

# ANALISIS SENTIMEN OPINI PUBLIK TERHADAP BOIKOT KFC PADA MEDIA SOSIAL X (TWITTER) MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Fairuza Salsabila Ahmad <sup>1\*</sup>, T. Yudi Hadiwandra <sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Program Studi Teknik Informatika S1, Fakultas Teknik, Universitas Riau  
[fairuza.salsabila0515@student.unri.ac.id](mailto:fairuza.salsabila0515@student.unri.ac.id) , [tyudihw@lecturer.unri.ac.id](mailto:tyudihw@lecturer.unri.ac.id)

Penulis Korespondensi

(Fairuza Salsabila Ahmad, Fakultas Teknik, Universitas Riau, [fairuza.salsabila0515@student.unri.ac.id](mailto:fairuza.salsabila0515@student.unri.ac.id))

## ABSTRAK

Boikot terhadap produk atau perusahaan yang dianggap berafiliasi dengan Israel menjadi topik yang banyak dibahas di media sosial, termasuk X (Twitter). Salah satu perusahaan yang terdampak isu tersebut adalah KFC. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen opini publik terhadap boikot KFC pada media sosial X (Twitter) menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Data dikumpulkan melalui proses crawling menggunakan Google Colab dan Python, dengan total 3150 tweet menggunakan kata kunci “boikot KFC”. Data kemudian melalui tahapan text preprocessing meliputi cleaning, case folding, tokenizing, stopword removal, serta pembobotan menggunakan TF-IDF. Proses klasifikasi dilakukan dengan dua jenis kernel SVM, yakni Linear dan RBF (Radial Basis Function). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kernel RBF memberikan akurasi tertinggi sebesar 83,11%, sedikit lebih unggul dibandingkan kernel Linear dengan akurasi 82,86%. Selain itu, metrik evaluasi lain seperti presisi, specificity, recall, dan F1-score juga menunjukkan bahwa kernel RBF memiliki performa yang sedikit lebih baik dibanding kernel Linear. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi rujukan untuk memahami kecenderungan sentimen publik terhadap isu serupa di masa mendatang.

**Kata kunci** Analisis sentimen, Twitter/X, boikot KFC, machine learning, Support Vector Machine (SVM)

## ABSTRACT

*The boycott of products or companies perceived to be affiliated with Israel has become a widely discussed topic on social media, including X (Twitter). One of the companies affected by this issue is KFC. This study aims to analyze public sentiment toward the boycott of KFC on X (Twitter) using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. Data were collected through a crawling process using Google Colab and Python, resulting in a total of 3150 tweets with the keyword “boikot KFC.” The data then underwent several text preprocessing stages, including cleaning, case folding, tokenizing, stopword removal, and TF-IDF weighting. The classification process was performed using two SVM kernels, namely Linear and Radial Basis Function (RBF). The results show that the RBF kernel achieved the highest accuracy of 83.11%, slightly outperforming the Linear kernel, which achieved an accuracy of 82.86%. Furthermore, other evaluation metrics such as precision, specificity, recall, and F1-score also indicate that the RBF kernel provides slightly better performance than the Linear kernel. This study is expected to serve as a reference for understanding public sentiment trends regarding similar boycott issues in the future.*

**Keywords:** sentiment analysis, Twitter/X, KFC boycott, machine learning, Support Vector Machine (SVM)

## 1. PENDAHULUAN

Konflik antara Palestina dan Israel telah berlangsung lama dan memicu berbagai reaksi global, termasuk munculnya gerakan boikot terhadap produk yang dianggap memiliki keterkaitan dengan Israel. Gerakan boikot ini dilakukan sebagai bentuk ketidaksetujuan terhadap tindakan yang dinilai tidak sesuai dengan norma sosial maupun etika moral (Sormin & Malik, 2024). Sebagian masyarakat meyakini bahwa beberapa perusahaan multinasional berpotensi memberikan dukungan secara tidak langsung kepada Israel, sehingga memicu boikot terhadap produk-produk tertentu (Sulaeman et al., 2024). Salah satu merek yang terdampak oleh gerakan ini adalah KFC, yang sebelumnya dikenal sebagai restoran cepat saji dengan citra positif sejak beroperasi di Indonesia pada tahun 1979. Pada akhir tahun 2023, isu boikot terhadap KFC mulai ramai diperbincangkan dan menimbulkan beragam opini di media sosial, khususnya platform X (Twitter). Dengan tingkat penggunaan mencapai 59% di Indonesia (Lubis et al., 2024), X (Twitter) menjadi ruang diskusi publik yang sangat aktif, memungkinkan penyebaran opini yang cepat terkait isu boikot tersebut.

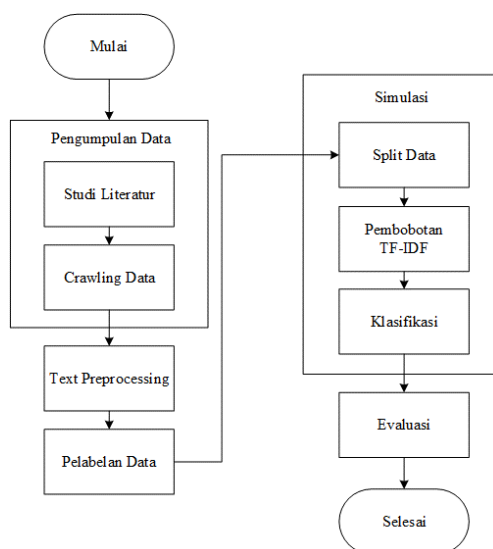
Opini-opini yang muncul sangat beragam, mulai dari dukungan hingga penolakan terhadap gerakan boikot. Namun, sejauh ini respons masyarakat di platform tersebut masih bersifat subjektif dan belum dianalisis secara sistematis untuk mengetahui kecenderungan sentimen secara keseluruhan. Oleh karena itu, diperlukan analisis sentimen untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini publik ke dalam kategori positif dan negatif.

