Jurnal Dialektika Informatika (Detika), Vol. x, No. x, 2026, hlm. x-y

ANALISIS SENTIMEN ULASAN *GOOGLE MAPS* PADA RUMAH SAKIT DI KOTA PONTIANAK MENGGUNAKAN ALGORITMA *SUPPORT VECTOR MACHINE*

Zakaria[1], Muhammad Usman[2,] Widia Sartika[3], Andri Hidayat[4]

[1]Program Studi D3 Manajemen Informatika, Politeknik Negeri Sambas
Jl. Raya Sejangkung, Sambas, Kalimantan Barat 79462
Email: [1]zakariavirgostars@gmail.com, [2]usman.mtaib2@gmail.com, [3]widyasartika@gmail.com, [4]andribise@gmail.com.

(Naskah masuk: ___/___/2026, diterima untuk diterbitkan: ___/___/2026)

Abstrak

Rumah sakit merupakan institusi pelayanan kesehatan yang kualitas layanannya menjadi perhatian masyarakat. Perkembangan teknologi informasi mendorong masyarakat untuk menyampaikan opini dan pengalaman mereka melalui ulasan pada Google Maps. Ulasan tersebut mengandung informasi penting yang dapat digunakan untuk mengevaluasi kualitas pelayanan rumah sakit, namun jumlah data yang besar menyebabkan analisis secara manual menjadi kurang efektif. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan Google Maps pada tiga rumah sakit di Kota Pontianak, yaitu RSUD dr. Soedarso, Rumah Sakit Umum Santo Antonius, dan Rumah Sakit Mitra Medika menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Data ulasan dikumpulkan menggunakan Apify dan diproses melalui tahapan text preprocessing yang meliputi case folding, cleaning, normalization, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Selanjutnya dilakukan pembobotan fitur menggunakan TF-IDF dan pelabelan sentimen menggunakan pendekatan lexicon-based. Model SVM diuji menggunakan kernel Linear, Polynomial, dan Radial Basis Function (RBF). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kernel Linear memberikan performa terbaik dengan akurasi sebesar 83,80% pada RSUD dr. Soedarso, 85,00% pada RSU Santo Antonius, dan 84,31% pada RS Mitra Medika. Evaluasi menggunakan 10-Fold Cross Validation menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 83,94%, 88,13%, dan 88,59%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM efektif digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan Google Maps pada rumah sakit dan dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi untuk meningkatkan kualitas pelayanan kesehatan.

Kata kunci: *Analisis Sentimen; Google Maps; Rumah Sakit; Support Vector Machine; TF-IDF; Text Mining*

SENTIMENT ANALYSIS OF GOOGLE MAPS REVIEWS ON HOSPITALS IN PONTIANAK CITY USING THE SUPPORT VECTOR MACHINE ALGORITHM

Abstract

Hospitals are healthcare institutions whose service quality is an important concern for the public. The development of information technology has encouraged people to share their opinions and experiences through Google Maps reviews. These reviews contain valuable information for evaluating hospital services; however, the large volume of textual data makes manual analysis inefficient. This study aims to analyze sentiment in Google Maps reviews of three hospitals in Pontianak City, namely RSUD dr. Soedarso, Santo Antonius General Hospital, and Mitra Medika Hospital, using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. Review data were collected using Apify and processed through several text preprocessing stages, including case folding, cleaning, normalization, tokenizing, stopword removal, and stemming. Feature weighting was performed using TF-IDF, while sentiment labeling employed a lexicon-based approach. The SVM model was tested using Linear, Polynomial, and Radial Basis Function (RBF) kernels. The results indicate that the Linear kernel achieved the best performance with accuracies of 83.80% for RSUD dr. Soedarso, 85.00% for Santo Antonius General Hospital, and 84.31% for Mitra Medika Hospital. Furthermore, 10-Fold Cross Validation produced average accuracies of 83.94%, 88.13%, and 88.59%, respectively. The findings demonstrate that SVM is effective for classifying sentiment in hospital Google Maps reviews and can be utilized as a reference for improving healthcare service quality.

