



## Klasifikasi Ujaran Kebencian di Twitter Menggunakan Fitur Ekstraksi *Glove* dengan *Support Vector Machine (SVM)*

Ahmad Ilham<sup>1</sup>, Naufal Azmi Verdikha<sup>2</sup>, Asslia Johar Latipah<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur, Samarinda, Indonesia

email: <sup>1</sup> 1911102441035@umkt.ac.id, <sup>2</sup> Nav651@umkt.ac.id, <sup>3</sup> ajl722@umkt.ac.id

### INFO ARTIKEL

#### Sejarah Artikel:

Diterima 20 Juli 2023  
Direvisi 26 Desember 2023  
Disetujui 27 Desember 2023  
Dipublikasi 28 Desember 2023

#### Katakunci:

Ujaran Kebencian  
*Glove*  
SVM

### ABSTRAK

Twitter merupakan platform media sosial yang gratis dan bebas dipergunakan. Kebebasan tersebut mengakibatkan tidak terlepasnya banyak pengguna twitter yang membuat tweet dengan kalimat yang mengandung ujaran kebencian. Penelitian ini menggunakan fitur ekstraksi *GloVe* dan algoritma SVM untuk membuat model machine learning yang dapat mengidentifikasi ujaran kebencian menggunakan dataset twitter. Fokus penelitian ini adalah membandingkan kernel SVM, yaitu Sigmoid dan RBF dengan parameter  $C = 10$  dan  $C=1$ . Model dievaluasi menggunakan *F1 Score* dengan teknik cross validasi untuk mengukur performa model dalam klasifikasi ujaran kebencian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kernel RBF dengan parameter  $C = 10$  memiliki nilai rata-rata *F1 Score* tertinggi sebesar 0,682, sementara kernel sigmoid dengan parameter  $C = 10$  memiliki nilai rata-rata *F1 Score* terendah sebesar 0,4520. Hal ini membuktikan SVM dengan kernel RBF lebih mampu melakukan klasifikasi ujaran kebencian dengan fitur ekstraksi *Glove*.

### ABSTRACT

Twitter is a free and open-to-use social media platform. This freedom has resulted in many Twitter users posting tweets containing hate speech. This research utilizes the *GloVe* feature extraction and SVM algorithm to create a machine learning model capable of identifying hate speech using a Twitter dataset. The focus of this research is to compare SVM kernels, namely Sigmoid and RBF, with parameters  $C=10$  and  $C=1$ . The model is evaluated using *F1 Score* with cross-validation technique to measure its performance in hate speech classification. The research results show that the RBF kernel with parameter  $C=10$  achieves the highest average *F1 Score* of 0.682, while the Sigmoid kernel with parameter  $C=10$  has the lowest average *F1 Score* of 0.4520. This proves that SVM with the RBF kernel is more capable of performing hate speech classification using *Glove* feature extraction.

#### Keyword:

Hate Speech  
*Glove*  
SVM

#### DOI Artikel:

10.35891/explorit.v15i2.4108

Explore T with CC BY-SA 4.0 license. Copyright © 2023 , the author(s)

## 1. Pendahuluan

Ujaran kebencian atau yang biasa dikenal dengan hate speech dalam bahasa inggris merupakan suatu tindakan menyampaikan pesan atau perkataan yang bersifat merendahkan, melecehkan atau menghina. Melakukan ujaran kebencian merupakan perbuatan yang menyalahi norma bermasyarakat, sebagaimana yang telah tertulis pada Undang-Undang Nomor 11 Tahun 2008 tentang Informasi dan Transaksi Elektronik (ITE). Pasal 27 ayat (3) UU ITE menyatakan bahwa setiap orang yang dengan sengaja dan tanpa hak menyebarkan informasi yang ditujukan untuk menimbulkan rasa kebencian atau permusuhan individu dan/atau kelompok masyarakat tertentu berdasarkan atas suku, agama, ras, dan antargolongan (SARA) dapat dijerat dengan hukuman pidana [1].