Analisis sentimen memanfaatkan Natural Language Processing (NLP) dan machine learning untuk mengevaluasi teks secara komputasional (Fitri et al., 2024). Dalam penelitian ini digunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), karena metode ini efektif dalam menangani data berdimensi tinggi dan memiliki akurasi yang baik meskipun dengan ukuran dataset yang tidak terlalu besar (Adrian et al., 2021). Dan hingga kini, belum terdapat penelitian yang secara khusus menganalisis sentimen publik terhadap gerakan boikot KFC menggunakan dataset tweet khusus terkait boikot, serta menggunakan algoritma SVM sebagai metode klasifikasi sentimennya. Penelitian ini diharapkan dapat mengisi kekosongan tersebut dan memberikan gambaran lebih jelas mengenai persepsi masyarakat terhadap isu boikot KFC di Indonesia.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menerapkan metode penelitian eksperimental, dikarenakan objek yang dikaji diproses melalui serangkaian percobaan dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM).



Gambar 1. Tahapan Penelitian

### 2.2 Pengumpulan Data

Mengumpulkan data dan informasi yang dapat mendukung penelitian yang berkaitan dengan proses pengumpulan data. Berikut metode yang digunakan penulis dalam mengumpulkan data.

### 2.3 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan mengumpulkan serta menelaah berbagai sumber seperti buku, artikel, dan jurnal ilmiah yang relevan dengan penelitian, termasuk teori analisis sentimen, metode Support Vector Machine (SVM), penggunaan bahasa pemrograman Python, serta penerapan aplikasi RapidMiner dalam proses analisis sentimen.

### 3.4 Crawling Data

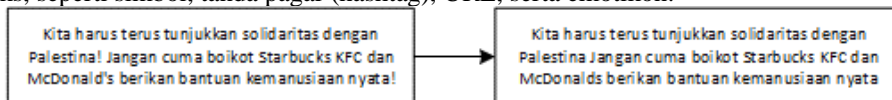
Penarikan data diambil menggunakan IDE Google Colab Notebook dan bahasa pemrograman *Python* yang dilakukan di tanggal 01 November 2023 - 30 April 2025, hal ini dikarenakan pada tanggal tersebut topik mengenai boikot produk KFC masih menjadi topik hangat pembicaraan di media sosial X (Twitter). Pengambilan data ini mendapatkan total data mentah sebanyak 3150 tweets dengan kata kunci “boikot KFC” dan “#boikotKFC” yang akan disimpan ke dalam format *Comma Separated Values (CSV)*.

### 3.5 Text Preprocessing

*Text preprocessing* bertujuan untuk membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak diperlukan dan menghasilkan data yang siap pakai untuk tahap selanjutnya. Proses ini dilakukan menggunakan aplikasi Rapidminer. Berikut ini tahapan-tahapan dalam *text preprocessing*:

#### a) *Cleaning*

Pada tahap ini dilakukan proses pembersihan dengan menghapus berbagai atribut yang tidak relevan terhadap isi teks, seperti simbol, tanda pagar (hashtag), URL, serta emotikon.



Gambar 2. Contoh Proses Cleaning

b) *Case Folding*

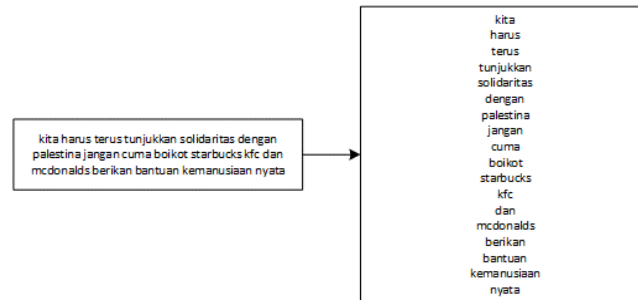
Pada tahap ini dilakukan proses mengubah bentuk huruf menjadi seragam, karakter yang di proses pada case folding yaitu “a” sampai “z”.



Gambar 3. Contoh Proses Case Folding

c) *Tokenizing*

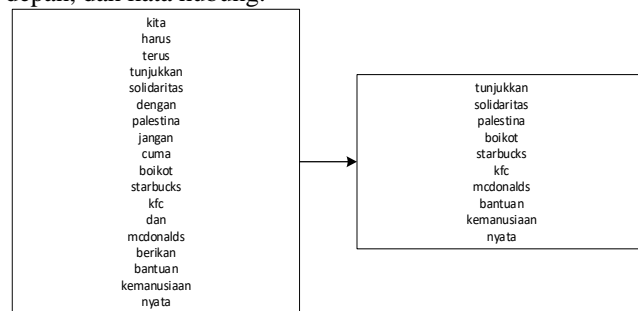
Tahap ini merupakan proses pemecahan kalimat menjadi unit-unit kata atau karakter sesuai dengan kebutuhan sistem.



