

ANALISIS SENTIMEN REVIEW APLIKASI ZALORA DI GOOGLE PLAYSTORE MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE

Pinky Apria Ananda Anam, Doni Abdul Fatah, Muhammad Ali Syakur

Sistem Informasi, Universitas Trunojoyo Madura

Jalan Raya Telang Kamal Bangkalan, Indonesia

190441100156@student.trunojoyo.ac.id

ABSTRAK

Di waktu ini semuanya serba cepat dan singkat, banyak aplikasi yang menyediakan jasa untuk mempercepat pekerjaan terutama bagian penjualan, aplikasi yang menyediakan sarana penjualan dengan cepat salah satunya Zalora sebagai pengguna juga dapat berbicara atau berkomentar di aplikasi tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Zalora di *Google PlayStore* guna memahami persepsi pelanggan terhadap layanan yang diberikan. Metode yang digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM), yang dikenal efektif dalam klasifikasi teks. Teknik pengumpulan data dilakukan dengan mengunduh 1.000 ulasan aplikasi dari *Google PlayStore*. Data tersebut dibagi menggunakan perbandingan 90:10, di mana 90% digunakan untuk data latih, dan 10% sisanya untuk data uji. Validasi dilakukan menggunakan teknik *k-fold cross-validation* dengan 10 lipatan (*fold*), di mana hasil tertinggi dicapai pada *fold*-1. Pada *fold*-1, nilai confusion matrix menunjukkan *True Positive* (TP) sebesar 80, *True Negative* (TN) sebesar 75, *False Positive* (FP) sebesar 10, dan *False Negative* (FN) sebesar 15. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM mampu mengklasifikasikan dengan baik yaitu dengan nilai akurasi sebesar 85% dan nilai presisi, recall, f-1 score berturut-turut yaitu 83,13%, 85%, 83,48%. Akurasi ini didapat dengan nilai $C = 10$ dan nilai $\gamma = 0.1$ kernel RBF.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Support Vector Machine, Confusion Matrix, Google PlayStore

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah membawa perubahan besar dalam berbagai sektor kehidupan, termasuk dalam aktivitas konsumsi masyarakat. Salah satu dampak signifikan terlihat pada kemunculan dan perkembangan *e-commerce* yang mempermudah proses jual beli barang atau jasa secara daring [1].

E-commerce tidak hanya memberikan kemudahan akses kepada konsumen tetapi juga memperluas pasar bagi para pelaku usaha. Keberadaan aplikasi mobile dalam *e-commerce* semakin meningkatkan kenyamanan pengguna dengan fitur-fitur yang interaktif dan personalisasi yang lebih baik [2].

Kemajuan ini disertai dengan pertumbuhan jumlah pengguna aplikasi *e-commerce* yang sangat pesat di Indonesia, salah satu negara dengan pasar digital terbesar di Asia Tenggara. Dalam laporan tahunan beberapa lembaga riset, Indonesia tercatat memiliki tingkat penetrasi *e-commerce* yang tinggi, didukung oleh kemudahan akses internet dan perangkat mobile [3].

Aplikasi seperti Shopee, Tokopedia, dan Zalora menjadi pilihan populer bagi masyarakat, terutama untuk pembelian barang kebutuhan sehari-hari hingga produk fashion [4].

Zalora merupakan salah satu pemain utama dalam sektor *e-commerce* khusus fashion, menghadirkan berbagai kemudahan bagi pengguna, seperti koleksi produk yang beragam, metode pembayaran yang fleksibel, serta pengiriman yang cepat [5].

Namun, di tengah ketatnya persaingan, keberhasilan Zalora tidak hanya bergantung pada jumlah unduhan aplikasinya, tetapi juga pada tingkat kepuasan dan loyalitas pengguna. Tingkat kepuasan ini sering kali tercermin dalam ulasan atau review pengguna yang dapat diakses melalui platform seperti *Google PlayStore* [6].

Review pengguna merupakan sumber informasi yang sangat berharga bagi pengembang aplikasi. Ulasan ini mencakup berbagai aspek pengalaman pengguna, mulai dari kemudahan penggunaan, kualitas layanan, hingga permasalahan teknis yang mungkin terjadi [7].

Namun, jumlah ulasan yang besar dan beragam sering kali menyulitkan perusahaan untuk menganalisisnya secara manual. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis teknologi untuk mengolah dan memahami sentimen pengguna yang terkandung dalam ulasan tersebut [8].

Analisis sentimen menjadi salah satu solusi yang relevan untuk memahami opini atau perasaan pengguna terhadap suatu aplikasi. Analisis ini mengklasifikasikan ulasan menjadi sentimen positif, negatif, atau netral, sehingga membantu perusahaan memahami kekuatan dan kelemahan produknya. Dalam konteks aplikasi Zalora, analisis sentimen dapat memberikan wawasan mendalam tentang pengalaman pengguna dan aspek-aspek yang perlu diperbaiki untuk meningkatkan kepuasan konsumen [9].

Untuk menganalisis sentimen, metode *Support Vector Machine* (SVM) menjadi salah satu pendekatan yang populer dan efektif. SVM mampu mengolah data teks yang kompleks dengan performa tinggi,

menjadikannya pilihan yang tepat untuk klasifikasi ulasan pengguna [10].

