkan kata-kata yang paling sering muncul pada komentar dengan sentimen positif, netral, dan negatif. *Word Cloud* memberikan gambaran visual yang menarik, di mana ukuran kata memperlihatkan seberapa sering kata muncul pada setiap kategori sentimen. Visualisasi ini membuat pengguna lebih mudah memahami pola bahasa yang mereka gunakan saat memberikan penilaian mereka.



Gambar 3. Visualisasi *Word Cloud* (a) Positif (b) Netral (c) Negatif

Berdasarkan Gambar 3, visualisasi *Word Cloud* menunjukkan kata-kata yang dominan dalam ulasan aplikasi Lazada. Sentimen positif umumnya dipengaruhi oleh aspek kenyamanan dan harga, dengan kata-kata seperti 'belanja', 'barang', 'cepat', 'murah', dan 'mudah'. Sentimen netral didominasi oleh kata 'barang', 'kiriman', 'pesan', 'aplikasi', dan 'belanja', yang menunjukkan interaksi umum pengguna tanpa indikasi kepuasan atau ketidakpuasan yang jelas. Sementara itu, sentimen negatif berkaitan dengan masalah operasional, terutama dalam transaksi dan pengiriman, sebagaimana tercermin dari kata 'aplikasi', 'kiriman', 'barang', 'bayar', dan 'belanja'. Hal ini menunjukkan bahwa faktor utama yang memicu sentimen negatif adalah keterlambatan pengiriman, kesalahan transaksi, dan kendala teknis pada aplikasi.

H. Usulan Perbaikan

Berdasarkan hasil visualisasi *Word Cloud* sentimen negatif, ditemukan beberapa permasalahan terkait penilaian buruk pada aplikasi Lazada. Analisis dilakukan menggunakan metode 5W+1H berdasarkan lima kata yang paling sering muncul pada komentar dengan rating bintang 1 dan 2, yaitu: aplikasi, kirim, barang, bayar dan belanja.

TABEL VI
ANALISIS 5W+1H FAKTOR APLIKASI

Analisis Faktor Aplikasi	
What	Aplikasi Lazada mengalami performa lambat, banyak error, kesalahan rekomendasi produk, dan fitur yang tidak berfungsi dengan baik.
Who	Pengguna Lazada yang merasa terganggu dan kecewa dengan kinerja aplikasi.
Where	Masalah ini terjadi pada aplikasi Lazada di smartphone pengguna, baik saat pencarian, pembelian, maupun aktivitas lainnya.
When	Masalah ini terjadi setiap kali pengguna mencoba mengakses aplikasi untuk berbelanja atau menggunakan fitur penting
Why	Karena optimasi aplikasi yang kurang, pembaruan yang tidak memperbaiki performa, dan adanya error dalam sistem.
How	Usulan perbaikan meliputi peningkatan kecepatan aplikasi dengan optimasi sistem, perbaikan error secara berkala, serta pengujian menyeluruh sebelum pembaruan aplikasi dirilis. Selain itu, algoritma pencarian dan rekomendasi produk perlu diperbaiki agar relevan dan sesuai dengan kebutuhan pengguna.

TABEL VII
ANALISIS 5W+1H FAKTOR PENGIRIMAN

Analisis Faktor Pengiriman	
What	Pengiriman yang lambat, kesalahan dalam proses pengiriman (misalnya salah alamat), dan respon yang lambat terhadap laporan konsumen.
Who	Konsumen Lazada yang mengalami pengiriman tertunda, salah alamat, atau tidak mendapat kejelasan dari pihak Lazada.
Where	Masalah ini terjadi pada aplikasi Lazada, khususnya pelayanan pengiriman dan sistem pelacakan paketnya.
When	Masalah terjadi selama proses pengiriman barang setelah pembelian dilakukan
Why	Karena kurangnya efisiensi dalam sistem logistik, minimnya pengawasan terhadap proses pengiriman, dan komunikasi yang buruk terkait status barang.
How	Lazada perlu meningkatkan efisiensi sistem logistik dengan mempercepat waktu pemrosesan dan memastikan akurasi dalam sortir barang untuk mengurangi kesalahan pengiriman. Sistem pelacakan juga harus dibuat lebih transparan dengan informasi yang detail dan akurat agar konsumen dapat memantau status barang secara real-time. Selain itu, pelatihan bagi kurir diperlukan untuk meminimalkan kesalahan pengiriman, dan pelayanan pelanggan harus lebih responsif dalam menangani laporan serta mempercepat proses pengembalian dana jika barang tidak tersedia atau salah kirim. Notifikasi otomatis mengenai status barang juga dapat ditambahkan untuk meningkatkan kepuasan konsumen.