Gambar 4. Contoh Proses Tokenizing

d) *Stopword*

Tahap ini merupakan proses penghapusan kata-kata yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap proses klasifikasi. Stopword yang dihilangkan dipilih berdasarkan kategori kata tertentu, seperti kata keterangan, kata ganti, kata seru, kata depan, dan kata hubung.



Gambar 5. Contoh Proses Stopword

e) *Split Data*

*Split data* merupakan teknik yang digunakan untuk memisahkan data menjadi dua kelompok, yaitu data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Tujuan dari proses ini adalah agar model dapat belajar mengenali pola data menggunakan data latih, kemudian dilakukan pengujian menggunakan data uji yang belum pernah digunakan sebelumnya. Dengan demikian, tingkat keakuratan model dapat diukur secara objektif melalui proses validasi terpisah. Pada penelitian ini, data dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji. Sebelum pembagian, dilakukan seleksi untuk memastikan bahwa hanya tweet yang relevan dengan topik boikot KFC yang digunakan. Tweet yang tidak sesuai topik, duplikasi, spam, serta retweet tanpa komentar dikeluarkan. Reply tetap disertakan apabila memuat opini terkait boikot. Penelitian ini hanya menggunakan tweet berbahasa Indonesia guna menjaga konsistensi analisis. Setelah disaring, tweet diberi label secara manual ke dalam sentimen positif dan negatif sebagai dasar pelatihan dan evaluasi model.

f) *Pembobotan TF-IDF*

Pembobotan dilakukan untuk mengonversi teks yang telah melalui proses pre-processing menjadi representasi numerik yang dapat diinterpretasikan oleh algoritma komputasional. Dalam penelitian ini, pembobotan data dilakukan menggunakan metode TF/IDF dengan aplikasi Rapidminer. Setelah proses dijalankan, RapidMiner akan menghasilkan matriks term-dokumen (*document-term matrix*) dengan setiap baris mewakili satu tweet dan setiap kolom mewakili term unik. Setiap nilai pada matriks merupakan bobot TF-IDF yang menunjukkan seberapa penting suatu term pada dokumen tertentu dibandingkan dokumen lainnya. Hasil matriks TF-IDF ini selanjutnya digunakan sebagai input pada tahap simulasi klasifikasi menggunakan pemodelan SVM.

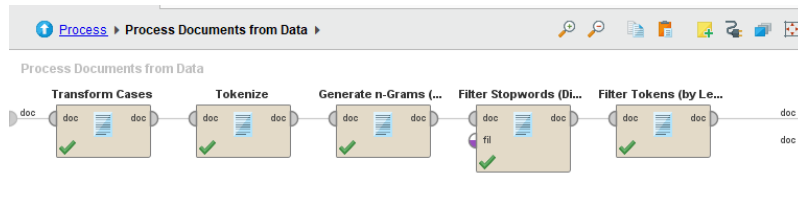
g) *Klasifikasi*

Setelah melalui pembobotan kata menggunakan TF-IDF, data kemudian diuji dengan metode yang telah ditetapkan sebelumnya. Pengujian data dilakukan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Fungsi kernel yang digunakan dalam penelitian ini adalah Linear dan RBF. Proses klasifikasi menggunakan Rapidminer untuk memudahkan proses klasifikasi.

h) *Evaluasi*



*Case Folding* adalah tahapan konversi teks dari huruf besar menjadi huruf kecil. Hal ini dilakukan karena untuk mempermudah pembacaan dan untuk pemerataan dengan data yang lainnya pada dataset. Proses ini dilakukan dengan menggunakan operator *Process Documents from Data* yang menggunakan vektorisasi TF-IDF, proses dari operator ini juga berisi proses *text preprocessing* dari *Tokenizing* dan *Stopword Removal*.



Gambar 9. Proses Pada Operator Process Documents From Data

Row No.	1 kita kan c...	1 sumber pe...	abang grab L...	abis liat per...	ada diskon L...	ada jg yg km...	ada kenalan...	ada kfc para...
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0

ExampleSet (3,150 examples,0 special attributes,3,147 regular attributes)

Gambar 10. Hasil Dari Case Folding

### 3. Tokenizing

Tokenizing merupakan proses pemecahan teks menjadi sebuah kata, frasa atau bagian yang bermakna yang bertujuan untuk mengetahui asal muncul kata. Proses ini disebut juga segmentasi teks. Hasil dari proses ini berhasil memecah seluruh teks menjadi atribut kata sebanyak 6707 atribut regular.

Row No.	a	aan	abad	abadi	abai	abang	abc	abege
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0

ExampleSet (3,150 examples,0 special attributes,6,707 regular attributes)

Gambar 11. Hasil Dari Tokenizing

### 4. Stopword Removal

Tahapan terakhir adalah melakukan *stopword removal* yaitu menghapus kata-kata yang tidak mempengaruhi sentimen seperti konjungsi, preposisi, dan artikel. Pada penelitian ini, kamus atau *corpus stopwords* yang digunakan adalah *stopword* berbahasa Indonesia yang berasal dari Kaggle (*Indonesian Stoplist | Kaggle, n.d.*). Pada proses ini juga dilakukan *filtering* kata berdasarkan jumlah karakter sehingga kata yang dihasilkan dataset tidak memiliki kata yang terlalu panjang atau pendek. Filter yang digunakan adalah penghapusan kata kecuali kata dengan minimal 4 karakter dan maksimal 25 karakter.