Algoritma ini bekerja dengan membangun hyperplane yang memisahkan data ke dalam kategori tertentu, seperti sentimen positif dan negatif. Selain itu, SVM memiliki keunggulan dalam menangani data yang tidak terstruktur, seperti ulasan pengguna yang sering kali bersifat informal dan beragam [11].

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Hendriyanto dkk (2022), menunjukkan bahwa analisis sentimen ulasan aplikasi MOLA menggunakan SVM dengan kernel RBF pada skenario 90:10 menghasilkan akurasi 92,31%, precision 96,3%, recall 89,66%, dan f1-score 92,86%, menunjukkan efektivitas tinggi dalam klasifikasi sentimen pengguna [12].

Penelitian lainnya oleh Sapitri dkk (2023), menunjukkan bahwa metode SVM untuk klasifikasi sentimen pada 1000 ulasan WhatsApp. Hasil menunjukkan perbandingan data 90:10 menghasilkan akurasi 82%, sementara 80:20 menghasilkan akurasi 81%. SVM bekerja dengan optimal [13].

Meskipun efektif dalam penerapan SVM pada analisis sentimen memiliki tantangan, terutama dalam pengolahan data teks. Tahap preprocessing seperti penghapusan *stop words*, *stemming*, dan tokenisasi menjadi krusial untuk memastikan data siap diolah oleh algoritma [14].

Tantangan lain muncul dari karakteristik ulasan pengguna di *Google PlayStore*, yang sering kali menggunakan bahasa informal, campuran bahasa, atau emotikon. Oleh karena itu, diperlukan strategi pengolahan data yang tepat agar hasil analisis memiliki akurasi tinggi [15].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan aplikasi Zalora di *Google PlayStore* menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Hasil penelitian diharapkan dapat membantu Zalora memahami persepsi pengguna terhadap aplikasinya, mengidentifikasi masalah utama, dan memberikan rekomendasi untuk meningkatkan kualitas layanan. Selain itu, penelitian ini juga memberikan kontribusi dalam pengembangan metode analisis sentimen berbasis SVM yang dapat diaplikasikan pada sektor *e-commerce* lainnya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Zalora

Zalora adalah salah satu platform *e-commerce* terbesar di Asia Tenggara yang fokus pada penjualan produk fashion dan gaya hidup. Didirikan pada tahun 2012, Zalora menyediakan berbagai produk dari merek lokal maupun internasional, mulai dari pakaian, sepatu, tas, hingga aksesoris. Dengan pendekatan berbasis teknologi, Zalora memudahkan pelanggan untuk berbelanja secara online melalui antarmuka yang ramah pengguna dan layanan pengiriman yang cepat [5].

2.2. Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses untuk mengevaluasi opini, sikap, dan emosi yang terkandung dalam sebuah teks. Teknik ini sering digunakan untuk memahami bagaimana orang merespons suatu produk, layanan, atau isu tertentu [16].

2.3. Google PlayStore

Google PlayStore adalah platform distribusi digital yang dikelola oleh Google, yang memungkinkan pengguna untuk mengunduh aplikasi, game, musik, film, buku, dan konten digital lainnya ke perangkat berbasis Android. PlayStore menawarkan berbagai macam aplikasi yang mencakup berbagai kategori seperti pendidikan, hiburan, produktivitas, kesehatan, dan banyak lagi. Pengguna dapat mengakses PlayStore melalui perangkat Android dan memiliki kemudahan dalam mencari, mengunduh, serta memperbarui aplikasi yang ada [17].

2.4. Crawling

Crawling adalah proses otomatis untuk menjelajahi dan mengumpulkan informasi dari berbagai situs web di internet. Dalam konteks pengumpulan data, crawling sering digunakan oleh mesin pencari seperti Google untuk mengindeks halaman-halaman web agar dapat muncul dalam hasil pencarian. Proses ini dilakukan oleh bot atau spider yang mengunjungi halaman-halaman web, mengikuti tautan satu per satu, dan mengekstraksi data yang relevan. *Crawling* juga digunakan dalam analisis data besar, penelitian, atau pemantauan konten situs web, yang dapat membantu mengumpulkan informasi secara efisien tanpa perlu mengakses setiap halaman secara manual [18].

2.5. Text Mining

Text mining adalah proses ekstraksi informasi berharga dari data teks yang tidak terstruktur. Teknik ini melibatkan berbagai langkah, seperti pembersihan data, tokenisasi, stemming, dan analisis frekuensi kata untuk mengidentifikasi pola dan tren dari kumpulan data [19].

2.6. Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Dalam analisis sentimen, SVM digunakan untuk mengklasifikasikan teks berdasarkan kategori tertentu, seperti sentimen positif, negatif, atau netral [20]. Algoritma ini bekerja dengan menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan data ke dalam kategori yang diinginkan. Keunggulan SVM adalah kemampuannya dalam menangani data yang bersifat non-linear dengan menggunakan kernel trick [21].