Pada saat ini, media social seperti twitter telah menjadi platform untuk berinteraksi dan berbagi informasi. Twitter adalah salah satu media sosial yang populer diIndonesia saat ini. Berdasarkan banyaknya unduhan melalui playstore setelah facebook [2]. Dikarenakan twitter merupakan platform media sosial yang gratis dan bebas dipergunakan, menjadikan media sosial tersebut digunakan dari berbagai golongan usia, ras dan agama. Kebebasan tersebut mengakibatkan tidak terlepasnya banyak pengguna twitter yang secara sengaja mentweet kalimat kalimat yang mengandung ujaran kebencian [3]. Apalagi jika ada kasus atau peristiwa yang menarik dan menjadi trending topik. Bahkan tidak sedikit orang yang terbiasa menyampaikan ujaran kebencian di akun twitter mereka. Hal ini dikarenakan pada aplikasi twitter tidak mengharuskan pengguna untuk menggunakan nama asli. Berdasarkan hal tersebut, pendeteksi

ujaran kebencian pada platform sosial media merupakan hal yang penting guna mencegah dan meminimalisir terjadinya cyber bullying pada sosial media [4].

Adapun beberapa penelitian terdahulu terkait dengan pendeteksian teks adalah Jamaludin & Setiawan pada jurnalnya yang berjudul Deteksi Berita Hoax di Media Sosial Twitter Dengan Ekspansi Fitur Menggunakan Glove telah melakukan pengembangan sistem yang mampu mendeteksi informasi hoax di media sosial Twitter dengan menggunakan metode ekspansi fitur Global Vectors for Word Representation (GloVe) [5]. Metode ekspansi fitur Glove digunakan untuk mengurangi adanya ketidakcocokan kosakata pada sebuah tweet pada Twitter. Proses klasifikasi yang digunakan beberapa metode yaitu, Support Vector Machine (SVM), Naive Bayes dan Recurrent Neural Network (RNN). Pada hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem pendeteksi Hoax menggunakan ekspansi fitur memiliki akurasi sebesar 91,92% pada metode klasifikasi SVM dengan menggunakan korpus GloVe. Adapun penelitian lain [6] dan [7] juga memperoleh evaluasi kinerja terbaik ketika klasifikasi menggunakan SVM.

Ibrohim & Budi pada penelitiannya yang berjudul Multi-label Hate Speech and Abusive Language Detection in Indonesian Twitter telah melakukan deteksi ujaran kebencian dan kata kasar multi-label di Twitter [8]. Penelitian ini menggunakan dataset yang diklasifikasikan pada 12 kelas kategori yang terdiri dari ujaran kebencian (hate speech), kata kasar (abusive), ujaran kebencian perorangan (hate speech individual), ujaran kebencian kelompok (hate speech group), ujaran kebencian fisik (hate speech physical), ujaran kebencian makian (hate speech other), ujaran kebencian agama (hate speech religion), ujaran kebencian jenis kelamin (hate speech gender), ujaran kebencian ras (hate speech race), ujaran kebencian lemah (hate speech weak), ujaran kebencian sedang (hate speech moderate), dan ujaran kebencian kuat (hate speech strong). Hasil klasifikasi pada penelitian ini yaitu 5561 data termasuk hatespeech, 5043 abusive, dan non hate speech sebanyak 7604. Berdasarkan kategori tersebut, terdapat beberapa kelas yang memiliki makna yang serupa terhadap kelas lainnya seperti ujaran kebencian agama, ujaran kebencian jenis kelamin, ujaran kebencian ras, dan ujaran kebencian fisik.

## 2. Kajian Teori

### 2.1 Hate Speech

Ujaran kebencian merupakan sebuah perbuatan menyatakan kebencian dalam bentuk verbal yang ditujukan untuk kelompok atau individu tertentu. Di Indonesia, pelaku ujaran kebencian akan dikenakan hukuman maksimal 6 tahun penjara atau denda maksimal satu milyar rupiah, sebagaimana tertulis pada UU ITE Nomor 11 tahun 2008 ayat 2 [1].

### 2.2 Feature Extraction Glove

Glove adalah algoritma untuk mendapatkan representasi vektor dari kata-kata dengan cara melibatkan seluruh informasi yang telah diperoleh dari setiap tweet. Representasi vektor tweet tersebut dinamakan word embedding. Global vectors for word representations (Glove) merupakan proses pembentukan word cooccurrence matrix dari suatu kata. Proses ini merupakan proses terbaik untuk menghasilkan word embeddings [9]. GloVe menggunakan metode global matrix factorization, matriks yang mewakili kemunculan atau ketiadaan kata-kata dalam suatu dokumen [10]. GloVe mempelajari hubungan kata-kata dengan menghitung seberapa sering kata-kata muncul bersama satu sama lain dalam sebuah korpus yang diberikan. Rasio probabilitas kemunculan kata-kata memiliki potensi untuk mengkodekan beberapa bentuk makna serta membantu meningkatkan kinerja pada permasalahan analogi kata [11]. Untuk merubah matriks menjadi vector diperlukan rumus sebagai berikut:

$$F(w_i, w_j, u_k) = \frac{p(i|k)}{p(j|k)} \quad (1)$$

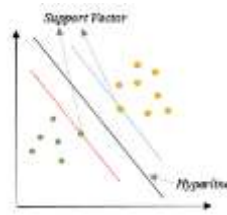
### 2.3 Cross Validation

Cross validation merupakan salah satu metode dalam melakukan validasi model terbaik. Teknik ini akan menguji keefektifan dari model yang dibentuk dengan melakukan penyusunan ulang (resampling) pada data untuk membaginya menjadi 2 bagian yaitu data train dan data test. Salah satu metode dari cross validation yang sering digunakan adalah k-fold cross validation karena metode ini secara umum akan menghasilkan model yang tidak bias. Hal ini dapat terjadi karena setiap observasi pada data memiliki kesempatan untuk menjadi data training ataupun data testing. Atau dengan kata lain, kita dapat memiliki  $k$  subset data untuk melatih dan mengevaluasi kinerja model [12].

### 2.4 Support Vector Machine

SVM adalah klasifikasi supervised learning yang memiliki kinerja yang cukup baik dalam identifikasi ujaran kebencian (Hana et al., 2020). SVM memilih titik/vektor ekstrim yang membantu dalam membuat hyperplane. Kasus ekstrim ini disebut sebagai support vector, dan karenanya algoritma ini disebut sebagai Support Vector Machine. SVM bekerja dengan membangun hyperplane atau garis pembatas pada ruang multi dimensi yang bertujuan untuk

memisahkan masing – masing kelas berdasarkan pendekatan statistika dengan cara memaksimalkan lebar margin (Ramadhani et al., 2023).



Gambar 1. Ilustrasi SVM Hyperplane  
[Sumber : Tuhenay & Mailoa [13]]

### 2.5 F1 Score

F1 Score merupakan confusion matrix untuk mengevaluasi hasil dari klasifikasi sebuah model machine learning. Confusion matrix adalah alat yang berguna untuk menganalisis seberapa baik klasifikasi yang telah dibuat, dapat mengenali tuple dari kelas yang berbeda. F1 Score adalah alternatif lain dari akurasi karena akurasi tidak cocok untuk mengukur performa klasifikasi dari data yang tidak seimbang [14].

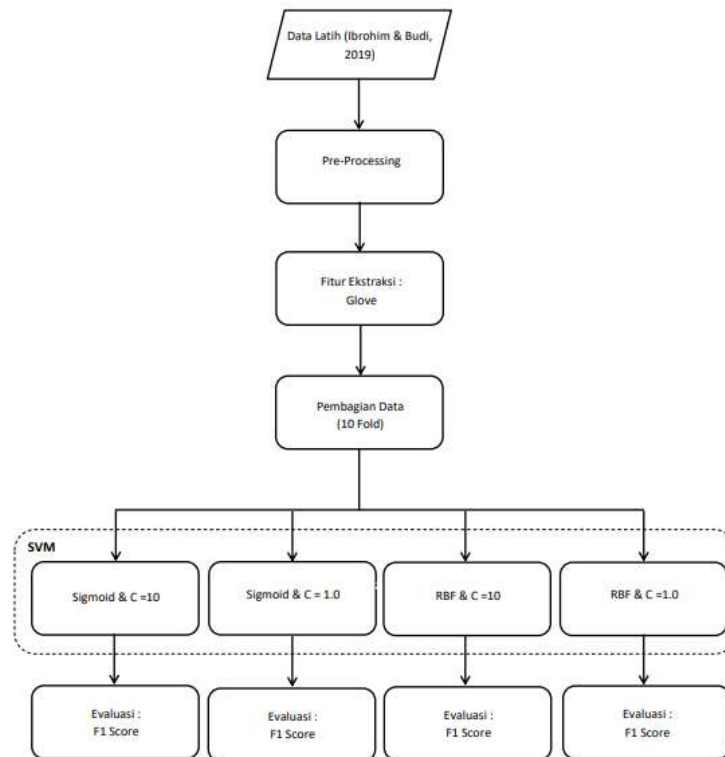
Table 1. Confusion Matrix

Predicted Value	Actual Values		
		$1(Positive)$	$0(Negative)$
	$1(Positive)$	TP(True Positive)	TN(True Negative)
$0(Negative)$	FP(False Positive)	FN(False Negative)	

Dalam metode ini, berbagai hal dijelaskan seperti TP (True Positive) mengacu pada situasi di mana nilai aktual dan prediksi benar-benar positif, TN (True Negative) menggambarkan situasi di mana nilai aktual dan prediksi benar-benar negatif, FP (False Positive) mengindikasikan ketika nilai aktual sebenarnya negatif tetapi diprediksi sebagai positif, dan FN (False Negative) menggambarkan ketika data aktual sebenarnya positif tetapi diprediksi sebagai negatif [15].