Keywords: Sentiment Analysis; Google Maps; Hospital; Support Vector Machine; TF-IDF; Text Mining

DOI: ...
p-ISSN: 2746-2811
e-ISSN: xxxx-xxxx

1. PENDAHULUAN

Rumah sakit merupakan institusi pelayanan kesehatan yang memiliki peran penting dalam meningkatkan derajat kesehatan masyarakat. Kualitas pelayanan rumah sakit sangat berpengaruh terhadap tingkat kepuasan pasien serta citra rumah sakit di mata publik. Seiring dengan perkembangan teknologi informasi, masyarakat kini semakin aktif menyampaikan pengalaman, penilaian, dan keluhan mereka melalui media digital, salah satunya melalui fitur ulasan pada Google Maps [1].

Google Maps menjadi salah satu platform yang banyak digunakan masyarakat untuk memberikan ulasan terhadap layanan yang mereka terima [2]. Ulasan tersebut mengandung berbagai opini yang dapat mencerminkan tingkat kepuasan maupun ketidakpuasan pengguna terhadap suatu layanan.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mengolah opini pengguna adalah analisis sentimen [3], yang secara lebih rinci diuraikan pada bagian Tinjauan Pustaka. Melalui analisis sentimen, data teks yang tidak terstruktur dapat diubah menjadi informasi yang lebih mudah dipahami dan digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan [5].

Kota Pontianak memiliki beberapa rumah sakit yang menjadi rujukan utama masyarakat, di antaranya RSUD dr. Soedarso, Rumah Sakit Umum Santo Antonius, dan Rumah Sakit Mitra Medika. Ketiga rumah sakit tersebut memiliki jumlah ulasan yang cukup banyak pada *Google Maps* dan memuat berbagai opini terkait kualitas pelayanan yang diberikan. Namun, penelitian mengenai analisis sentimen ulasan *Google Maps* pada rumah sakit di Kota Pontianak masih terbatas, khususnya yang menggunakan algoritma *Support Vector Machine*.

Keunggulan *SVM* dalam klasifikasi teks telah dibuktikan pada berbagai penelitian sebelumnya. Penelitian yang dilakukan oleh Azzahra dan Mailoa memperoleh akurasi sebesar 84.00% pada analisis sentimen ulasan RSUD Salatiga menggunakan kombinasi *TF-IDF* dan *SVM* [6]. Penelitian lain oleh Ipmawati dan Saifulloh menunjukkan bahwa algoritma SVM mampu menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 83,8% dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan tempat wisata berbasis Google Maps [7]. Sementara itu, Nugroho dan Norhikmah melaporkan bahwa *SVM* dengan *kernel Radial Basis Function (RBF)* memperoleh akurasi hingga 90% pada analisis sentimen terkait COVID-19 di media sosial *X (Twitter)* [8]. Hasil-hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa *SVM* merupakan metode yang efektif dan memiliki kemampuan klasifikasi yang baik pada data teks berbahasa Indonesia.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan *Google Maps* pada RSUD dr. Soedarso, Rumah Sakit Umum Santo Antonius, dan Rumah Sakit Mitra Medika menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)*. Data ulasan diproses melalui tahapan text preprocessing, pembobotan fitur menggunakan TF-IDF, serta pelabelan sentimen menggunakan pendekatan *lexicon-based*. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi masyarakat terhadap pelayanan rumah sakit serta menjadi bahan evaluasi dalam upaya peningkatan kualitas layanan kesehatan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan cabang dari *text mining* dan *Natural Language Processing (NLP)* yang bertujuan untuk mengidentifikasi, mengekstraksi, dan mengklasifikasikan opini pengguna ke dalam kategori sentimen tertentu, seperti positif, negatif, maupun netral [4]. Ulasan daring pada platform berbasis peta seperti Google Maps banyak dimanfaatkan sebagai sumber data analisis sentimen karena sifatnya yang terbuka dan mudah diakses publik [10]. Selain Support Vector Machine, sejumlah penelitian juga menerapkan metode klasifikasi lain seperti Naive Bayes Classifier untuk tugas analisis sentimen sejenis, meskipun performa masing-masing metode dapat berbeda tergantung pada karakteristik data yang digunakan [9].