2.7. K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation adalah teknik validasi model yang membagi dataset menjadi beberapa lipatan

(folds) untuk mengukur performa model secara lebih akurat [22].

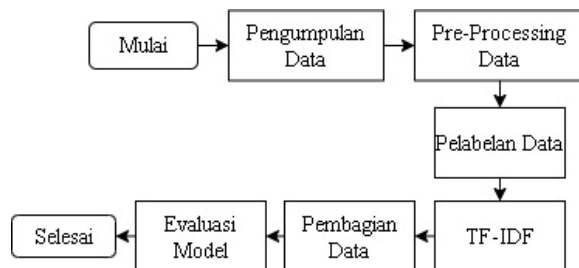
Dataset dibagi menjadi kkk lipatan yang sama besar, di mana setiap lipatan bergantian menjadi data uji, sedangkan lipatan lainnya menjadi data pelatihan. Metode ini membantu mengurangi bias dalam evaluasi model dan memberikan estimasi yang lebih andal terhadap performa algoritma, termasuk SVM dalam analisis sentimen [23].

2.8. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah metode evaluasi yang digunakan untuk menilai performa model klasifikasi dengan menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas. Matriks ini terdiri dari empat komponen utama: *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Dalam analisis sentimen, confusion matrix memberikan gambaran tentang akurasi, presisi, sensitivitas, dan spesifisitas model, sehingga mempermudah penilaian kinerja algoritma yang digunakan [24].

3. METODE PENELITIAN

Dalam alur penelitian ini, menjelaskan segala sesuatu yang telah dilakukan selama penelitian. Berikut alur penelitian pada penelitian ini.



Gambar 1. Diagram alur penelitian

Pada gambar 1 merupakan gambaran alur penelitian dengan beberapa tahapan yang dilakukan pada penelitian ini dan diketahui bahwa penelitian ini melewati lima tahapan. Berikut langkah -langkah tahapan penelitian:

3.1. Pengumpulan Dataset

Dalam hal ini, dilakukan pengumpulan dataset dengan menggunakan teknik web scraping menggunakan bahasa pemrograman Python dengan library google-play-scraper. Data yang diambil merupakan ulasan dari region Indonesia yang berbahasa Indonesia. Data komentar yang diambil bersumber dari *Google PlayStore* pada review aplikasi zalora.

3.2. Text Pre-processing

Text preprocessing adalah suatu proses untuk menyeleksi data teks agar menjadi lebih terstruktur lagi dengan melalui serangkaian tahapan yang meliputi tahapan *case folding*, *tokenizing*, *filtering* dan *stemming*. Tapi, sesungguhnya tidak ada aturan pasti

tentang setiap tahapan dalam *text preprocessing*, *Text preprocessing* merupakan salah satu implementasi dari *text mining* [25].

Text preprocessing sendiri memiliki beberapa tahapan yaitu:

a. Cleaning

Cleaning bertujuan mengubah semua huruf pada teks menjadi huruf kecil (*lowercase*), kemudian menghapus karakter selain huruf seperti angka, symbol, link, dan tanda baca.

b. Tokenizing

Tokenizing adalah tahap untuk memisahkan atau memecah teks menjadi bagian-bagian kata yang disebut token.

c. Filtering

Filtering digunakan untuk mengambil kata-kata yang penting dari hasil token tadi. Kata umum yang biasanya muncul dan tidak memiliki makna disebut dengan stopword. Misalnya penggunaan kata penghubung seperti dan, yang,serta, setelah, dan lainnya. Penghilangan stopwords ini dapat mengurangi ukuran index dan waktu pemrosesan.

d. Stemming

Tahap *stemming* amemperkecil jumlah indeks yang berbeda dari satu data sehingga sebuah kata yang memiliki suffix maupun prefix kembali ke bentuk dasarnya. Selain itu juga untuk melakukan pengelompokan kata-kata lain yang memiliki kata dasar dan arti yang serupa namun memiliki bentuk yang berbeda karena mendapatkan imbuhan yang berbeda.

3.3. Pelabelan

Pada tahap ini skema pelabelan dilakukan menggunakan kamus sentimen untuk membagi opini menjadi tiga kategori yaitu, positif, negatif, dan netral. Pada penelitian ini proses pelabelan dilakukan secara otomatis menggunakan kamus sentimen bahasa Indonesia (InSet). Pelabelan menggunakan kamus dipilih karena mudah diimplementasikan dan cepat, terutama pada kumpulan data yang besar. Kamus sentimen InSet ini terdiri dari 1000 kata positif 702, negative 199, dan netral 99.