### 3. Metodologi Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hasil nilai evaluasi F1-Score pada klasifikasi ujaran kebencian di sosial media Twitter terkait dengan data pada penelitian Ibrahim & Budi [8]. Fokus pada penelitian ini adalah klasifikasi ujaran kebencian menggunakan feature extraction Glove dan SVM dengan membandingkan kernel RBF dan sigmoid yang kemudian nantinya akan disesuaikan dengan hasil model klasifikasi yang akan menggunakan nilai evaluasi F1 Score. Adapun tahapan yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.



Gambar 2. Alur penelitian

### 3.1 Dataset

Penelitian ini akan menggunakan dataset dari penelitian [8], data di ambil dari website Github yang bersifat open source.

### 3.2 Pre Processing Data

Pada tahapan preprocessing akan dilakukan beberapa proses tahapan pada data hingga data siap digunakan. Pada tahapan ini dilakukan penambahan kolom ID, mengubah teks menjadi huruf kecil, menghapus atribut tertentu di dalam tweet, menghapus karakter yang bukan huruf dan angka, perbaikan ejaan, menghapus imbuhan, dan menghapus kata sambung. Pada tahapan ini data akan dicek secara teliti agar tidak ada lagi permasalahan data yang dapat mengganggu pemodelan data.

### 3.3 Feature Extraction Glovr

Pada tahapan ini data yang telah dibersihkan dengan pre-processing akan dilanjutkan dengan tahapan feature ekstraksi Glove untuk mengubah tiap kata yang ada menjadi bentuk vector representasi kemuculan kata yang muncul pada korpus.

### 3.4 Cross Validation

Pada tahapan cross validation akan dilakukan pemisahan data menjadi data train dan data test dengan fungsi Kfold yang ada pada library scikit-learn [16].

### 3.5 SVM Classification

Setelah pre-trained Vector glove telah dibuat tahapan selanjutnya ialah klasifikasi model dengan SVM, dengan menggunakan library yang ada di dalam sklearn [16]. Penelitian ini menggunakan parameter yang telah diuji pada penelitian [17].

### 3.5 Evaluasi F1 Score

Tahapan ini merupakan tahapan untuk mengukur nilai evaluasi pada model yang telah dibuat dengan menghitung kesesuaian antara hasil prediksi dengan nilai yang sebenarnya pada confusion matrix.

## 4. Hasil Uji Coba Dan Pembahasan

### 4.1 Dataset

Dataset Ibrohim & Budi (2019) diimpor dan dibaca dari library pandas menggunakan fungsi read\_csv. Hasil import dataset ditunjukkan pada Gambar 3. Terdapat beberapa kolom yang terdapat pada dataset dimulai dari *Tweet*, *HS*, *Abusive*, *HS\_Individual*, *HS\_Group*, *HS\_Religion*, *HS\_Race*, *HS\_Physical*, *HS\_Gender*, *HS\_Other*, *HS\_Weak*, *HS\_Moderate*, *HS\_Strong*.

tweet	is	Abusive	is_Individual	is_reply	is_Religion	is_Race	is_Physical	is_gender	is_other	is_weak	is_moderate	is_strong
0	-Isaah semua cowok itu suka melucu perfeks...	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0
1	RT USER: USER siapa yang buat ngaruh tau itu?	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	41. Kadang itu berfikir, kenapa itu tetap perc...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	USER USER AKU ITU AKU HEWITU TAU MATAMU SPT IT...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	USER USER Kawan cabang kapor udah keliatan deng...	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
13164	USER jangan asal ngomong mampus, congor ku ya...	1	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0
13165	USER Kawan mana anak konyak?	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13166	USER Hah! hah! hah! : qinisiagi bosan hah! L...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13167	USER USER USER USER Boin yang real mutah kendel...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13168	USER Mana itu ngasih" itu sama foto ya kull...	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0

Gambar 3. Sebagian isi dataset

## 4.2 Hasil Preprocessing Data

### 4.2.1 Menambahkan Kolom ID

Pada tahapan ini, kolom baru ditambahkan dengan nama "d0001" menggunakan fungsi `df.insert()` untuk menyisipkan kolom. Kolom data bertambah satu kolom dari sebelumnya 13 kolom menjadi 14 kolom.