Row No.	a	aan	abad	abadi	abai	abang	abc	abege
2305	0	0	0	0	0	0	0	0
2306	0	0	0	0	0	0	0	0
2307	0	0	0	0	0	0	0	0
2308	0	0	0	0	0	0	0	0
2309	0	0	0	0.328	0	0	0	0
2310	0	0	0	0	0	0	0	0
2311	0	0	0	0	0	0	0	0
2312	0	0	0	0	0	0	0	0
2313	0	0	0	0	0	0	0	0
2314	0	0	0	0	0	0	0	0
2315	0.191	0	0	0	0	0	0	0
2316	0	0	0	0	0	0	0	0
2317	0	0	0	0	0	0	0	0
2318	0	0	0	0	0	0	0	0

ExampleSet (3,150 examples, 0 special attributes, 6,252 regular attributes)

Gambar 12. Hasil Dari Stopword Removal

Total atribut kata pada dataset yang baru berubah menjadi 6252 atribut reguler. Hal ini disebabkan oleh proses pre-processing yang telah dilakukan, di mana data dibersihkan dari berbagai *noise* serta informasi yang tidak relevan dengan kebutuhan penelitian.

#### 5. Pelabelan Data

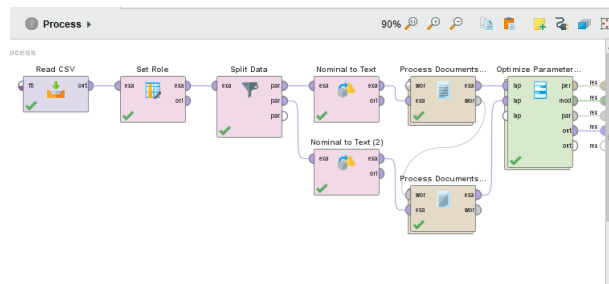
Pelabelan dilakukan untuk menentukan data tersebut termasuk sentimen positif atau negatif yang nantinya akan masuk ke dalam pengujian data. Pelabelan ini bertujuan untuk menentukan data latih sehingga dapat dilakukannya pengujian terhadap dataset. Pelabelan dilakukan secara manual dikarenakan sangat sulit untuk mendeteksi sarkasme atau candaan dalam teks walaupun menggunakan pendekatan kamus. Sarkasme dalam penelitian analisis sentimen memang mudah dideteksi dengan menggunakan pendekatan *semantic-related*, yaitu pemrosesan teks secara manual untuk menentukan sentimen positif atau negatif yang terbukti menunjukkan peningkatan akurasi secara optimal.

Row No.	sentimen	text
1	positif	sebentar lagi daftar boikot selanjutnya x netflix prime video disney tesla lamborghini monde frisianflag advan hotw...
2	positif	kita boikot makan mcd dan kfc sudah cemen sudah pusing free palestine
3	positif	rela gak boleh jajan bucks kfc mcd karena boikot tapi sumpah kalau sampai kopken dan chatime ikutan juga kay...
4	positif	boikot aja tau kan yak kekuatan netzen saham mcd kfc aja rontok
5	positif	yang penting teruskan boikot semua produk israel mesti istiqomah baru nampak impak besarnya support local fo...
6	positif	aku yakin dengan gerakan boikot kfc ini kita bisa menyuarkan dukungan kepada rakyat palestina selamanya boi...
7	positif	saat ini kita di nina bobokan dengan melihat kehidupan mereka yang bergelimang harta miris ditengah boikot pro...
8	positif	pgn ikut boikot tapi gw ga pernah makan mcd kfc ama starbucks
9	positif	terima donasinya tetap boikot kfc indonesia
10	positif	ayo mari terus boikot produknya unilever termasuk gerai makanan kfc mcdonald pizza hut burger king kembali lah...
11	positif	nggak susah buat boikot mcd kfc karna emang nggak suka aja dari dulu terakhir beli tahun 2018 apa ya

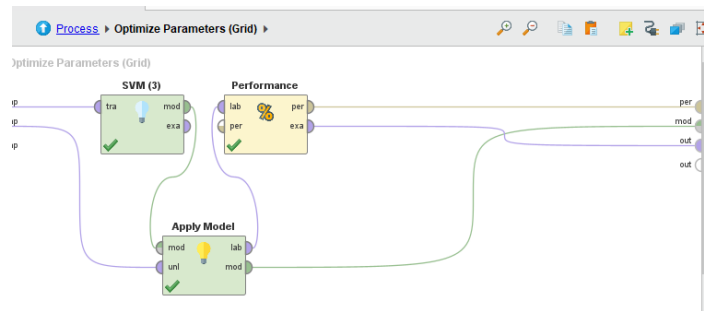
Gambar 13. Contoh Hasil Pelabelan Dataset Secara Manual

#### 6. Simulasi

Proses diawali dengan melakukan split data, yaitu membagi dataset menjadi dua bagian: data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk membangun dan melatih model, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa model sehingga dapat diketahui tingkat keakuratan model tersebut. Dalam penelitian ini, dataset dibagi dengan proporsi 70% sebagai data latih dan 30% sebagai data uji menggunakan operator Split Data pada RapidMiner. Setelah pembagian data dilakukan, dataset kemudian diproses menggunakan algoritma Support Vector Machine agar model yang dihasilkan bersifat representatif terhadap keseluruhan data. Berikut ditampilkan diagram pemodelan klasifikasi menggunakan metode Support Vector Machine dengan bantuan operator Optimize Parameters (Grid).



