

Implementasi Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Ulasan Google Maps pada Layanan Perbaikan Ponsel

Rangga Tri Bagastama¹

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri
E-mail: *1ranggatri86@gmail.com

Layanan perbaikan ponsel merupakan salah satu sektor jasa yang banyak menerima ulasan pelanggan melalui platform Google Maps. Ulasan tersebut mengandung opini yang dapat dimanfaatkan untuk mengevaluasi kualitas pelayanan, namun bersifat tidak terstruktur sehingga sulit dianalisis secara manual. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan Google Maps pada layanan perbaikan ponsel dengan menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM). Data ulasan dikumpulkan melalui teknik web scraping, diproses melalui tahapan text preprocessing yang meliputi cleaning, case folding, tokenizing, stopword removal, normalization, dan stemming, serta diberi label sentimen secara otomatis. Selanjutnya, data direpresentasikan menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan dibagi menjadi data latih serta data uji dengan rasio 80:20. Proses analisis sentimen dilakukan dengan mengklasifikasikan ulasan ke dalam kelas sentimen positif, netral, dan negatif menggunakan algoritma SVM. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan confusion matrix dengan parameter accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dibangun menghasilkan nilai akurasi sebesar 96%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 96%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma SVM efektif digunakan untuk analisis sentimen ulasan Google Maps dan mampu memberikan gambaran objektif mengenai persepsi pelanggan terhadap kualitas layanan perbaikan ponsel.

Kata Kunci — Analisis Sentimen, Google Maps, Support Vector Machine, TF-IDF, Ulasan Pelanggan

1. PENDAHULUAN

Layanan perbaikan ponsel merupakan salah satu sektor jasa yang memiliki tingkat interaksi tinggi dengan pelanggan. Kualitas pelayanan, kecepatan perbaikan, serta transparansi biaya menjadi faktor penting yang memengaruhi kepuasan pelanggan. Seiring dengan meningkatnya penggunaan perangkat seluler dalam aktivitas sehari-hari, kebutuhan terhadap layanan perbaikan ponsel juga terus meningkat. Kondisi ini menuntut penyedia layanan untuk melakukan evaluasi secara berkelanjutan guna menjaga dan meningkatkan kualitas pelayanan yang diberikan kepada pelanggan.

Perkembangan *platform* digital memungkinkan pelanggan menyampaikan pengalaman dan penilaian terhadap suatu layanan secara terbuka melalui ulasan daring. *Google Maps* menjadi salah satu *platform* yang banyak digunakan karena menyediakan fitur ulasan yang dapat diakses oleh publik. Ulasan pelanggan pada *Google Maps* mengandung opini positif, negatif, maupun netral yang merepresentasikan persepsi pelanggan terhadap kualitas layanan. Namun, karakteristik ulasan yang bersifat tidak terstruktur serta jumlahnya yang terus bertambah menyebabkan analisis secara manual menjadi kurang efisien dan berpotensi menimbulkan subjektivitas [9]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan komputasi yang mampu mengolah data teks secara otomatis dan objektif. Selain itu, analisis sentimen terhadap ulasan *Google Maps* telah banyak dimanfaatkan untuk mengevaluasi kualitas layanan pada sektor jasa karena mampu merepresentasikan pengalaman pelanggan secara langsung [8].

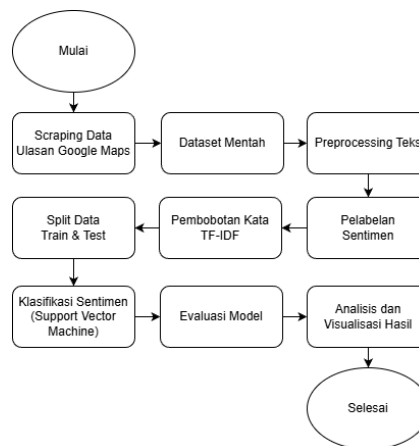
Analisis sentimen merupakan pendekatan dalam bidang *Natural Language Processing* yang digunakan untuk mengidentifikasi kecenderungan opini dari data teks [1]. Pendekatan ini memungkinkan pengelompokan opini ke dalam kategori sentimen tertentu, seperti positif, netral, dan negatif. Penerapan analisis sentimen pada ulasan *Google Maps* telah dilakukan untuk mengetahui pengalaman dan tingkat kepuasan pelanggan terhadap suatu layanan serta memberikan gambaran objektif mengenai persepsi pelanggan [10]. Namun demikian, analisis sentimen juga terus berkembang dan menghadapi berbagai tantangan, khususnya pada data teks tidak terstruktur, sehingga pemilihan metode klasifikasi yang tepat menjadi faktor penting dalam penelitian [7].