3.4. Term Frequency and Inverse Document Frequency (TF-IDF)

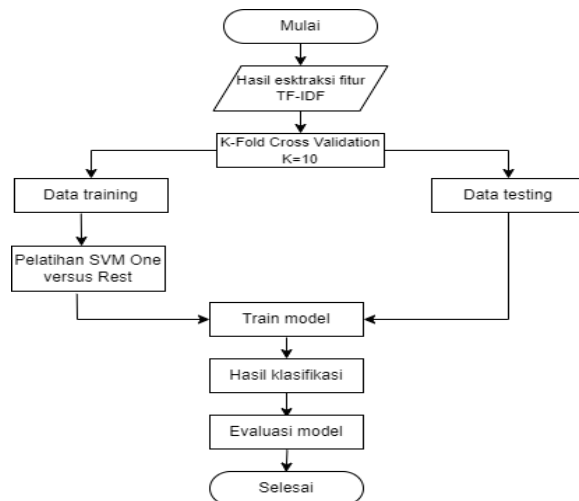
Pada proses ini dilakukan untuk mendapatkan nilai atau bobot dari suatu kata yang telah diekstrak. Teknik ini didasarkan pada kemunculan kata (term) terhadap dokumen dengan mengalikan frekuensi term (TF) Dengan invers dari frekuensi dokumen (IDF). Semakin sering term muncul, maka mempengaruhi nilai bobot [26].

3.5. Pembagian Data

Sebelum melakukan pemodelan, data dibagi dua bagian yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Proses pembagian data tersebut dapat dilakukan menggunakan salah satu teknik sederhana yaitu hold-out validation. Persentase pembagian yang

digunakan pada penelitian ini adalah 90:10. Artinya sebanyak 90% dari total data dialokasikan sebagai data latih dan 10% lainnya sebagai data uji. Data latih digunakan untuk melatih model sehingga dapat mengenali pola pada data, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi dan menilai seberapa baik kemampuan model yang telah dilatih.

3.6. Support Vector Machine (SVM)



Gambar 2. Diagram alur SVM

- Hasil ekstraksi fitur TF-IDF
Dari data yang telah di ekstrak menggunakan metode TF-IDF akan diperoleh data bersih, berisi data teks yang dapat diolah menggunakan K Fold Cross Validation
- K Fold Cross Validation
Penelitian ini melakukan 10 kali fold atau perulangan, sehingga metode SVM dapat memperoleh hasil yang maksimal, serta menghasilkan 2 jenis data yaitu data training dan testing.
- Pelatihan SVM One versus Rest
Pada tahap ini yang data yang digunakan hanya data train, perhitungan ini menjadi poin utama untuk menghasilkan klasifikasi yang baik, hasil dari bagian ini adalah train model yang dites menggunakan data testing.
- Train model
Train model dilakukan dengan melakukan perhitungan menggunakan data train dan testing untuk mendapatkan train model yang bersih, agar dapat menghasilkan hasil klasifikasi yang diinginkan.
- Hasil klasifikasi
Hasil klasifikasi berupa pengelompokan komentar menjadi positif, negatif, dan netral sehingga dapat di simpulkan hasil untuk dilakukan proses evaluasi.

3.7. Evaluasi Model

Untuk mengetahui kemampuan model melakukan klasifikasi maka dilakukan evaluasi. Proses evaluasi model dalam kasus klasifikasi melibatkan penggunaan *confusion matrix* untuk dapat mengukur akurasi, *precision*, dan *recall* pada model. Berikut ini adalah persamaan yang digunakan [27].

- True Positive (TP)**
Nilai yang diprediksi oleh model bahwa data prediksi berada dalam kelas positif dan data sebenarnya berada dalam kelas positif.
- False Positive (FP)**
Nilai yang diprediksi oleh model bahwa data prediksi berada dalam kelas negatif tetapi data sebenarnya berada dalam kelas positif.
- False Negative**
Nilai yang diprediksi oleh model bahwa data prediksi berada dalam kelas negatif tetapi data sebenarnya berada dalam kelas positif.
- Accuracy**
Akurasi dapat dihitung dengan membandingkan jumlah klasifikasi yang benar dengan jumlah klasifikasi total. Klasifikasi yang tepat dianggap sebagai Positif Asli untuk setiap jenis atau kelas. Rumus matematis *accuracy* dapat dilihat pada persamaan (3).

$$Accuracy = \frac{TP}{Total\ Seluruh\ Data} \quad (3)$$

- Precision**
Precision mengukur akurasi prediksi positif model terhadap prediksi kelas tertentu disebut precision, dan rumus matematis dapat dilihat dalam persamaan (4).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

- Recall**
Recall mengukur rasio prediksi *true positif* dibandingkan dengan keseluruhan data *true positif* dengan nilai mendekati 1. Penulisan kembali matematis, seperti yang ditunjukkan dalam persamaan (5).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

- F1-Score**
Merupakan rata-rata dari perhitungan precision dan recall dan perhitungan kombinasi nilai untuk dijadikan sebagai nilai pengukuran. Berikut penulisan matematis pada persamaan (6).

$$F1 - Score = 2 \times \frac{precision \times recall}{recall + precision} \quad (6)$$

3.8. Visualisasi dan Analisis

Visualisasi dan analisis dilakukan untuk melihat dan memahami frekuensi kata yang paling sering muncul pada setiap sentimen dari aplikasi pinjaman online. Proses visualisasi ini dilakukan menggunakan teknik visualisasi *word cloud*. Dengan melakukan visualisasi, analisis opini dapat dilakukan dengan mudah tanpa membaca seluruh komentar satu-persatu.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Proses Scraping Metode Support Vector Machine

Datset dikumpulkan melalui proses *scraping* pada *Google PlayStore* untuk mendapatkan ulasan pengguna aplikasi Zalora. Proses *scraping* menghasilkan sebanyak 1.000 ulasan pengguna pada masing-masing aplikasi. Seluruh data kemudian dilakukan *preprocessing* yang terdiri dari *cleaning*, *tokenizing*, *filtering*, dan *stemming*.