Gambar 14. Proses Simulasi dengan Support Vector Machine



Gambar 15. Operator pada Optimize Parameter (Grid)

Data disimulasikan menggunakan algoritma Support Vector Machine dengan dua kernel berbeda yakni kernel Linear dan kernel RBF dan diakhiri dengan hasil confusion matrix.

Row No.	sentimen	prediction(s...	confidence(...	confidence(...	text	a_danone	a_good	a_humanity	a_j
1	positif	positif	0.699	0.301	rela rela_gak...	0	0	0	0
2	positif	negatif	0.464	0.536	saat_ini ini_k...	0	0	0	0
3	positif	negatif	0.483	0.517	pgn_kut ikut...	0	0	0	0
4	positif	positif	0.633	0.367	nggak nggak...	0	0	0	0
5	positif	positif	0.702	0.298	ak_tfp ftp_pa...	0	0	0	0
6	positif	positif	0.521	0.479	tanpa_mui m...	0	0	0	0
7	positif	negatif	0.356	0.644	kok_di di_da...	0	0	0	0
8	positif	positif	0.570	0.430	dipesembah...	0	0	0	0
9	positif	positif	0.538	0.462	jir_kfc kfc_aw...	0	0	0	0
10	positif	positif	0.607	0.393	malam mala...	0	0	0	0
11	positif	positif	0.617	0.383	saya_bangga...	0	0	0	0
12	positif	positif	0.571	0.429	kepo kepo_br...	0	0	0	0
13	positif	positif	0.590	0.410	ga_pemah p...	0	0	0	0

Gambar 16. Hasil Uji Menggunakan Kernel Linear

accuracy: 82.86%

	true positif	true negatif	class precision
pred. positif	412	91	81.91%
pred. negatif	71	371	83.94%
class recall	85.30%	80.30%	

Gambar 17. Hasil Confusion Matrix dengan Kernel Linear

Nilai akurasi yang didapatkan dengan menggunakan Support Vector Machine kernel Linear sebesar 82,86%. *Precision* adalah perbandingan dari hasil data yang diuji dengan hasil prediksi yaitu sebesar 81,91% untuk prediksi positif dan sebesar 83,94% untuk prediksi negatif. Selanjutnya dengan nilai recall yang digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam memprediksi data positif sebesar 85,30% untuk data positif dan 80,30% untuk data negatif.

Row No.	sentimen	prediction(s...	confidence(...	confidence(...	text	a_danone	a_good	a_hum
1	positif	positif	0.679	0.321	rela rela_gak...	0	0	0
2	positif	negatif	0.474	0.526	saat_ini ini_k...	0	0	0
3	positif	negatif	0.490	0.510	pgn_ikut ikut...	0	0	0
4	positif	positif	0.621	0.379	nggak nggak...	0	0	0
5	positif	positif	0.687	0.313	ak_ftp ftp_pa...	0	0	0
6	positif	positif	0.525	0.475	tanpa_mui m...	0	0	0
7	positif	negatif	0.376	0.624	kok_di di_da...	0	0	0
8	positif	positif	0.561	0.439	dipesembah...	0	0	0
9	positif	positif	0.541	0.459	jjr_kfc kfc_aw...	0	0	0
10	positif	positif	0.596	0.404	malam mala...	0	0	0
11	positif	positif	0.597	0.403	saya_bangga...	0	0	0
12	positif	positif	0.570	0.430	kepo kepo_br...	0	0	0
13	positif	positif	0.588	0.412	ga_pemah p...	0	0	0

Gambar 18. Hasil Uji Menggunakan Kernel Linear

accuracy: 83.17%

	true positif	true negatif	class precision
pred. positif	415	91	82.02%
pred. negatif	68	371	84.51%
class recall	85.92%	80.30%	

Gambar 19. Hasil Confusion Matrix dengan Kernel RBF

Nilai akurasi yang didapatkan dengan menggunakan Support Vector Machine kernel RBF sebesar 83,17%. Precision 82,02% untuk prediksi positif dan sebesar 84,51% untuk prediksi negatif. Selanjutnya dengan nilai recall positif sebesar 85,92% untuk data positif dan 80,30% untuk data negatif.

## 7. Evaluasi

Penilaian performa model dapat dilihat menggunakan confusion matrix. Pada confusion matrix dapat diketahui beberapa informasi yaitu akurasi presisi, specificity, recall, dan juga f1-Score dari hasil uji model. Berikut merupakan tabel confusion matrix hasil simulasi analisis sentimen menggunakan algoritma Support Vector Machine kernel Linear:

**Tabel 1. Confusion Matrix Kernel Linear**

Nilai Prediksi \ Nilai Aktual	Nilai Aktual	
	Positif (1)	Negatif (0)
Positif (1)	412 (TP)	71 (FN)
Negatif (0)	91 (FP)	371 (TN)

Dari tabel 1 di atas dapat ditarik beberapa informasi yaitu:

- True Negative (TN): Data berlabel negatif yang diprediksi benar sebagai label negatif sebanyak 371.
- False Positive (FP): Data berlabel negatif yang diprediksi salah sebagai label positif sebanyak 91.
- True Positive (TP): Data berlabel positif yang diprediksi benar sebagai label positif sebanyak 412.
- False Negative (FN): Data berlabel positif yang diprediksi salah sebagai label negatif sebanyak 71.