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa algoritma *machine learning* efektif digunakan dalam analisis sentimen data teks. Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) banyak digunakan karena mampu menangani data berdimensi tinggi dan menghasilkan performa klasifikasi yang baik pada berbagai jenis data teks, termasuk ulasan daring dan media sosial [4][5]. Selain itu, penerapan tahapan *text preprocessing* yang tepat serta pembobotan kata menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dapat meningkatkan kualitas representasi data teks dan berdampak positif terhadap kinerja model klasifikasi sentimen [2]. Kombinasi metode SVM dengan pembobotan TF-IDF juga terbukti efektif dan banyak diterapkan dalam permasalahan klasifikasi teks [6].

Meskipun demikian, pemanfaatan ulasan *Google Maps* sebagai sumber evaluasi kualitas layanan perbaikan ponsel masih belum dilakukan secara optimal. Ulasan yang tersedia umumnya hanya dibaca secara individual tanpa dilakukan analisis sentimen secara sistematis. Selain itu, distribusi data sentimen yang tidak seimbang serta kompleksitas data teks menjadi tantangan dalam proses analisis sentimen, sehingga diperlukan algoritma yang memiliki kemampuan pemisahan kelas yang baik dan stabil [3].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan *Google Maps* pada layanan perbaikan ponsel. Algoritma SVM dipilih karena kemampuannya dalam menangani data teks berdimensi tinggi serta menghasilkan performa yang stabil dalam analisis sentimen [1][3]. Hasil analisis sentimen yang diperoleh diharapkan dapat memberikan gambaran objektif mengenai persepsi pelanggan dan dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi dalam meningkatkan kualitas layanan perbaikan ponsel..

2. METODE PENELITIAN



Gambar 2.1 Diagram Alur Klasifikasi Sentimen

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa ulasan pelanggan yang diperoleh dari *platform Google Maps*. Ulasan tersebut berasal dari salah satu layanan perbaikan ponsel yang berlokasi di Kabupaten Nganjuk. Pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik web scraping dengan memanfaatkan *application programming interface* (API) dari SerpAPI. Data ulasan yang berhasil dikumpulkan kemudian disimpan dalam format *Comma Separated Values* (CSV) untuk memudahkan proses pengolahan dan analisis data pada tahap selanjutnya.

2.2 Text Preprocessing

Data ulasan yang diperoleh termasuk ke dalam kategori data tidak terstruktur, sehingga diperlukan tahap *text preprocessing* sebelum dilakukan analisis sentimen. Tahap ini bertujuan untuk membersihkan teks dari unsur yang tidak relevan serta menyiapkan data agar dapat diproses secara optimal oleh algoritma analisis sentimen. Tahapan *text preprocessing* yang diterapkan dalam penelitian ini mengacu pada praktik umum dalam analisis sentimen [2], yang meliputi:

1) Cleaning

Tahap ini bertujuan untuk menghilangkan elemen yang tidak relevan seperti HTML, URL, emoji, dan karakter khusus lainnya.

2) Case Folding

Tahap ini bertujuan untuk mengubah seluruh huruf pada teks ulasan menjadi huruf kecil (*lowercase*) agar tidak terjadi perbedaan makna akibat perbedaan penulisan huruf.

3) Tokenizing

Tokenizing merupakan proses pemecahan teks ulasan menjadi unit-unit kata tunggal (*token*). Pada tahap ini, tanda baca dan karakter non-huruf dihilangkan sehingga hanya tersisa kata-kata yang relevan.

4) Stopword Removal

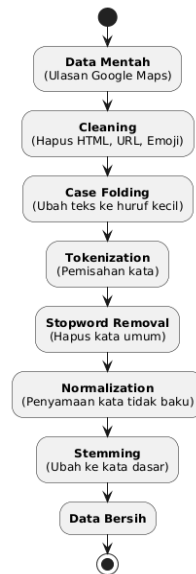
Stopword removal dilakukan untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap proses analisis sentimen, seperti kata hubung dan kata depan.