### 4.2.2 Lower Case

Pada tahapan ini setiap teks pada kolom tweet diubah menjadi huruf kecil. Tahapan ini membutuhkan waktu proses selama 0,01 detik.

### 4.2.3 Remove Atribut

Pada tahapan ini setiap atribut atau karakter yang tidak diperlukan akan dihapus. Adapun atribut atau karakter yang tidak diperlukan seperti URL, '\n', symbol, username, emoji, spaces, dan karakter berulang. Tahapan ini memerlukan durasi waktu selama 0,43 detik. Tahapan remove atribut telah berhasil dijalankan, namun masih terdapat karakter yang belum terhapus seperti "\n";": (","(":"."

### 4.2.4 Non Alphanumeric

Pada tahapan ini karakter non alphanumeric kecuali angka (0-9), huruf kecil (a-z) dan huruf besar (A-Z) akan dihapus. Tahapan ini membutuhkan durasi waktu selama 0,11 detik. Tahapan remove nonalphanumeric telah berhasil dijalankan, ditandai dengan karakter seperti "-","\\","?"",":","(":":";" yang telah terhapus.

### 4.2.5 Spell Checker

Pada tahapan ini dilakukan perbaikan ejaan dari kata-kata "alay" menjadi kata yang sesuai dengan kamus alay. Tahapan ini memerlukan durasi waktu selama 0,157 detik

### 4.2.6 Stemming

Pada tahapan ini setiap kata pada data diubah menjadi kata dasar (menghilangkan imbuhan). Tahapan ini membutuhkan waktu selama 1109,37 detik atau sekitar 18 menit. Dari tahapan tersebut beberapa kata sudah berhasil diubah menjadi kata dasar, seperti "berfikir" menjadi "fikir", "keliatan" menjadi "lihat", "terdeteksi" menjadi "deteksi", "memberi" menjadi "beri".

### 4.2.7 Stopword

Pada tahapan ini kata-kata umum yang sering muncul dalam teks tetapi tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap konteks akan dihapus (penghapusan kata yang tidak penting dalam kalimat). Dari tahapan tersebut dapat dilihat bahwa beberapa kata sambung seperti "aku", "di", "saat" dll telah berhasil dihapus.

### 4.2.8 Menghapus data yang hanya spasi

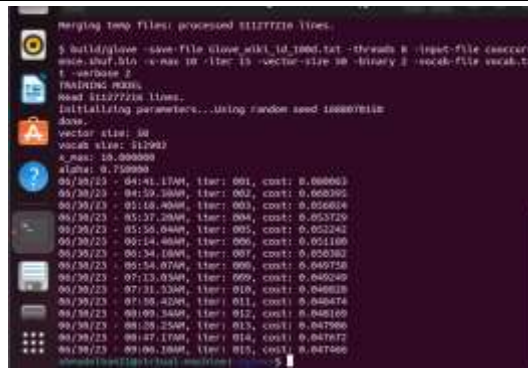
Pada tahapan ini data yang hanya berisi spasi akan dihapus. Pada dataframe terdapat 57 baris data yang hanya berisi spasi. Baris data tersebut dihapus untuk mengoptimalkan proses pembersihan data. Setelah dihapus data mengalami perubahan jumlah, dimana data awal memiliki jumlah 13169 berubah menjadi 13112.

### 4.2.9 Visualisas Data

Setelah mendapatkan hasil dari preprocessing, selanjutnya dilakukan pencarian 50 kata yang sering muncul didalam dataset. Hal ini untuk mengecek hasil dari seluruh tahapan preproses. Kata yang paling sering muncul pada dataset yaitu Indonesia sebanyak 1678 kata.