Nilai-nilai yang dihasilkan dari confusion matrix selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam perhitungan metrik performa model, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Berikut disajikan proses perhitungan matematis yang digunakan untuk menilai kinerja model tersebut.

### a. Akurasi

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{412+371}{412+371+91+71} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{783}{945} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = 82,86\%$$

### b. Presisi

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$\text{Presisi} = \frac{412}{412+91}$$

$$\text{Presisi} = \frac{412}{503}$$

$$\text{Presisi} = 0,819$$

c. Specifity

$$\text{Specifity} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (3)$$

$$\text{Specifity} = \frac{371}{371+91}$$

$$\text{Specifity} = \frac{371}{462}$$

$$\text{Specifity} = 0,803$$

d. Recall

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$\text{Recall} = \frac{412}{412+71}$$

$$\text{Recall} = \frac{412}{483}$$

$$\text{Recall} = 0,853$$

e. F1-Score

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{\text{Presicion} \times \text{Recall}}{\text{Presicion} + \text{Recall}} \quad (5)$$

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{0,819 \times 0,853}{0,819 + 0,853}$$

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{0,698}{1,672}$$

$$F1 - \text{Score} = 0,834$$

Selanjutnya berikut merupakan tabel cofussion matrix hasil simulasi analisis sentimen menggunakan algoritma Support Vector Machine kernel RBF:

**Tabel 2. Confusion Matrix Kernel RBF**

Nilai Prediksi \ Nilai Aktual	Positif (1)	Negatif (0)
	Positif (1)	415 (TP)
Negatif (0)	91 (FP)	371 (TN)

Dari tabel 2 di atas dapat ditarik beberapa informasi yaitu:

- True Negative (TN): Data berlabel negatif yang diprediksi benar sebagai label negatif sebanyak 371.
- False Positive (FP): Data berlabel negatif yang diprediksi salah sebagai label positif sebanyak 91.
- True Positive (TP): Data berlabel positif yang diprediksi benar sebagai label positif sebanyak 415.
- False Negative (FN): Data berlabel positif yang diprediksi salah sebagai label negatif sebanyak 68.

Nilai-nilai yang dihasilkan dari confusion matrix selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam perhitungan metrik performa model, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Berikut disajikan proses perhitungan matematis yang digunakan untuk menilai kinerja model tersebut.

a. Akurasi

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (6)$$

$$\text{Akurasi} = \frac{415+371}{415+371+91+68} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{786}{945} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = 83,17\%$$

b. Presisi

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7)$$

$$\text{Presisi} = \frac{415}{415+91}$$

$$\text{Presisi} = \frac{415}{506}$$

$$\text{Presisi} = 0,820$$

c. Specifity

$$\text{Specifity} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (8)$$

$$\text{Specifity} = \frac{371}{371+91}$$

$$\text{Specifity} = \frac{371}{462}$$

$$\text{Specifity} = 0,803$$

d. Recall

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (9)$$

$$\text{Recall} = \frac{415}{415+68}$$

$$\text{Recall} = \frac{415}{483}$$

$$\text{Recall} = 0,859$$

e. F1-Score

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{\text{Presicion} \times \text{Recall}}{\text{Presicion} + \text{Recall}} \quad (10)$$

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{0,820 \times 0,859}{0,820 + 0,859}$$

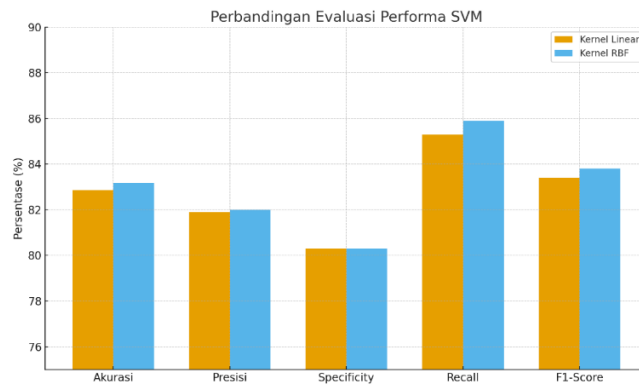
$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{0,704}{1,679}$$

$$F1 - \text{Score} = 0,838$$

Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas, hasil evaluasi performa analisis sentimen dari kedua kernel SVM, yaitu Linear dan RBF, dirangkum serta disajikan pada tabel berikut:

**Tabel 3. Rangkuman Evaluasi Performa SVM**

	Kernel Linear	Kernel RBF
Akurasi (%)	82,86%	83,17%
Presisi (%)	81,9%	82%
Specifity (%)	80,3%	80,3%
Recall (%)	85,3%	85,9%
F1-Score (%)	83,4%	83,8%