5) Normalization

Normalization bertujuan untuk menyeragamkan kata tidak baku, singkatan, atau bahasa informal menjadi bentuk kata yang sesuai dengan kaidah bahasa.

6) *Stemming*

Stemming bertujuan untuk mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar. Proses ini dilakukan agar variasi kata yang memiliki makna sama dapat diproses sebagai satu kata dasar.



Gambar 2.2 Alur *Text Preprocessing*

2.3 Pelabelan Sentimen

Setelah melalui tahap *text preprocessing*, data ulasan kemudian diberi label sentimen yang terdiri dari tiga kelas, yaitu positif, netral, dan negatif. Proses pelabelan dilakukan secara otomatis menggunakan metode *Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner* (VADER). Metode ini memberikan skor polaritas pada setiap ulasan berdasarkan leksikon sentimen, sehingga setiap data dapat diklasifikasikan ke dalam kelas sentimen yang sesuai. Hasil pelabelan sentimen selanjutnya digunakan sebagai data latih dan data uji pada proses klasifikasi sentimen.

2.4 Pembobotan Kata TF-IDF

Data teks yang telah diberi label sentimen kemudian direpresentasikan dalam bentuk numerik menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Metode ini digunakan untuk memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculan kata dalam dokumen dan sebarannya pada seluruh dataset [2]. Pembobotan TF-IDF menghasilkan representasi numerik dari data teks sehingga dapat diproses oleh algoritma klasifikasi berbasis pembelajaran mesin. Kombinasi pembobotan TF-IDF dengan algoritma *Support Vector Machine* telah banyak diterapkan dalam permasalahan klasifikasi teks dan terbukti mampu menghasilkan performa yang baik [6]. Dimana:

$$TF(t, d) = \frac{f(t, d)}{\sum_k f(t, d)} \dots \dots \dots (1)$$

$$IDF(t) = \log \left(\frac{N}{df(t)} \right) \dots \dots \dots (2)$$

$$TF - IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t) \dots \dots \dots (3)$$

Keterangan:

- t : kata (term).
- d : dokumen.
- N : jumlah seluruh dokumen
- f(t,d) : frekuensi kata t pada dokumen d
- df(t) : jumlah dokumen yang mengandung kata t

2.5 Klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM)

Tahap analisis sentimen dilakukan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Algoritma ini bekerja dengan menentukan *hyperplane* optimal yang mampu memisahkan data ke dalam kelas sentimen positif, netral, dan negatif [1][3]. Dataset yang telah direpresentasikan menggunakan TF-IDF dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) dengan rasio 80:20. Data latih digunakan untuk

membangun model klasifikasi, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam memprediksi sentimen ulasan.

2.6 Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model klasifikasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui tingkat keakuratan model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan [5]. Parameter evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi tersebut digunakan untuk menilai efektivitas algoritma *Support Vector Machine* dalam melakukan analisis sentimen terhadap ulasan *Google Maps* pada layanan perbaikan ponsel.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \dots\dots\dots (4)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \dots\dots\dots (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \dots\dots\dots (6)$$

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots\dots\dots (7)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Preprocessing

1. *Cleaning*

Tahap *cleaning* dilakukan untuk menghilangkan elemen yang tidak relevan seperti tanda baca, angka, simbol, emoji, URL, dan karakter khusus lainnya. Proses ini bertujuan untuk mengurangi noise pada data teks sehingga hanya tersisa kata-kata yang memiliki makna dalam analisis sentimen. Hasil dari proses *cleaning* ditunjukkan pada Tabel 3.1, di mana teks ulasan menjadi lebih bersih dan mudah diproses pada tahap selanjutnya.