2.2 *Support Vector Machine (SVM)*

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma supervised machine learning yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi. Metode ini bekerja dengan memisahkan data ke dalam dua kelas menggunakan sebuah hyperplane sebagai batas keputusan [1]. *SVM* membentuk sebuah *hyperplane* terbaik pada ruang input dengan cara mengukur margin dan memaksimalkannya. Margin didefinisikan sebagai jarak antara *hyperplane* dengan titik terdekat dari tiap kelas, di mana titik-titik terdekat tersebut dikenal sebagai *support vector*. Dalam penerapannya, SVM dapat menggunakan beberapa jenis fungsi kernel, seperti kernel Linear yang sesuai untuk data yang dapat dipisahkan secara linear, kernel Polynomial yang mampu menangkap hubungan non-linear berderajat tertentu, serta kernel Radial Basis Function (RBF) yang umumnya efektif untuk data dengan pola pemisahan yang lebih kompleks [6].

2.3 Text Processing

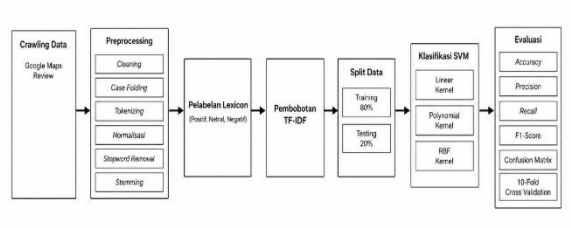
Text preprocessing merupakan tahapan krusial dalam proses klasifikasi teks yang bertujuan untuk menyiapkan data sebelum dianalisis lebih lanjut. Proses text preprocessing meliputi beberapa tahapan, seperti *case folding*, *cleaning*, *normalisasi, tokenizing, stopword removal,* serta *stemming*. Tahapan-tahapan tersebut penting dilakukan karena kualitas data teks hasil preprocessing sangat memengaruhi akurasi model klasifikasi yang dibangun, sebagaimana ditunjukkan

pada penerapan kombinasi TF-IDF dan SVM untuk analisis sentimen ulasan layanan kesehatan [2].

3. METODE PENELITIAN

3.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan data ulasan pengguna yang diperoleh dari *platform Google Maps* pada tiga rumah sakit di Kota Pontianak, yaitu RSUD dr. Soedarso, Rumah Sakit Umum Santo Antonius, dan Rumah Sakit Mitra Medika. Data ulasan dikumpulkan melalui proses *scraping* menggunakan *Apify*. Untuk mengolah data-data tersebut, penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapaan, seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

3.2 Pengumpulan Data

Proses pengambilan data dilakukan dengan memanfaatkan layanan *Apify* sebagai alat bantu untuk mengekstraksi ulasan dari *Google Maps* secara otomatis. Penggunaan *Apify* bertujuan untuk mempermudah proses pengumpulan data dalam jumlah besar serta menjaga konsistensi data yang diperoleh. Data hasil ekstraksi kemudian disimpan dalam bentuk *file Comma Separated Values (CSV)* agar dapat digunakan pada tahap pengolahan dan analisis.

3.3 Text Preprocessing

Data mentah melalui enam tahapan preprocessing berurutan:

(1) Cleaning: penghapusan karakter yang tidak diperlukan dalam teks.

***(2) Case Folding*:** mengubah seluruh text ulasan menjadi huruf kecil *(lowercase)*.

(3) Tokenizing: memecah teks menjadi bagian-bagian kecil berupa kata (*token*).