Data yang telah melalui tahap *preprocessing* kemudian dilakukan pembobotan menggunakan teknik TF-IDF. Semakin sering suatu term muncul, maka semakin tinggi nilai bobot yang dihasilkan. Proses perhitungan TF-IDF dilakukan menggunakan *Python* dengan *library* dari *Sckit-Learn*. Proses pelabelan dilakukan secara otomatis menggunakan kamus sentimen bahasa Indonesia (InSet). Pada implementasinya, setiap kata dicocokkan dengan entri di dalam kamus. Jika kata tersebut ada dalam kamus, nilai polaritas dari kata tersebut diambil dan dijumlahkan. Ketika skor akumulasi di bawah nol atau negatif, maka kalimat tersebut ditetapkan sebagai sentimen negatif. Sedangkan ketika di atas nol ditetapkan sebagai sentiment positif. Kemudian apabila hasilnya sama dengan nol maka ditetapkan sebagai netral.

4.2. Hasil Pelabelan Sentimen Analisis

Pada tahap ini, data yang telah diperoleh dari *Google PlayStore* dilakukan proses pelabelan sentimen untuk mengklasifikasikan opini pengguna menjadi tiga kategori utama, yaitu sentimen positif, negatif, dan netral. Proses pelabelan ini bertujuan untuk memberikan identifikasi awal terhadap pola persepsi publik terhadap Zalora berdasarkan konten teks yang mereka unggah. Hasil dari pelabelan sentimen ini menjadi dasar untuk analisis lebih lanjut, termasuk evaluasi model klasifikasi dan interpretasi temuan penelitian.

Tabel 1. Hasil Pelabelan

Pelabelan SVM	
Positif	702 (70,2%)
Netral	119 (11,9%)
Negatif	99 (9,9%)

Hasil pelabelan menunjukkan bahwa Zalora memiliki sentimen positif yang dominan, dengan total 702 ulasan atau 70,2% dari keseluruhan data di *Google Play Store*. Sentimen netral menempati posisi kedua dengan 119 ulasan (11,9%), sementara sentimen negatif tercatat sebanyak 99 ulasan (9,9%). Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas pengguna memiliki pengalaman yang baik terhadap aplikasi Zalora, mencerminkan tingkat kepuasan yang tinggi terhadap fitur, layanan, atau kemudahan penggunaan aplikasi. Persentase sentimen negatif yang relatif rendah menunjukkan bahwa kendala atau keluhan yang

dialami pengguna hanya sedikit dibandingkan dengan jumlah ulasan positif yang diterima.

4.3. Pembagian data

Sebelum melakukan pemodelan, data perlu dibagi menjadi data latih dan data uji terlebih dahulu. Persentase pembagian yang digunakan adalah 90:10. Data training tersebut digunakan untuk melatih model SVM sehingga dapat mengenali pola sentimen pada data.

4.4. K-fold Cross Validation

Sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi dan menilai seberapa baik kemampuan model SVM yang telah dilatih melakukan klasifikasi. Pada tahap validasi, pengujian dilakukan dengan menggunakan kedua algoritma klasifikasi dengan menggunakan *cross validation*, pengujian dilakukan dengan menggunakan *fold=1-10*. Pengujian ini bertujuan untuk mencari akurasi terbaik dari setiap algoritma. Hasil dari pengujian dari masing-masing nilai *fold*.

4.5. Pelatihan SVM One-vs-Rest

Dataset memiliki 3 kelas Negatif, Positif, dan Netral. Disini akan melatih 3 model SVM:

Model 1: Positif vs. (Negatif dan Netral)

Data dilabel ulang menjadi: positif (1) dan bukan positif (0)

Model ini akan mencari hyperplane terbaik untuk memisahkan data positif dan non-positif.

Model 2: Negatif vs. (Positif dan Netral)

Data dilabel ulang menjadi: negatif (1) dan bukan negatif (0)

Model ini akan mencari hyperplane terbaik untuk memisahkan data negatif dan non-negatif.

Model 3: Netral vs. (Positif dan Negatif)

Data dilabel ulang menjadi: netral (1) dan bukan netral (0)

Model ini akan mencari hyperplane terbaik untuk memisahkan data netral dan non-netral.