**Gambar 19. Perbandingan Evaluasi Performa SVM**

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kedua kernel SVM memiliki performa yang stabil pada seluruh metrik, meskipun kernel RBF mencatat nilai sedikit lebih tinggi. Keunggulan ini disebabkan oleh kemampuan RBF dalam menangkap pola non-linear yang lebih kompleks pada teks, sedangkan kernel Linear hanya membentuk batas keputusan linear sehingga kurang adaptif terhadap variasi fitur. Distribusi kelas juga berpengaruh terhadap performa model. Kondisi ini cenderung membuat kernel Linear lebih sensitif terhadap dominasi kelas mayoritas, sementara kernel RBF mampu beradaptasi lebih baik. Dengan demikian, meskipun selisih performanya tidak terlalu besar, kernel RBF tetap menunjukkan keunggulan relatif dibandingkan kernel Linear.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan rumusan masalah dan temuan penelitian, metode Support Vector Machine (SVM) berhasil diterapkan dalam analisis sentimen boikot KFC, dengan kernel Linear memperoleh akurasi 82,86% dan kernel RBF 83,11%, sehingga RBF menunjukkan performa sedikit lebih baik. Analisis sentimen menunjukkan dominasi sentimen positif terhadap isu tersebut. Penelitian ini masih terbatas pada satu kata kunci, tidak mampu menangkap nuansa bahasa kompleks, dan hanya menggunakan tweet berbahasa Indonesia. Untuk penelitian mendatang, disarankan memperluas kata kunci, menggunakan algoritma lain seperti Naive Bayes atau Random Forest, serta memanfaatkan dataset yang lebih besar dan lebih seimbang.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Adiwijaya, I. (2006). Text Mining dan Knowledge Discovery. *Kolokium Bersama Komunitas Datamining Indonesia & Soft-Computing Indonesia*, 1–9. <https://adoc.pub/text-mining-dan-knowledge-discovery.html>
- [2] Adrian, M. R., Putra, M. P., Rafialdy, M. H., & Rakhmawati, N. A. (2021). Perbandingan Metode Klasifikasi Random Forest dan SVM Pada Analisis Sentimen PSBB. *Jurnal Informatika Upgris*, 7(1), 6–11. <https://doi.org/10.26877/jiu.v7i1.7099>
- [3] Alfarisi, A. (2025). Gerakan sosial modern: seruan boikot produk afiliasi Israel melalui media sosial. *Lektur: Jurnal Ilmu Komunikasi*, 7(4). <https://doi.org/10.21831/lektur.v7i4.23098>
- [4] Aprilla Dennis. (2013). Belajar Data Mining dengan RapidMiner. *Innovation and Knowledge Management in Business Globalization: Theory & Practice, Vols 1 and 2*, 5(4), 1–5. [http://esjournals.org/journaloftechnology/archive/vol1no6/vol1no6\\_6.pdf%5Cnhttp://www.airccse.org/journal/nsa/5413nsa02.pdf](http://esjournals.org/journaloftechnology/archive/vol1no6/vol1no6_6.pdf%5Cnhttp://www.airccse.org/journal/nsa/5413nsa02.pdf)
- [5] Cipta, S. P., Zulfadhilah, M., Naparin, H., & Syapotro, U. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Parak Acil Online Berdasarkan Ulasan Masyarakat Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, 7(5), 1042–1049.
- [6] Deltania, D., Garno, G., & Jamaludin, A. (2024). Analisis Sentimen Publik Terhadap Invasi Zionis Kepada Hamas Menggunakan Support Vector Machine (Svm). *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(4), 4465–4472. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.9959>
- [7] Faisal, M. R., Kartini, D., Arrahimi, A. R., & Saragih, T. H. (2022). Belajar Data Science: Text Mining Untuk Pemula. In *Jurnal Informatika UPGRIS* (Vol. 1). <https://media.neliti.com/media/publications/137435-ID-preprocessing-text-untuk-meminimalisir-k.pdf>
- [8] Fathoni, F., Lifiano Jamot Munthe, G., & Yasir Alghifari, M. (2025). Analisis Sentimen Publik Terhadap Kebijakan Pemerintah Terbaru Tentang Pendistribusian Gas Elpigi Subsidi Pada Masyarakat Menggunakan Metode Algoritma Svm. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(4), 6740–6748. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i4.14213>
- [9] Fauzianto, R. A., & Supatman. (2023). Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Tech Winter Pada Twitter Menggunakan Natural Language Processing. *Jurnal Syntax Admiration*, 3(9), 1577–1585. <https://doi.org/10.46799/jsa.v3i9.909>
- [10] Fitri, R., Putri Husain, N., & Arfandy, H. (2024). Analisis Sentimen Rating Drama Korea Doctor Slump Pada Media Sosial X (Twitter) Menggunakan Metode Artificial Neural Network. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 1(2), 124–130. <https://doi.org/10.71466/jiktif.v1i2.52>
- [11] Indriani, A. (2020). Klasifikasi Data Forum dengan menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI) Yogyakarta*, 21. [www.bluefame.com](http://www.bluefame.com),
- [12] Insaini, A. R., Sakti, A. I., Alita, D., & Marga, N. S. (2021). Sentimen analisis publik terhadap kebijakan lockdown pemerintah Jakarta menggunakan algoritma SVM. *JDMSI*, 2(1), 31–37.
- [13] Kartika, Cipta, S. P., Zulfadhilah, M., & Prastya, S. E. (2024). Analisis Sentimen Pengaruh Digitalisasi Terhadap Penjualan UMKM di Kota Banjarmasin Menggunakan Metode SVM. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, 7(5), 1121–1129. <https://doi.org/10.32672/jnkti.v7i5.8006>
- [14] Kulkarni, A., Chong, D., & Batarseh, F. A. (2020). Foundations of data imbalance and solutions for a data democracy. *Data Democracy: At the Nexus of Artificial Intelligence, Software Development, and Knowledge Engineering*, 83–106. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818366-3.00005-8>
- [15] Kulkarni, A., & Shivananda, A. (2019). Natural language processing recipes: Unlocking text data with machine learning and deep learning using python. In *Natural Language Processing Recipes: Unlocking Text Data with Machine Learning and Deep Learning using Python*. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4267-4>
- [16] Lina, S., Sitio, M., & Nadiyah, R. (2022). Analisis Sentimen Kenaikan Harga BBM Pertamina Pada Media Sosial Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(3), 1224–1231. <https://doi.org/10.47065/bits.v4i3.2331>
- [17] Lubis, M. G. R., Sitompul, D. S., Giovanni, T. M., Ramadhani, F., & Dewi, S. (2024). Evaluasi Kinerja Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Analisis Sentimen Publik Terhadap Naturalisasi Timnas Indonesia di Twitter. *Journal of Accounting Law Communication and Technology*, 2(1), 81–89. <https://doi.org/10.57235/jalakotek.v2i1.4180>