Tabel 3.1 Hasil *Cleaning*

Ulasan	<i>Cleaning</i>
Tidak rekomendasi... penjual hanya memberitahu tentang biaya perbaikan tanpa memberitahu kerusakan...tak tanya ke konten sebelah rusaknya cuma kecil kisaran 25 aj...tapi di konter tersebut 100k...Ga Rekomendasi...tutup aja konter ga berkualitas seperti ini	Tidak rekomendasi penjual hanya memberitahu tentang biaya perbaikan tanpa memberitahu kerusakan tak tanya ke konten sebelah rusaknya cuma kecil kisaran aj tapi di konter tersebut k Ga Rekomendasi tutup aja konter ga berkualitas seperti ini
Banyak service hp , tapi hanya di sini yg pelayanan baik dan cepat 🙏	Banyak service hp tapi hanya di sini yg pelayanan baik dan cepat

2. *Case Folding*

Tahap *case folding* dilakukan dengan mengubah seluruh huruf pada teks ulasan menjadi huruf kecil (lowercase). Tujuan dari tahap ini adalah untuk menghindari perbedaan makna akibat variasi penggunaan huruf besar dan kecil. Hasil *case folding* ditampilkan pada Tabel 3.2, yang menunjukkan bahwa seluruh teks telah berada dalam format huruf kecil.

Tabel 3.2 Hasil *Case Folding*

Ulasan	<i>Case Folding</i>
Tidak rekomendasi... penjual hanya memberitahu tentang biaya perbaikan tanpa memberitahu kerusakan...tak tanya ke konten sebelah rusaknya cuma kecil kisaran 25 aj...tapi di konter tersebut 100k...Ga Rekomendasi...tutup aja konter ga berkualitas seperti ini	tidak rekomendasi penjual hanya memberitahu tentang biaya perbaikan tanpa memberitahu kerusakan tak tanya ke konten sebelah rusaknya cuma kecil kisaran aj tapi di konter tersebut k ga rekomendasi tutup aja konter ga berkualitas seperti ini
Banyak service hp , tapi hanya di sini yg pelayanan baik dan cepat 🙏	banyak service hp tapi hanya di sini yg pelayanan baik dan cepat

3. *Tokenizing*

Tokenizing merupakan proses pemecahan teks ulasan menjadi unit-unit kata tunggal (*token*). Proses ini memudahkan analisis selanjutnya karena setiap kata dapat diperlakukan sebagai satuan data tersendiri. Contoh hasil *tokenizing* ditunjukkan pada Tabel 3.3, di mana satu kalimat ulasan diubah menjadi daftar kata.

Tabel 3.3 Hasil *Tokenizing*

Ulasan	<i>Tokenizing</i>
Tidak rekomendasi... penjual hanya memberitahu tentang biaya perbaikan tanpa memberitahu kerusakan...tak tanya ke konten sebelah rusaknya cuma kecil kisaran 25 aj...tapi di konter tersebut 100k...Ga Rekomendasi...tutup aja konter ga berkualitas seperti ini	['tidak', 'rekomendasi', 'penjual', 'hanya', 'memberitahu', 'tentang', 'biaya', 'perbaikan', 'tanpa', 'memberitahu', 'kerusakan', 'tak', 'tanya', 'ke', 'konten', 'sebelah', 'rusaknya', 'cuma', 'kecil', 'kisaran', 'aj', 'tapi', 'di', 'konter', 'tersebut', 'k', 'ga', 'rekomendasi', 'tutup', 'aja', 'konter', 'ga', 'berkualitas', 'seperti', 'ini']
Banyak service hp , tapi hanya di sini yg pelayanan baik dan cepat 🙏	['banyak', 'service', 'hp', 'tapi', 'hanya', 'di', 'sini', 'yg', 'pelayanan', 'baik', 'dan', 'cepat']

4. *Stopword Removal*

Tahap *stopword removal* dilakukan untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan dalam penentuan sentimen, seperti kata hubung dan kata depan. Penghapusan kata-kata tersebut bertujuan untuk meningkatkan fokus model pada kata-kata yang memiliki makna sentimen. Hasil dari tahap ini ditampilkan pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Hasil *Stopword Removal*

Ulasan	<i>Stopword Removal</i>
Tidak rekomendasi... penjual hanya memberitahu tentang biaya perbaikan tanpa memberitahu kerusakan...tak tanya ke konten sebelah rusaknya cuma kecil kisaran 25 aj...tapi di konter tersebut 100k...Ga Rekomendasi...tutup aja konter ga berkualitas seperti ini	['tidak', 'rekomendasi', 'penjual', 'memberitahu', 'biaya', 'perbaikan', 'memberitahu', 'kerusakan', 'konten', 'sebelah', 'rusaknya', 'kisaran', 'aj', 'konter', 'k', 'ga', 'rekomendasi', 'tutup', 'aja', 'konter', 'ga', 'berkualitas']
Banyak service hp , tapi hanya di sini yg pelayanan baik dan cepat 🙏	['service', 'hp', 'yg', 'pelayanan', 'cepat']