(4) Stopword Removal: menghapus kata-kata umum yang sering muncul

(5) Normalisasi: mengubah kata yang tidak normal menjadi normal seperti kata-kata yang masih ditulis dalam bentuk singkatan.

(6): Stemming: mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar

3.4 Pelabelan Data *(Lexicon-Based)*

Setelah melalui tahap *preprocessing*, data ulasan diberikan label sentimen menggunakan pendekatan *lexicon-based sentiment analysis.* Proses pelabelan dilakukan dengan mencocokkan setiap kata pada hasil *preprocessing* dengan kamus kata positif dan kata negatif yang telah ditentukan.

3.5 Ekstraksi Fitur dan Pemodelan

Pembobotan kata dilakukan menggunakan metode *TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency)* untuk mengubah data teks hasil preprocessing menjadi bentuk numerik.

3.6 Klasifikasi Dengan *SVM*

Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Support Vector Machine (SVM). SVM* dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data berdimensi tinggi seperti data teks, serta mampu menghasilkan tingkat akurasi yang baik pada permasalahan klasifikasi sentimen[6].

Pada tahap ini, data dibagi menjadi data latih *(training data)* dan data uji *(testing data)* dengan perbandingan 80% data latih dan 20% data uji. Data latih digunakan untuk membangun model klasifikasi, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur performa model.

Dalam penelitian ini, algoritma *Support Vector Machine (SVM)* akan diuji menggunakan beberapa jenis kernel, yaitu *Linear Kernel, Polynomial Kernel*, dan *Radial Basis Function (RBF) Kernel*. Penggunaan beberapa *kernel* bertujuan untuk membandingkan performa model dalam mengklasifikasikan sentimen dan menentukan *kernel* terbaik berdasarkan hasil evaluasi.

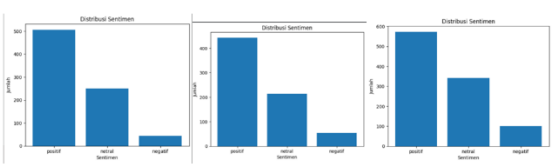
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Distribusi Sentimen Hasil Pelabelan

Tabel 1 dan Gambar 2 menampilkan distribusi sentimen hasil pelabelan *lexicon-based sentiment analysis*.

Tabel 1. Distribusi Sentimen Hasil Pelabelan InSet Lexicon

Rumah Sakit	Positif	Negatif	Netral	Total
RSUD dr. Soedarso	443	54	213	710
RSU Santo Antonius	506	44	250	800
RS Mitra Medika	573	101	342	1.016
Total	1.522	199	805	2.526



Gambar 2. Distribusi Sentimen per Rumah Sakit.

4.2 Hasil dari Setiap *Kernel*

4.2.1 *Kernel* Linear

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan kernel linear, diperoleh nilai akurasi sebesar 83,80%. Pada *classification report*, kelas sentimen positif memperoleh nilai *precision* sebesar 0,93, *recall* sebesar 0,94, dan *f1-score* sebesar 0,93. Untuk kelas sentimen netral, diperoleh nilai *f1-score* sebesar 0,71, sedangkan kelas sentimen negatif memperoleh nilai *f1-score* sebesar 0,27.

```
===== SVM Kernel: LINEAR =====
Accuracy: 0.8380281690140845

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     negatif       0.50      0.18      0.27        11
      netral       0.66      0.77      0.71        35
     positif       0.93      0.94      0.93        96

    accuracy                           0.84       142
   macro avg       0.70      0.63      0.64       142
weighted avg       0.83      0.84      0.83       142
```