4.6. Hasil Perhitungan Nilai SVM

Tabel 2. Hasil Pengujian Validasi dari Algoritma SVM

Fold	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
1	85 %	83.13 %	85%	83.48%
2	83 %	80.63 %	83%	80.76%
3	77 %	71.69 %	77%	73.19%
4	80 %	73.60 %	80%	75.80%
5	82 %	74.79 %	82%	78.07%
6	81 %	77.57 %	81%	78.50%
7	84 %	79.49 %	84%	81.34%
8	81%	83.70 %	81%	75.61%
9	75%	70.81 5	75%	69.49%
10	79%	81.37 %	79%	74.71%

Berdasarkan pada Tabel 2, Model yang telah dilatih kemudian dievaluasi berdasarkan metrik akurasi, presisi, dan recall. Secara umum, hasil

evaluasi menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki kemampuan yang cukup baik dalam melakukan klasifikasi sentimen. Akurasi model bervariasi antara 75% hingga 85%, dengan *Fold* 1 memberikan hasil terbaik pada 85%. Presisi model cenderung stabil, dengan nilai antara 72% hingga 84%, menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi kelas positif dengan benar. Recall model juga menunjukkan performa yang baik, dengan nilai yang berkisar antara 75% hingga 85%, mengindikasikan kemampuan model untuk menangani kelas yang lebih sedikit dengan cukup baik. F1-Score, yang menggabungkan presisi dan recall, menunjukkan hasil yang relatif konsisten antara 69% hingga 83%, menandakan keseimbangan yang baik antara keduanya. Secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang solid dalam mengklasifikasikan sentimen, meskipun ada variasi kecil antar-*fold* yang mungkin disebabkan oleh ketidakseimbangan kelas dalam dataset.

4.7. Evaluasi Confusion Matrix

Pada tahap uji validasi penelitian ini, digunakan confusion matrix dalam proses perhitungan akurasi untuk mengetahui jumlah data uji yang terklasifikasi dengan benar dan jumlah data uji yang salah dalam pengklasifikasiannya. Perbandingan confusion matrix dengan pengujian menggunakan *Fold*=1 untuk algoritma SVM dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Confusion Matrix

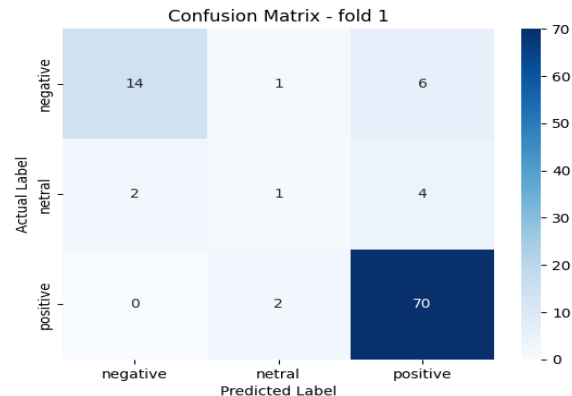
Prediksi	SVM	
	Negatif	Positif
Negatif	14	7
Positif	2	70
Akurasi	85%	

Berdasarkan Tabel 2, confusion matrix menggambarkan seberapa besar persentase data yang diprediksi oleh metode SVM. True negatif menunjukkan banyaknya data observasi dengan kategori negatif yang diprediksi dengan tepat sebagai negatif oleh model. Dalam hal ini, terdapat 14 data yang terklasifikasi sebagai negatif dengan benar. Sementara itu, True positif menunjukkan banyaknya data observasi dengan kategori positif yang diprediksi dengan tepat sebagai positif, dengan jumlah 70 data. Sebaliknya, False negatif adalah jumlah data observasi yang seharusnya negatif namun diprediksi sebagai positif, yang terdapat 7 data. Terakhir, False positif adalah jumlah data observasi yang seharusnya positif namun diprediksi sebagai negatif, yaitu 2 data.

Pada evaluasi SVM untuk klasifikasi sentimen, diperoleh hasil bahwa pada kelas positif, sebanyak 70 data terklasifikasi dengan benar sebagai positif. Hasil ini menunjukkan bahwa metode SVM memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali data dengan kategori positif, dengan recall yang cukup tinggi. Meskipun ada 7 data negatif yang salah diprediksi sebagai positif, model ini secara keseluruhan

memberikan hasil yang memadai untuk klasifikasi sentimen. Akurasi yang diperoleh mencapai 85%, menunjukkan kinerja yang solid meskipun terdapat beberapa kesalahan prediksi pada kategori negatif.

Berikut adalah visualisasi confusion matrix pada $f=1$, dapat dilihat pada Gambar 2 Berikut.



Gambar 3. Confusion Matrix F=1

4.8. Visualisasi dan Analisis

Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang jelas tentang distribusi sentimen positif dan negatif dalam data yang dianalisis, sehingga memudahkan untuk memahami pola sentimen yang terkandung dalam dataset. Selain itu, visualisasi juga digunakan untuk mengekstraksi informasi mengenai topik-topik yang paling sering dibahas oleh pengguna, yang dapat memberikan wawasan lebih dalam mengenai tren atau permasalahan yang sedang populer di kalangan pengguna. Dengan visualisasi ini, diharapkan dapat diperoleh insight yang lebih mendalam mengenai persepsi pengguna terhadap topik-topik tertentu, serta bagaimana sentimen positif atau negatif terbentuk seiring dengan perkembangan isu yang dibahas.

Berikut adalah visualisasi yang sering muncul dalam analisis sentimen, yang bertujuan untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai distribusi sentimen dalam dataset yang dianalisis. Visualisasi ini menyajikan data dalam bentuk yang mudah dipahami, seperti grafik batang, pie chart, atau word cloud, yang memungkinkan untuk melihat perbandingan antara sentimen positif, negatif, dan netral. Dapat dilihat pada Gambar 3 dibawah ini.