5. *Normalization*

Tahap *normalization* bertujuan untuk menyeragamkan kata tidak baku, singkatan, atau bahasa informal menjadi bentuk kata yang sesuai dengan kaidah bahasa. Proses ini penting untuk mengurangi variasi kata yang memiliki makna sama sehingga tidak dianggap sebagai fitur yang berbeda. Contoh hasil *normalization* ditunjukkan pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Hasil *Normalization*

Ulasan	<i>Normalization</i>
Tidak rekomendasi... penjual hanya memberitahu tentang biaya perbaikan tanpa memberitahu kerusakan...tak tanya ke konten sebelah rusaknya cuma kecil kisaran 25 aj...tapi di konter tersebut 100k...Ga Rekomendasi...tutup aja konter ga berkualitas seperti ini	['tidak', 'rekomendasi', 'jual', 'memberitahu', 'biaya', 'baik', 'memberitahu', 'rusa', 'konten', 'belah', 'rusak', 'kisar', 'aj', 'konter', 'k', 'ga', 'rekomendasi', 'tutup', 'aja', 'konter', 'ga', 'kualitas']
Banyak service hp , tapi hanya di sini yg pelayanan baik dan cepat 🙏	['service', 'hp', 'yang', 'pelayanan', 'cepat']

6. *Stemming*

Tahap *stemming* dilakukan untuk mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar. Dengan proses ini, variasi kata yang memiliki akar kata yang sama dapat diproses sebagai satu entitas. Hasil *stemming*

ditampilkan pada Tabel 3.6, yang menunjukkan bahwa kata-kata berimbuhan telah disederhanakan menjadi bentuk dasar.

Tabel 3.6 Hasil *Stemming*

Ulasan	<i>Stemming</i>
Tidak rekomendasi... penjual hanya memberitahu tentang biaya perbaikan tanpa memberitahu kerusakan...tak tanya ke konten sebelah rusaknya cuma kecil kisaran 25 aj...tapi di konter tersebut 100k...Ga Rekomendasi...tutup aja konter ga berkualitas seperti ini	tidak rekomendasi jual memberitahu biaya baik memberitahu rusa konten belah rusak kisar aj konter k ga rekomendasi tutup aja konter ga kualitas
Banyak service hp , tapi hanya di sini yg pelayanan baik dan cepat 🙌	service hp yang layan cepat

3.2 Pelabelan Data

Setelah melalui tahap *text preprocessing*, data ulasan kemudian diberi label sentimen secara otomatis menggunakan metode *Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner* (VADER). Pelabelan sentimen dibagi ke dalam tiga kelas, yaitu positif, netral, dan negatif, berdasarkan skor polaritas yang dihasilkan oleh VADER. Proses pelabelan ini bertujuan untuk menyediakan kelas sentimen sebagai dasar dalam proses analisis sentimen menggunakan algoritma Support Vector Machine.

3.3 Pembobotan Kata TF-IDF

Tahap pembobotan kata dilakukan menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk merepresentasikan data teks ke dalam bentuk numerik. Metode ini memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat kemunculan kata dalam dokumen dan sebarannya pada seluruh dataset. Hasil pembobotan TF-IDF menghasilkan vektor fitur yang digunakan sebagai masukan pada proses analisis sentimen menggunakan algoritma SVM.

3.4 Split Data

Dataset yang telah direpresentasikan dalam bentuk vektor TF-IDF kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Pembagian data dilakukan dengan rasio 80% data latih dan 20% data uji. Data latih digunakan untuk membangun model SVM, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model dalam memprediksi sentimen ulasan.