Gambar 3. Classification Report RSUD dr. Soedarso

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan kernel linear pada data ulasan Rumah Sakit Umum Santo Antonius, diperoleh nilai akurasi sebesar 85,00%. Pada classification report, kelas sentimen positif memperoleh nilai precision sebesar 0,88, recall sebesar 0,96, dan f1-score sebesar 0,91. Untuk kelas sentimen netral, diperoleh nilai f1-score sebesar 0,79, sedangkan sentimen negatif memperoleh nilai f1-score sebesar 0,20.

```
===== SVM Kernel: LINEAR =====
Accuracy: 0.85

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     negatif       1.00      0.11      0.20         9
      netral       0.80      0.79      0.79        56
     positif       0.88      0.96      0.91        95

    accuracy                           0.85       160
   macro avg       0.89      0.62      0.64       160
weighted avg       0.86      0.85      0.83       160
```

Gambar 4. *Classification Report* RSU Santo Antonius

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan kernel linear pada data ulasan Rumah Sakit Mitra Medika, diperoleh nilai akurasi sebesar 84,31%. Pada classification report, kelas sentimen positif memperoleh nilai precision sebesar 0,90, recall sebesar 0,94, dan f1-score sebesar 0,92.

```
===== SVM Kernel: LINEAR =====
Accuracy: 0.8431372549019608

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     negatif       0.62      0.38      0.47        21
      netral       0.79      0.82      0.81        74
     positif       0.90      0.94      0.92       109

    accuracy                           0.84       204
   macro avg       0.77      0.72      0.73       204
weighted avg       0.83      0.84      0.84       204
```

Gambar 5. *Classification Report* RS Mitra Medika

4.2.2 Kernel Poly

Pada pengujian menggunakan *kernel polynomial (poly) pada RSUD dr.Soedarso*, diperoleh nilai akurasi sebesar 69,71%. Nilai akurasi ini lebih rendah dibandingkan kernel linear. Berdasarkan *classification report*, model cenderung lebih banyak memprediksi data ke dalam kelas sentimen positif dibandingkan kelas lainnya. Kelas sentimen positif memperoleh nilai *f1-score* sebesar 0,81, sedangkan sentimen netral hanya memperoleh nilai f1-score sebesar 0,24. Untuk sentimen negatif, model tidak mampu mengklasifikasikan data dengan baik sehingga nilai precision, recall, dan f1-score bernilai 0,00.

```
===== SVM Kernel: POLY =====
Accuracy: 0.6971830985915493

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     negatif       0.00      0.00      0.00        11
      netral       0.71      0.14      0.24        35
     positif       0.70      0.98      0.81        96

    accuracy                           0.70       142
   macro avg       0.47      0.37      0.35       142
weighted avg       0.65      0.70      0.61       142
```

Gambar 6. *Classification Report RSUD dr.Soedarso*

Pada pengujian menggunakan *kernel polynomial (poly)pada rumah* sakit Santo Antonius, diperoleh nilai akurasi sebesar 66,25%. Nilai tersebut lebih rendah dibandingkan kernel linear. Berdasarkan classification report, model cenderung memprediksi sebagian besar data ke dalam kelas sentimen positif. Kelas sentimen positif memperoleh nilai *f1-score* sebesar 0,78, sedangkan sentimen netral memperoleh nilai f1-score sebesar 0,35. Untuk sentimen negatif, model tidak mampu melakukan klasifikasi dengan baik sehingga nilai **precision, recall**, dan *f1-score* bernilai 0,00

```
===== SVM Kernel: POLY =====
Accuracy: 0.6971830985915493

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     negatif       0.00      0.00      0.00        11
      netral       0.71      0.14      0.24        35
     positif       0.70      0.98      0.81        96

    accuracy                           0.70       142
   macro avg       0.47      0.37      0.35       142
weighted avg       0.65      0.70      0.61       142
```