Gambar 2. Word Cloud

Berdasarkan hasil visualisasi kemunculan kata pada aplikasi Zalora menggunakan word cloud, dapat disimpulkan bahwa kata-kata yang sering muncul meliputi “barang,” “kirim,” “zalora,” “aplikasi,” dan “pesan.” Hal ini menunjukkan bahwa fokus utama ulasan pengguna berkisar pada pengalaman terkait produk (barang), proses pengiriman, dan penggunaan aplikasi Zalora. Kata “barang” menjadi dominan, yang dapat diartikan bahwa kualitas atau kondisi produk sering menjadi perhatian pengguna. Selain itu, kata “kirim” mengindikasikan bahwa aspek pengiriman, seperti kecepatan dan ketepatan, juga menjadi topik yang sering dibahas. Secara keseluruhan, visualisasi ini memberikan gambaran tentang aspek-aspek penting yang memengaruhi kepuasan atau keluhan pengguna terhadap layanan Zalora.

Melalui hasil visualisasi, dapat diperoleh analisis yang menunjukkan bahwa pengguna hampir selalu memberikan komentar dan membahas tentang kualitas barang, proses pengiriman, dan pengalaman menggunakan aplikasi Zalora. Kata-kata seperti “barang,” “kirim,” dan “pesan” yang dominan dalam word cloud menunjukkan bahwa ulasan pengguna sangat terfokus pada kondisi produk yang diterima, kecepatan serta keandalan pengiriman, dan kemudahan dalam melakukan transaksi melalui aplikasi. Hal ini mencerminkan bahwa aspek tersebut merupakan faktor utama yang memengaruhi tingkat kepuasan atau ketidakpuasan pengguna terhadap layanan Zalora.

Meskipun hasil implementasi yang dihasilkan sudah cukup baik, namun penelitian ini masih memiliki beberapa batasan yang dapat ditingkatkan pada penelitian berikutnya. Pada penelitian ini, model masih belum memahami konteks dengan baik pada teks yang mengandung sarkasme dan bahasa slang (tidak baku) karena proses pelabelan masih dilakukan secara otomatis menggunakan kamus yang sangat bergantung pada nilai polaritas. Penggunaan anotator seperti pakar bahasa lebih direkomendasikan untuk mendapatkan hasil yang lebih maksimal. Kemudian, jumlah data yang digunakan masih dapat ditingkatkan untuk menghasilkan informasi ulasan pengguna yang lebih mendalam.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Data yang digunakan pada penelitian ini didapat dari hasil data *crawling* sebanyak 1000 data dan dilakukan *Preprocessing*. Data yang diambil merupakan data dari ulasan *Google Play Store* yang relevan dari tahun 2018 sampai 2024. Hasil pengujian data menggunakan *k-fold cross validation* menghasilkan akurasi tertinggi terletak pada fold ke 1 dengan didapatkan *accuracy* sebesar 85%. Sedangkan nilai *precision*, *recall*, dan *f-1 score* tertinggi berturut-turut sebesar 83,13%, 85%, dan 83,48%.

Saran untuk penelitian selanjutnya agar dapat mengembangkan penelitian ini, bisa dengan menggunakan metode lain, penelitian dengan menggunakan data yang lebih besar dan kompleks,

serta mengimplementasikan pada dunia nyata agar dapat bermanfaat bagi kehidupan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Bei and S. Saepudin, “Analisis Sentimen Aplikasi Tiket Online Di Play Store Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (Svm),” in *Prosiding Seminar Nasional Sistem Informasi dan Manajemen Informatika Universitas Nusa Putra*, 2021, pp. 91–97.
- [2] A. Agustin, S. Andrean, S. Susanti, R. Rahmiati, and H. Hamdani, “Review Aplikasi Kredivo Menggunakan Analisis Sentimen Dengan Algoritma *Support Vector Machine*,” *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 9, no. 1, pp. 39–49, 2024.
- [3] M. R. Nadhif, D. W. Brata, and B. Rahayudi, “Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi TIX ID di Indonesia pada Google Play Store menggunakan *Support Vector Machine*,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 8, pp. 3932–3937, 2022.
- [4] D. S. Putri and T. Ridwan, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Pospay Dengan Algoritma *Support Vector Machine*,” *Jurnal Ilmiah Informatika*, vol. 11, no. 01, pp. 32–40, 2023.
- [5] M. G. Utami and A. A. Junia, “Perbaikan dan Perancangan Fitur Review Produk Dalam Upaya Meningkatkan Aktivitas Pengguna Untuk Memberikan Ulasan di Aplikasi Zalora,” *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, vol. 10, no. 5, pp. 602–614, 2024.
- [6] I. M. K. Karo, J. A. K. Karo, Y. Yudianto, H. Hariyanto, M. Falah, and M. Ginting, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Info BMKG di Google Play Menggunakan TF-IDF dan *Support Vector Machine*,” *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 4, no. 4, pp. 1423–1430, 2023.
- [7] M. N. Akbar, N. H. Rusydi, and N. S. Ramadhanti, “Sentiment Analysis Terhadap Review Aplikasi Maxim di Google Play Store Menggunakan *Support Vector Machine* (SVM),” *AGENTS: Journal of Artificial Intelligence and Data Science*, vol. 2, no. 2, pp. 9–16, 2022.
- [8] V. Fitriyana, L. Hakim, D. C. R. Novitasari, and A. H. Asyhar, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Jamsostek Mobile Menggunakan Metode *Support Vector Machine*,” *Jurnal Buana Informatika*, vol. 14, no. 01, pp. 40–49, 2023.
- [9] A. A. Viriya, I. S. E. Maghfiroh, and N. Y. Setiawan, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Gapura UB pada Google Play Store Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 3, 2024.
- [10] R. A. L. A. Renal and S. Alam, “Komparasi Payment Digital untuk Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan di *Google PlayStore*