3.5 Klasifikasi dan Pengujian

Proses analisis sentimen dilakukan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Model SVM dilatih menggunakan data latih dan selanjutnya digunakan untuk memprediksi kelas sentimen pada data uji. Hasil prediksi tersebut menunjukkan bahwa algoritma SVM mampu mengklasifikasikan ulasan ke dalam kelas sentimen positif, netral, dan negatif dengan baik. Implementasi algoritma SVM dalam penelitian ini ditunjukkan melalui potongan kode program pada Gambar 3.1.

```
from sklearn.svm import LinearSVC
model = LinearSVC()
model.fit(X_train, y_train)
y_pred = model.predict(X_test)
```

Gambar 3.1 Baris Kode Metode SVM

3.6 Evaluasi

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan *confusion matrix*. Evaluasi ini menghasilkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang digunakan untuk menilai tingkat keakuratan dan efektivitas algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan *Google Maps* pada layanan perbaikan ponsel. Hasil evaluasi model ditunjukkan pada gambar 3.2.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	1.00	1.00	1.00	1
netral	0.93	1.00	0.97	83
positif	1.00	0.89	0.94	54
accuracy			0.96	138
macro avg	0.98	0.96	0.97	138
weighted avg	0.96	0.96	0.96	138

Gambar 3.2 Hasil Evaluasi

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) pada analisis sentimen ulasan *Google Maps* layanan perbaikan ponsel mampu memberikan hasil yang baik dan konsisten. Model analisis sentimen yang dibangun melalui tahapan *text preprocessing*, pelabelan sentimen menggunakan VADER, pembobotan kata TF-IDF, serta klasifikasi menggunakan SVM berhasil mengelompokkan ulasan pelanggan ke dalam kelas sentimen positif, netral, dan negatif secara efektif.

Hasil evaluasi kinerja model menunjukkan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 96%, yang menandakan bahwa model memiliki tingkat keakuratan dan stabilitas yang tinggi dalam menganalisis sentimen ulasan *Google Maps* berbahasa Indonesia. Dengan demikian, metode yang digunakan dalam penelitian ini terbukti mampu memberikan gambaran objektif mengenai persepsi pelanggan terhadap kualitas layanan perbaikan ponsel dan dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu evaluasi layanan.

5. SARAN

Penelitian ini telah menerapkan metode *Support Vector Machine* (SVM) dalam klasifikasi sentimen ulasan *Google Maps*, namun masih memiliki beberapa keterbatasan. Oleh karena itu, untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk mempertimbangkan penggunaan metode klasifikasi lain atau pengembangan teknik pengolahan data, seperti penambahan jumlah data yang lebih seimbang atau penerapan metode lain, agar dapat menghasilkan performa klasifikasi yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. A. Munandar, F. Farikhin, and C. E. Widodo, "Sentimen Analisis Aplikasi Belajar Online Menggunakan Klasifikasi SVM," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 8, no. 2, p. 77, 2023.
- [2] D. Fatmawati and Samidi, "Sentiment Classification of IT Service Feedback via TF-IDF," *COGITO Smart J.*, vol. 10, no. 2, pp. 403–417, 2024.
- [3] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, A. A. F. Sani, and M. K. Anam, "Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, pp. 153–160, 2023.
- [4] J. Ipmawati, S. Saifulloh, and K. Kusnawi, "Analisis Sentimen Tempat Wisata Berdasarkan Ulasan pada *Google Maps* Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 247–256, 2024.
- [5] S. Styawati, N. Hendrastuty, and A. R. Isnain, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 6, no. 3, pp. 150–155, 2021.
- [6] S. N. Cahyani and G. W. Saraswati, "Penerapan Metode *Support Vector Machine* Pada Klasifikasi Buku Perpustakaan Sekolah Dengan Kombinasi TF-IDF Dan Word2Vec," *J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 6, pp. 1555–1566, 2023.
- [7] K. Alahmadi, S. Alharbi, J. Chen, and X. Wang, "Generalizing sentiment analysis: a review of progress, challenges, and emerging directions," *Soc. Netw. Anal. Min.*, vol. 15, no. 1, pp. 1–28, 2025.
- [8] S. Bee, R. Sohee, K. Yongjun, and K. Dongwhan, "Analysis on Review Data of Restaurants in *Google Maps* through Text Mining: Focusing on Sentiment Analysis," *J. Multimed. Inf. Syst.*, vol. 9, no. 1, pp. 61–68, 2022.

- [9] L. Zhang and B. Liu, “Sentiment Analysis and Opinion Mining,” *Encycl. Mach. Learn. Data Min.*, no. May, pp. 1–10, 2012.
- [10] M. A. Sahagun, J. Flores, and J. Jocson, “Utilizing Google Map Reviews and Sentiment Analysis: Knowing Customer Experience in Coffee Shops,” *QUEST J. Multidiscip. Res. Dev.*, vol. 1, no. 2, pp. 11–16, 2022.