TABEL VIII
ANALISIS 5W+1H FAKTOR BARANG

Analisis Faktor Barang	
What	Penjual di Lazada sering mengirim barang yang salah, barang rusak, atau barang yang tidak sesuai deskripsi. Selain itu, pengembalian dana dan barang dipersulit.
Who	Konsumen Lazada yang merasa dirugikan oleh penjual yang tidak jujur dan sistem pengembalian barang yang rumit.
Where	Masalah terjadi pada aplikasi Lazada, termasuk aplikasi dan layanan pengirimannya.
When	Masalah terjadi selama proses pembelian, pengiriman, dan pengembalian barang
Why	Karena kurangnya pengawasan terhadap penjual, lemahnya sistem verifikasi barang, dan ketidakefektifan layanan pengaduan konsumen.
How	Lazada perlu memperketat verifikasi penjual, menyediakan sistem kontrol kualitas yang lebih baik, serta memastikan gambar produk sesuai dengan barang sebenarnya. Selain itu, pengembalian dana dan barang harus lebih mudah dengan sistem otomatis dan transparan. Lazada juga perlu memberikan sanksi tegas bagi penjual yang bermasalah untuk meningkatkan kepercayaan konsumen.

Berdasarkan Tabel VI, VII, dan VIII, pihak Lazada dapat memperbaiki faktor aplikasi, pengiriman, dan kualitas barang. Perbaikan pada faktor-faktor tersebut berpotensi meningkatkan kepuasan pelanggan. Selain itu, peningkatan kepuasan pelanggan juga dapat berdampak pada kenaikan rating aplikasi.

IV. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM lebih unggul dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna Lazada dengan akurasi 75%, dibandingkan *Naïve Bayes* yang mencapai 72%. Keunggulan SVM diduga berasal dari kemampuannya dalam memisahkan data sentimen secara lebih optimal. Temuan ini memiliki implikasi praktis bagi Lazada dan industri e-commerce, terutama dalam meningkatkan pengalaman pengguna. Untuk mengurangi sentimen negatif, disarankan optimasi performa aplikasi, perbaikan error, serta peningkatan algoritma pencarian dan rekomendasi produk. Dalam aspek logistik, efisiensi pengiriman dan pelacakan *real-time* perlu diperbaiki guna mengurangi keluhan keterlambatan. Selain itu, kontrol kualitas barang, seleksi penjual yang lebih ketat, dan sistem pengembalian yang lebih cepat dapat meningkatkan kepercayaan pelanggan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi metode lain, seperti *random forest* atau *deep learning*, serta pendekatan *hybrid* guna meningkatkan akurasi dan generalisasi model dalam analisis sentimen, yang dapat membantu *marketplace* dalam merancang strategi bisnis yang lebih responsif terhadap opini pengguna.

REFERENSI

- [1] E. H. Muktafin, K. Kusriani, and E. T. Luthfi, "Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di *Marketplace* Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing," *Jurnal Eksplora Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 32–42, Sep. 2020, doi: 10.30864/eksplora.v10i1.390.
- [2] E. Arul Maulana, A. Pebrianggara, and M. Hariasih, "Dampak Gaya Hidup, Pengalaman Belanja, dan Kepercayaan Konsumen Terhadap Keputusan Pembelian di Tokopedia," *Jurnal E-Bis*, vol. 8, no. 2, pp. 711–723, Oct. 2024, doi: 10.37339/e-bis.v8i2.1744.
- [3] A. Syah, F. Nurdiyansyah, and A. Y. Rahman, "Analisis Sentimen Aplikasi Shopee, Tokopedia, Lazada Dan Blibli Menggunakan Leksikon Dan Random Forest," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3S1, Oct. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3S1.5155.
- [4] W. Kurnia, "Sentimen Analisis Aplikasi *E-commerce* Berdasarkan Ulasan Pengguna Menggunakan Algoritma Stochastic Gradient Descent," vol. 4, no. 1, pp. 138–143, 2023, doi: 10.33365/jtsi.v4i2.2561.
- [5] B. Z. Ramadhan, I. Riza, and I. Maulana, "Analisis Sentimen Ulasan Pada Aplikasi *E-commerce* Dengan Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*," 2022. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [6] Irma Surya Kumala Idris, Yasin Aril Mustofa, and Irvan Abraham Salihi, "Aspect-based sentiment analysis of movie reviews on discussion boards," *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 5, no. 6, pp. 823–848, Jan. 2023, doi: 10.1177/0165551510388123.
- [7] M. Aulia and A. Hermawan, "Analisis Perbandingan Algoritma SVM, *Naïve Bayes*, dan Perceptron untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk Tokopedia," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 7, no. 4, p. 1850, Oct. 2023, doi: 10.30865/mib.v7i4.6839.
- [8] K. Hasanah, "Comparison of Sentiment Analysis Model for Shopee Comments on Google Play Store," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 13, no. 1, pp. 21–30, Feb. 2024, doi: 10.32736/sisfokom.v13i1.1916.
- [9] A. S. Yondra *et al.*, "Coding : Jurnal Komputer dan Aplikasi Implementasi *Web scraping* Untuk Mengumpulkan Informasi Produk Dari Situs *E-commerce* Dan *Marketplace* Dengan Teknik Pemrosesan Paralel." [Online]. Available: <https://www.webharvy.com/articles/what-is->
- [10] R. AL Anshari *et al.*, "MENGUNAKAN METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE* 1) INFO ARTIKEL ABSTRAK," vol. 2, no. 3, pp. 118–128, 2023, doi: 10.55123.
- [11] T. Gori, A. Sunyoto, and H. Al Fatta, "Preprocessing Data dan Klasifikasi untuk Prediksi Kinerja Akademik Siswa," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 1, pp. 215–224, Feb. 2024, doi: 10.25126/jtiik.20241118074.