## 4.3 Hasil Ekstraksi Fitur

Glove menggunakan model pre-trained vector dari data korpus Wikipedia bahasa Indonesia. Wikipedia merupakan sumber korpus multibahasa yang besar dan dapat diakses secara bebas. Wikipedia menyediakan fasilitas interlanguage links yang bisa dimanfaatkan untuk menemukan pasangan artikel yang memiliki keterkaitan topik [18]. Wikipedia sebagai ensiklopedia online memiliki kalimat bahasa yang terstruktur dengan baik dan bermakna. Penggunaan wikipedia sebagai korpus juga karena belum adanya model pre-trained Global Vector dalam Bahasa Indonesia [19]. Korpus ini diambil pada tanggal 20 Juni 2023 dengan format XML yang kemudian diubah menjadi format teks. Setelah diubah ke format teks, article dibuat ke dalam model pre-trained vector glove dengan sistem operasi linux dalam format BASH ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 4. Hasil pembuatan model pre-trained vector Glove

Kemudian model glove di load kedalam python agar dapat digunakan pada dataset. Setelah itu dilakukan pengubahan teks menjadi fitur glove, dimana hasil dari proses ini dimasukkan kedalam kolom baru “glove\_features” dan ditambahkan kedalam dataframe. Adapun output yang dihasilkan dari kolom baru tersebut ditunjukkan pada gambar 5.

```

1 df.glove_features
0      [-0.25394386, 0.34949717, -0.15683614, 0.13312...
1      [-0.18393387, 0.26205924, 0.035192337, 0.18959...
2      [-0.0796838, 0.2353299, -0.07521181, 0.3276689...
3      [-0.607655, 0.1279196, 0.2176942, 0.53787124, ...
4      [-0.16604185, 0.08613243, -0.18599571, 0.04622...
...
13107  [-0.2023334, 0.5906366, 0.20681281, 0.3013774,...
13108  [-0.14189033, 0.48205933, -0.11771234, 0.34016...
13109  [-0.67317194, 0.133136, -0.5397228, 0.23878579...
13110  [-0.2108481, -0.0497578, -0.32841423, 0.405942...
13111  [-0.175798, 0.19088726, 0.19836, 0.35477126, 0...
Name: glove_features, Length: 13112, dtype: object
    
```

Gambar 5. Tampilan kolom baru glove\_features

Pada gambar 5 menunjukkan bahwa kolom glove\_features telah berhasil dibuat. Kolom tersebut berisi vector dari kata yang ada didalam kolom Tweet\_Clean.

#### 4.4 Hasil Cross Validation

Pada tahapan ini data train dan data test. Digunakan nilai fold sebanyak sebanyak 10 dengan menggunakan fungsi KFold yang terdapat di library sklearn [16]. Tampilan data train dan data test yang sudah dibagi pada index fold pertama pada gambar 6.

```

Fold 1:
- Train data: 11800 samples
- Test data: 1312 samples
Fold 1:
- Train Index: [ 1312 1313 1314 ... 13109 13110 13111]
- Test Index: [ 0 1 2 ... 1309 1310 1311]
- Time taken: 46.676166 seconds
    
```

Gambar 6. Pembagian data pada fold 1

Pada gambar 6 dapat dilihat index fold 1 dengan jumlah data train sebanyak 11800 yang berisi data dari urutan 1312 sampai 13111, dan data test berjumlah 1312 yang berisi data dari urutan 0 sampai urutan 1311. Tahapan cross validation dilakukan dengan berurutan sesuai dengan jumlah foldnya yaitu dari 1 sampai 10.

#### 4.5 Hasil Klasifikasi SVM dan F1 Score

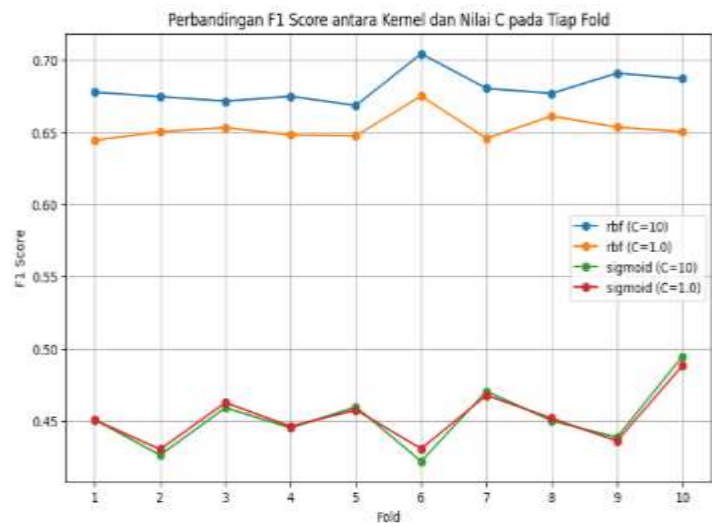
Pada tahapan klasifikasi SVM dilakukan dengan mencoba dua kernel yaitu kernel RBF dan kernel Sigmoid untuk mencari yang lebih baik diantara kernel tersebut. Kemudian pada setiap percobaan kernel, dilakukan uji coba juga dengan dua nilai parameter C, yaitu C=10 dan C=1. Hasil evaluasi dengan F1 Score dari klasifikasi SVM dari masing-masing percobaan ada pada tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan hasil F1 Score pada tiap fold