Gambar 7. *Classification Report* RSU Santo Antonius

Pada pengujian menggunakan *kernel polynomial (poly)* pada RS Mitra Medika, diperoleh nilai akurasi sebesar 63,23%. Berdasarkan *classification report*, model cenderung lebih banyak memprediksi data ke dalam kelas sentimen positif. Kelas sentimen positif memperoleh nilai *f1-score* sebesar 0,74, sedangkan sentimen netral memperoleh nilai *f1-score* sebesar 0,42. Untuk sentimen negatif, model hanya memperoleh nilai *f1-score* sebesar 0,09.

```
===== SVM Kernel: POLY =====
Accuracy: 0.6323529411764706

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     negatif       1.00      0.05      0.09        21
      netral       0.95      0.27      0.42        74
     positif       0.59      0.99      0.74       109

    accuracy                           0.63       204
   macro avg       0.85      0.44      0.42       204
weighted avg       0.77      0.63      0.56       204
```

Gambar 8 *Classification Report* RS Mitra Medika

4.2.3 *Kernel RBF*

Pada pengujian menggunakan *kernel RBF* DI *RSUD dr.Soedarso*, diperoleh nilai akurasi sebesar 80,28%. Hasil ini lebih baik dibandingkan kernel polynomial, namun masih berada di bawah kernel linear. Berdasarkan *classification report*, *kernel RBF* memperoleh nilai *f1-score* sebesar 0,90 pada sentimen positif dan 0,64 pada sentimen netral. Sementara itu, pada sentimen negatif model masih belum mampu melakukan klasifikasi dengan baik karena nilai f1-score sebesar 0,00.

```
===== SVM Kernel: RBF =====
Accuracy: 0.8028169014084507

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     negatif       0.00      0.00      0.00        11
      netral       0.65      0.63      0.64        35
     positif       0.85      0.96      0.90        96

    accuracy                           0.80       142
   macro avg       0.50      0.53      0.51       142
weighted avg       0.74      0.80      0.77       142
```

Gambar 9. *Classification Report* RSUD dr. Soedarso

Pada pengujian menggunakan kernel *RBF*, diperoleh nilai akurasi sebesar 78,75%. Hasil ini lebih baik dibandingkan *kernel polynomial*, namun masih berada di bawah kernel *linear*. Berdasarkan *classification report*, *kernel RBF* memperoleh nilai *f1-score* sebesar 0,85 pada sentimen positif dan 0,70 pada sentimen netral.

```
===== SVM Kernel: RBF =====
Accuracy: 0.7875

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     negatif       1.00      0.11      0.20         9
      netral       0.89      0.57      0.70        56
     positif       0.76      0.98      0.85        95

    accuracy                           0.79       160
   macro avg       0.88      0.55      0.58       160
weighted avg       0.82      0.79      0.76       160
```

Gambar 10. *Classification Report* RSU Santo Antonius

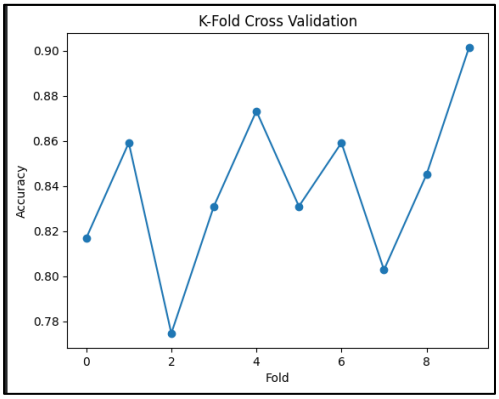
Pada pengujian menggunakan *kernel RBF*, diperoleh nilai akurasi sebesar 84,31%. Berdasarkan *classification report, kernel RBF* memperoleh nilai *f1-score* sebesar 0,92 pada sentimen positif dan 0,81 pada sentimen netral. Sementara itu, pada sentimen negatif diperoleh nilai f1-score sebesar 0,43.

```
===== SVM Kernel: RBF =====
Accuracy: 0.8431372549019608

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     negatif       0.86      0.29      0.43        21
      netral       0.79      0.82      0.81        74
     positif       0.88      0.96      0.92       109

    accuracy                           0.84       204
   macro avg       0.84      0.69      0.72       204
weighted avg       0.84      0.84      0.83       204
```