- [12] A. S. M. AlQahtani, "Product Sentiment Analysis for Amazon Reviews," *International Journal of Computer Science and Information Technology*, vol. 13, no. 3, pp. 15–30, Jun. 2021, doi: 10.5121/ijcsit.2021.13302.
- [13] N. C. Agustina, D. Herlina Citra, W. Purnama, C. Nisa, and A. Rozi Kurnia, "MALCOM: Indonesian Journal of *Machine learning* and Computer Science The Implementation of *Naïve Bayes* Algorithm for Sentiment Analysis of Shopee Reviews on Google Play Store Implementasi Algoritma *Naïve Bayes* untuk Analisis Sentimen Ulasan Shopee pada Google Play Store," vol. 2, pp. 47–54, 2022.
- [14] Fathih Adawi Ahmad, Jondri, and Kemas Muslim Lhaksmana, "Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Tokopedia Menggunakan Metode Stacked Generalization," Apr. 2023.
- [15] R. Kosasih and A. Alberto, "Analisis Sentimen Produk Permainan Menggunakan Metode TF-IDF Dan Algoritma K-Nearest Neighbor," vol. 6, no. 1, 2021, doi: 10.30743/infotekjar.v6i1.3893.
- [16] E. H. Muktafin, K. Kusri, and E. T. Luthfi, "Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di *Marketplace* Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing," *Jurnal Eksplorasi Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 32–42, Sep. 2020, doi: 10.30864/eksplorasi.v10i1.390.
- [17] Ratnawati, Fajar, Muhamad Azren, and Agus Tedyyana. "Aplikasi pembelian air minum isi ulang berbasis android." *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi* 10.1 (2019): 88-100.
- [18] A. Ernawati, A. Ofta Sari, S. Nurhaliza Sofyan, M. Iqbal, and R. Farta Wijaya, "*Bulletin of Information Technology (BIT)* Implementasi Algoritma *Naïve Bayes* dalam Menganalisis Sentimen Review Pengguna Tokopedia pada Produk Kesehatan," vol. 4, no. 4, pp. 533–543, 2023, doi: 10.47065/bit.v3i1.
- [19] D. Atika, A. Ari Aldino, S. Informasi, J. Pagar Alam No, L. Ratu, and K. Kedaton, "Term Frequency-Inverse Document Frequency *Support Vector Machine* Untuk Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Tekanan Mental Pada Media Sosial Twitter," 2022. [Online]. Available: <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTSSI>
- [20] N. A'ayunnisa, Y. Salim, and H. Azis, "Analisis performa metode Gaussian *Naïve Bayes* untuk klasifikasi citra tulisan tangan karakter arab," *Indonesian Journal of Data and Science (IJODAS)*, vol. 3, no. 3, pp. 115–121, 2022.
- [21] Salsabila *et al.*, "Implementasi Model *Support Vector Machine* Dalam Analisa Sentimen Masyarakat Mengenai Kebijakan Penerapan Aplikasi MyPertamina," *BRIDGE*, no. 2, pp. 176–193, 2024, doi: 10.62951/bridge.v2i2.180.
- [22] T. M. Fahrudin *et al.*, "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.