Nilai Fold	F1 Score			
	RBF		Sigmoid	
	C=10	C=1	C=10	C=1
Fold 1	0.677	0.644	0.450	0.450
Fold 2	0.674	0.650	0.426	0.430
Fold 3	0.671	0.653	0.459	0.462
Fold 4	0.674	0.648	0.445	0.446
Fold 5	0.668	0.647	0.459	0.457
Fold 6	0.704	0.675	0.421	0.430
Fold 7	0.680	0.645	0.470	0.467
Fold 8	0.676	0.661	0.45	0.451
Fold 9	0.691	0.653	0.438	0.436
Fold 10	0.687	0.650	0.494	0.488
Mean F1 Score	0.680	0.653	0.451	0.452

Pada tabel 2 dapat dilihat bahwa nilai rata-rata F1 Score tertinggi didapatkan oleh kernel RBF dengan parameter C=10 yaitu sebesar 0,680 dan nilai rata-rata f1 score terendah didapatkan oleh kernel sigmoid dengan parameter C = 10 dengan nilai rata-rata F1 Score sebesar 0,451.

Sedangkan nilai tertinggi pada seluruh fold didapatkan oleh fold 6 pada kernel RBF dengan parameter C = 10 dengan nilai f1 score 0,704 dan yang terendah didapatkan oleh kernel Sigmoid dengan parameter C=10 dengan nilai f1 score 0,421. Dengan grafik perbandingan F1 Score antar kernel dan nilai C pada tiap fold ditunjukkan pada gambar 7.



Gambar 7. Grafik perbandingan F1 Score

Parameter C yang semakin tinggi nilainya cukup berpengaruh dalam peningkatan performa pada kernel RBF. Namun, tidak mengalami perubahan yang signifikan pada kernel Sigmoid. Hal tersebut dapat dilihat pada gambar 7.

## 5 Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang telah dibahas pada bab sebelumnya didapatkan kesimpulan bahwa nilai rata-rata F1 Score tertinggi didapatkan oleh kernel RBF dengan parameter C = 10 dengan nilai rata-rata F1 Score sebesar 0.680 dan nilai terendah didapatkan oleh kernel sigmoid dengan parameter C = 10 dengan nilai rata-rata F1 Score sebesar 0.451. Dari hasil tersebut menunjukkan model klasifikasi dengan kernel RBF dan parameter C=10 memiliki performa yang cukup baik daripada parameter lainnya. Namun hasil tersebut juga dapat dipengaruhi oleh jumlah data training yang digunakan karena glove mengandalkan matriks statistik dari co-occurrence. oleh karena itu fitur ekstraksi glove lebih memudahkan data training dengan jumlah yang besar [20].