- Menggunakan Metode *Support Vector Machine*,” *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 3, pp. 118–128, 2023.
- [11] A. Kusuma, E. Ermatita, and H. N. Irmanda, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Indodax di Google Play Store Menggunakan Metode *Support Vector Machine*,” in *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Bidang Ilmu Komputer dan Aplikasinya*, 2022, pp. 773–782.
- [12] M. D. Hendriyanto, A. A. Ridha, and U. Enri, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mola Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*,” *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 5, no. 1, pp. 1–7, 2022.
- [13] I. A. Sapitri, Y. Yusra, and M. Fikry, “Pengklasifikasian Sentimen Ulasan Aplikasi Whatsapp Pada Google Play Store Menggunakan *Support Vector Machine*,” *Jurnal Tekinkom (Teknik Informasi dan Komputer)*, vol. 6, no. 1, pp. 1–7, 2023.
- [14] S. I. Nurhafida and F. Sembiring, “Analisis Sentimen Aplikasi Novel Online Di Google Play Store Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine* (SVM),” *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, vol. 6, no. 1, pp. 317–327, 2022.
- [15] R. Wahyudi *et al.*, “Analisis Sentimen pada review Aplikasi Grab di Google Play Store Menggunakan *Support Vector Machine*,” *Jurnal Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 200–207, 2021.
- [16] T. Tinaliah and T. Elizabeth, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PrimaKu Menggunakan Metode *Support Vector Machine*,” *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, vol. 9, no. 4, pp. 3436–3442, 2022.
- [17] M. R. Fahlevvi, “Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Pejabat Pengelola Informasi dan Dokumentasi Kementerian Dalam Negeri Republik Indonesia di *Google PlayStore* Menggunakan Metode *Support Vector Machine*,” *Jurnal Teknologi dan Komunikasi Pemerintahan*, vol. 4, no. 1, pp. 1–13, 2022.
- [18] D. D. Audiansyah, D. E. Ratnawati, and B. T. Hanggara, “Analisis Sentimen Aplikasi MyXL menggunakan Metode *Support Vector Machine* berdasarkan Ulasan Pengguna di Google Play Store,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 8, pp. 3987–3994, 2022.
- [19] U. Kulsum, M. Jajuli, and N. Sulistiyowati, “Analisis Sentimen Aplikasi WETV di Google Play Store Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*,” *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 6, no. 2, pp. 205–212, 2022.
- [20] D. A. Pisner and D. M. Schnyer, “*Support Vector Machine*,” in *Machine learning*, Elsevier, 2020, pp. 101–121.
- [21] M. Khairudin, A. Sukendar, and A. Somantri, “Analisis Sentimen Film Di Twitter Menggunakan Metode *Support Vector Machine*,” *Jurnal Sains Dan Sistem Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 97–102, 2023.
- [22] S. Sardin, A. Nugroho, and N. T. Kurniadi, “Sentiment Analysis of Starlink on Twitter Using *Support Vector Machine* Algorithm,” *Journal of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing*, vol. 6, no. 3, pp. 1321–1332, 2024.
- [23] O. I. Gifari, M. Adha, I. R. Hendrawan, and F. F. S. Durrand, “Analisis Sentimen Review Film Menggunakan TF-IDF dan *Support Vector Machine*,” *Journal of Information Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 36–40, 2022.
- [24] I. S. K. Idris, Y. A. Mustofa, and I. A. Salihi, “Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine* (SVM),” *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 5, no. 1, pp. 32–35, 2023.
- [25] A. Nabillah, S. Alam, and M. G. Resmi, “Twitter User Sentiment Analysis Of TIX ID Applications Using *Support Vector Machine* Algorithm,” *RISTEC: Research in Information Systems and Technology*, vol. 3, no. 1, pp. 14–27, 2022.
- [26] M. F. Al-shufi and A. Erfina, “Sentimen Analisis Mengenai Aplikasi Streaming Film Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine* Di Play Store,” in *Prosiding Seminar Nasional Sistem Informasi dan Manajemen Informatika Universitas Nusa Putra*, 2021, pp. 156–162.
- [27] H. C. Husada and A. S. Paramita, “Analisis Sentimen Pada Maskapai Penerbangan di Platform Twitter Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine* (SVM),” *Teknika*, vol. 10, no. 1, pp. 18–26, 2021.