Gambar 11. *Classification Report* RS Mitra Medika

4.3 Evaluasi Model

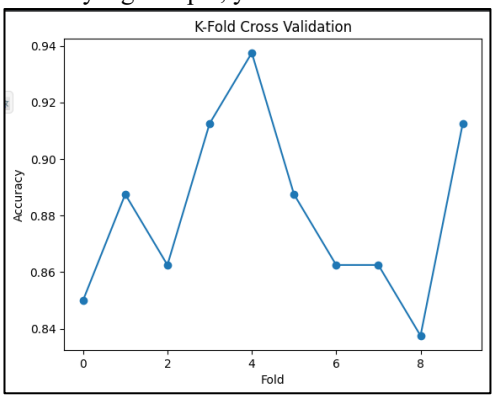
Setelah dilakukan perbandingan terhadap ketiga kernel, hasil pengujian menunjukkan bahwa *kernel linear* memiliki nilai akurasi tertinggi dibandingkan



Gambar 12. Visualisasi k-fold RSUD dr. Soedarso

kernel lainnya. *Kernel polynomial* memperoleh nilai akurasi paling rendah, sedangkan *kernel RBF* berada di antara kernel *linear* dan *polynomial*.

Evaluasi model juga dilakukan menggunakan metode *10-Fold Cross Validation* untuk mengukur kestabilan dan konsistensi performa model klasifikasi. Metode ini dilakukan dengan membagi dataset menjadi sepuluh bagian *(fold),* kemudian setiap bagian digunakan secara bergantian sebagai data uji dan data latih. Evaluasi menggunakan kernel terbaik yang didapat, yaitu *kernel linear*

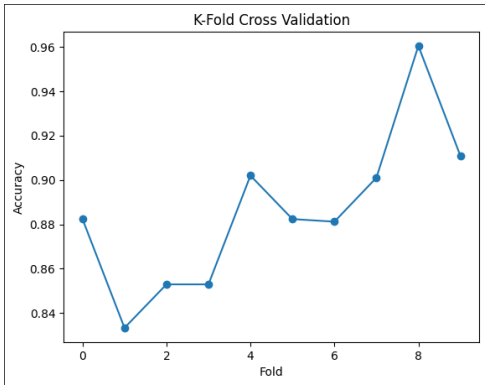


Gambar 13. Visualisasi k-fold RSU Santo Antonius

Berdasarkan hasil *10-Fold Cross Validation* pada data ulasan RSUD dr. Soedarso, diperoleh nilai akurasi pada setiap *fold* yaitu 81,69%, 85,91%, 77,46%, 83,09%, 87,32%, 83,09%, 85,91%, 80,28%, 84,50%, dan 90,14%. Dari hasil tersebut diperoleh nilai rata-rata akurasi sebesar 83,94%

10-Fold Cross Validation RSU Santo Antonius Berdasarkan hasil *10-Fold Cross Validation* pada data ulasan Rumah Sakit Umum Santo Antonius, diperoleh nilai akurasi pada setiap *fold* yaitu 85,00%, 88,75%, 86,25%, 91,25%, 93,75%, 88,75%, 86,25%, 86,25%, 83,75%, dan 91,25%. Dari hasil tersebut diperoleh nilai rata-rata akurasi sebesar 88,13

Hasil *10-Fold Cross Validation* RS Mitra Medika Berdasarkan hasil *10-Fold Cross Validation* pada data ulasan Rumah Sakit Mitra Medika, diperoleh nilai akurasi pada setiap *fold* yaitu 88,23%, 83,33%, 85,29%, 85,29%, 90,19%, 88,23%, 88,12%, 90,09%, 96,04%, dan 91,09%. Dari hasil tersebut diperoleh nilai rata-rata akurasi sebesar 88,59%