## 6 Daftar Pustaka

- [1] Febiana Anistya and Erwin Budi Setiawan, 'Hate Speech Detection on Twitter in Indonesia with Feature Expansion Using GloVe', *J. RESTI Rekayasa Sist. Dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 6, pp. 1044–1051, Dec. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3521.
- [2] D. Kusnanda and A. A. Permana, 'Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Harga Minyak Goreng Pada Twitter', vol. 12, 2023.
- [3] B. Wijaya and V. C. Mawardi, 'PENDETEKSI UJARAN KEBENCIAN PADA PLATFORM MEDIA SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE', vol. 1, no. 1, 2023.
- [4] A. Nayla, C. Setianingsih, and B. Dirgantoro, 'Deteksi Hate Speech Pada Twitter Menggunakan Algoritma BERT', 2023.
- [5] A. R. Jamaludin and E. B. Setiawan, 'Deteksi Berita Hoax di Media Sosial Twitter dengan Ekspansi Fitur Menggunakan Glove', 2022.
- [6] C. Magnolia and A. Nurhopipah, 'Penanganan Imbalanced Dataset untuk Klasifikasi Komentar Program Kampus Merdeka Pada Aplikasi Twitter', 2022.
- [7] D. Adiyanto, C. Setianingsih, and F. M. Dirgantara, 'Deteksi Emosi Berbasis Teks Untuk Menganalisis Kuliah Daring Selama Masa Pandemi Menggunakan Algoritme Support Vector Machine', 2022.
- [8] M. O. Ibrohim and I. Budi, 'Multi-label Hate Speech and Abusive Language Detection in Indonesian Twitter', in *Proceedings of the Third Workshop on Abusive Language Online*, Florence, Italy: Association for Computational Linguistics, 2019, pp. 46–57. doi: 10.18653/v1/W19-3506.
- [9] A. M. Priyatno, M. M. Muttaqi, F. Syuhada, and A. Z. Arifin, 'Deteksi Bot Spammer Twitter Berbasis Time Interval Entropy dan Global Vectors for Word Representations Tweet's Hashtag', *Regist. J. Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, p. 37, Jan. 2019, doi: 10.26594/register.v5i1.1382.
- [10] J. Pennington, R. Socher, and C. Manning, 'Glove: Global Vectors for Word Representation', in *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, Doha, Qatar: Association for Computational Linguistics, 2014, pp. 1532–1543. doi: 10.3115/v1/D14-1162.
- [11] A. Nurdin, B. Anggo Seno Aji, A. Bustamin, and Z. Abidin, 'PERBANDINGAN KINERJA WORD EMBEDDING WORD2VEC, GLOVE, DAN FASTTEXT PADA KLASIFIKASI TEKS', *J. Tekno Kompak*, vol. 14, no. 2, p. 74, Aug. 2020, doi: 10.33365/jtk.v14i2.732.
- [12] Y. Widyaningsih, G. P. Arum, and K. Prawira, 'APLIKASI K-FOLD CROSS VALIDATION DALAM PENENTUAN MODEL REGRESI BINOMIAL NEGATIF TERBAIK', *BAREKENG J. Ilmu Mat. Dan Terap.*, vol. 15, no. 2, pp. 315–322, Jun. 2021, doi: 10.30598/barekengvol15iss2pp315-322.
- [13] Universitas Kristen Satya Wacana and D. Tuhenay, 'Perbandingan Klasifikasi Bahasa Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier (NBC) Dan Support Vector Machine (SVM)', *JIKO J. Inform. Dan Komput.*, vol. 4, no. 2, pp. 105–111, Aug. 2021, doi: 10.33387/jiko.v4i2.2958.
- [14] I. M. A. Agastya, 'PENGARUH STEMMER BAHASA INDONESIA TERHADAP PEFORMA ANALISIS SENTIMEN TERJEMAHAN ULASAN FILM', *J. Tekno Kompak*, vol. 12, no. 1, p. 18, Feb. 2018, doi: 10.33365/jtk.v12i1.70.
- [15] Muhammad Zaynurrohyhan, Asriyanik, and Agung Pambudi, 'Perbandingan TF-IDF dengan Count Vectorization Dalam Content-Based Filtering Rekomendasi Mobil Listrik', *Explore IT J. Keilmuan Dan Apl. Tek. Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 8–15, Jun. 2023, doi: 10.35891/explorit.v15i1.3829.
- [16] F. Pedregosa *et al.*, 'Scikit-learn: Machine Learning in Python'. arXiv, Jun. 05, 2018. Accessed: Jul. 19, 2023. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1201.0490>
- [17] K. M. Hana, Adiwijaya, S. A. Faraby, and A. Bramantoro, 'Multi-label Classification of Indonesian Hate Speech on Twitter Using Support Vector Machines', in *2020 International Conference on Data Science and Its Applications (ICoDSA)*, Bandung, Indonesia: IEEE, Aug. 2020, pp. 1–7. doi: 10.1109/ICoDSA50139.2020.9212992.

- [18] I. I. K. Wijaya, A. A. Suryani, and K. N. Ramadhani, “Pembentukan Sentence-Aligned Korpus Paralel untuk Bahasa Sunda-Bahasa Indonesia Berbasis Wikipedia dengan Bootstrapping dan EM,” *e-Proceeding of Engineering*, vol. 4, no. 1, pp. 1038–1044, Apr. 2017.
- [19] D. W. Hariyanto and W. Maharani, “Analisis Sentimen pada Media Sosial Twitter Berbahasa Indonesia dengan Metode GloVe,” *e-Proceeding of Engineering*, vol. 7, no. 3, pp. 9711–9720, 2020.
- [20] M. F. A. Putro and E. B. Setiawan, “Analisis Sentimen Terhadap Kebijakan Pemerintah dengan Feature Expansion Metode GloVe pada Media sosial Twitter,” vol. 9, pp. 54–66, Feb. 2022.