- [18] Lubis, R. M. F. (2021). Pengembangan Analisa Algoritma Autoregressive Integrated Moving Average (Arima-Box Jenkins) Pemodelan Menggunakan Google Colab (Phyton). *JUTISAL (Jurnal Teknik Informatika Komputer Universal)*, 1(1), 44–56.
- [19] Ma'rifudin, M., & Yudhistira, A. (2025). Analisis Sentimen Petani Milenial Pada Media Sosial X Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia*, 5(3), 845–857. <https://doi.org/10.52436/1.jpti.717>
- [20] Muzayyanah, A. B., Pawening, R. E., & Arifin, Z. (2024). Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Ehadrah Di Google Playstore Menggunakan Support Vector Machine (Svm). *IDEALIS: InDonEsiA Journal Information System*, 7(2), 258–266. <https://doi.org/10.36080/idealisis.v7i2.3250>
- [21] Nurwanda; Suarna, Nana; Prihartono, W. (2024). Penerapan NLP (Natural Language Processing) Dalam Analisis Sentimen Pengguna Telegram di Playstore. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1841–1846.
- [22] Paramesthi, K. T., & Kusumawardhani, L. (2024). Persepsi Konsumen terhadap Brand Reputasi Kentucky Fried Chicken ( KFC ) dalam Gerakan Boikot. *MUKASI: Jurnal Ilmu Komunikasi*, 3(4), 296–310. <https://doi.org/10.54259/mukasi.v3i4.3297>
- [23] Pravina, A. M., Cholissodin, I., & Adikara, P. P. (2019). Analisis Sentimen Tentang Opini Maskapai Penerbangan pada Dokumen Twitter Menggunakan Algoritme Support Vector Machine ( SVM ). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(3), 2789–2797.
- [24] Puspitasari, D., Sutabri, T., Informatika, M. T., & Dama, U. B. (2024). Analisis Sentimen Berdasarkan pada Twitter ( X ) terhadap Layanan Indihome Menggunakan Algoritma Support Vector Machine ( SVM ) Magister Teknik Informatika , Universitas Bina Dama , Palembang , Indonesia Informasi Artikel diakses menggunakan beberapa prov. *JUMINTAL: Jurnal Manajemen Informatika Dan Bisnis Digital*, 3(2), 58–71. <https://doi.org/10.55123/jumintal.v3i2.4449>
- [25] Rivaldi, R. C., & Wismarini, T. D. (2024). Analisis Sentimen Pada Ulasan Produk Dengan Metode Natural Language Processing (NLP) (Studi Kasus Zalika Store 88 Shopee). *Jurnal Ilmiah Elektronika Dan Komputer*, 17(1), 120–128.
- [26] Saragih, R. R. (2018). *Pemrograman dan bahasa pemrograman*.
- [27] Seftino, D. B., Anargya, R. D., Fidly, Y. A., & Rakhmawati, N. A. (2024). Analisis Sentimen Masyarakat Indonesia terhadap Kasus Ujaran Kebencian oleh Akun Fufufamelalui Platform X Menggunakan Algoritma SVM. *Etika Teknologi Informasi*, 1(1), 1–9. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1428075>
- [28] Sormin, S. K., & Malik, F. D. M. (2024). Perilaku Konsumsi Terhadap Boikot Produk Pro Israel. *Karimah Tauhid*, 3, 3114–3120.
- [29] Sulaeman, A. S., Sujjada, A., & Kharisma, I. L. (2024). Penerapan Algoritma Cerdas Bidirectional Encoder Refrepresentations From Transformers Dalam Menganalisis Opini Publik Terhadap Produk Yang Mengalami Boikot. *Jurnal Invotek Polbeng - Seri Informatika*, 9(1), 460–473.
- [30] Suryati, Emi ; Styawati; Aldino, A. A. (2023). Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Ekstraksi Fitur Model Word2vec Text Embedding Dan Algoritma Support Vector Machine ( SVM ). *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 4(1), 96–106.
- [31] Wandani, A. F. A. (2021). Sentimen Analisis Pengguna Twitter pada Event Flash Sale Menggunakan Algoritma K-NN , Random Forest , dan Naive Bayes. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 5(2), 651–665.
- [32] Yustihan, S. R., & Adikara, P. P. (2021). Analisis Sentimen berbasis Aspek terhadap Data Ulasan Rumah Makan menggunakan Metode Support Vector Machine ( SVM ). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(3), 1017–1023.
- [33] Yusupa, A. (2024). Perbandingan Algoritma Maching Learning dalam Analisis Sentimen Mobil Listrik di Indonesia pada Media Sosial Twitter/X. *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, 10(4), 479–489. <https://doi.org/10.33795/jip.v10i4.5130>