Gambar 14. Visualisasi k-fold RS Mitra Medika

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan terhadap tiga objek rumah sakit yaitu RSUD dr. Soedarso, Rumah Sakit Umum Santo Antonius, dan Rumah Sakit Mitra Medika menggunakan data ulasan *Google Maps Review*. Berdasarkan hasil pengujian, *kernel linear* memperoleh performa terbaik dibandingkan kernel lainnya. Pada RSUD dr. Soedarso, *kernel linear* memperoleh nilai akurasi sebesar 83,80%, pada Rumah Sakit Umum Santo Antonius sebesar 85,00%, dan pada Rumah Sakit Mitra Medika sebesar 84,31%. Sementara itu, *kernel polynomial* dan *RBF* memperoleh nilai akurasi yang lebih rendah dibandingkan kernel linear. Hasil evaluasi menggunakan *10-Fold Cross Validation* juga menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup stabil. Nilai rata-rata akurasi yang diperoleh pada RSUD dr. Soedarso sebesar 83,94%, Rumah Sakit Umum Santo Antonius sebesar 88,13%, dan Rumah Sakit Mitra Medika sebesar 88,59%. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam melakukan klasifikasi sentimen ulasan rumah sakit.

6. DAFTAR PUSTAKA

[1] Aryanto, P. M., & Mardhiyyah, R. (2024). *Analisis Sentimen Terhadap Review Google Maps Jogja City Mall Menggunakan Algoritma Support Vector Machine*. Journal of Computer System and Informatics (JoSYC), Vol. 6, No. 1, 25–35.

[2] Azzahra, W. L., & Mailoa, E. (2025). *Analisis Sentimen terhadap RSUD Salatiga Menggunakan SVM dan TF-IDF*. Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi, Vol. 6, No. 1, 478–489.

[3] Bagastama, R. T. (2026). *Implementasi Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Ulasan Google Maps pada Layanan Perbaikan Ponsel*. Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sains Tahun 2026, Vol. 5, 218–225.

[4] Idris, I. S., Mustofa, Y. A., & Salihi, I. A. (2023). *Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)*. Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering, Vol. 5, No. 1, 32–35.

[5] Ipmawati, J., Saifulloh, & Kusnawi. (2024). *Analisis Sentimen Tempat Wisata Berdasarkan Ulasan pada Google Maps Menggunakan Algoritma Support Vector Machine*. MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science, Vol. 4, Issue 1, 247–256.

[6] Nugroho, A. W., & Norhikmah. (2024). *Analisis Sentimen Menggunakan Algoritma Support Vector Machine pada Covid-19*. SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi, Vol. 13, No. 4, 1558–1572.

[7] Putrawansyah, F., & Susanti, T. (2024). *Penerapan Metode Support Vector Machine terhadap Klasifikasi Jenis Jambu Biji*. JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer), Vol. 8, No. 1, 104–204.

[8] Siregar, D., Ladayya, F., Albaqi, N. Z., & Wardana, B. M. (2023). *Penerapan Metode Support Vector Machines (SVM) dan Metode Naïve Bayes Classifier (NBC) dalam Analisis Sentimen Publik terhadap Konsep Child-free di Media Sosial Twitter*. Jurnal

Statistika dan Aplikasinya**,** Vol. 7, Issue 1, 93–104.
[9] Syafapri, M. R., Haerani, E., Iskandar, I., & Afriyanti, L. (2024). *Klasifikasi Sentimen terhadap Larangan Pernikahan Beda Agama Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier*. Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech)**,** Vol. 5, No. 1, 10–18.

[10] Walalayo, R., Manuputty, E. A., & Ufie, A. J. R. (2022). *Pemanfaatan Google Maps dalam Mempromosikan Objek Wisata Tebing Makariki Negeri Yaputih Kecamatan Tehoru Kabupaten Maluku Tengah*. Jurnal Administrasi Terapan, Vol. 1, No. 1, 23–34.