

# PENDETEKSIAN HATE SPEECH PADA SOSIAL MEDIA INDONESIA DENGAN ALGORITMA LOGISTIC REGRESSION

Siti Setyaningsih; Endang Wahyu Pamungkas  
Teknik Informatika, Fakultas Komunikasi dan Informatika,  
Universitas Muhammadiyah Surakarta

## Abstrak

*Hate speech* adalah tindakan mengomentari seseorang secara verbal maupun non verbal yang berkaitan dengan agama, ras, gender, perilaku dan orientasi seksual. Hal ini biasanya dilakukan secara pribadi maupun kelompok tergantung tujuan pelaku. Biasanya dengan cara memfitnah, menggiring opini buruk kepada korban, sehingga membuat korban merasa tidak nyaman. *Twitter* merupakan salah satu platform media sosial yang paling sering digunakan untuk menyebarkan ujaran kebencian. Padahal sudah dilakukan upaya pencegahan dengan menghapus atau memblokir konten yang mengandung unsur *hate speech* tetapi hal ini masih belum menjadi jalan keluar dari permasalahan ini karena kurang pemahaman dari masyarakat tentang *hate speech*. Penelitian ini dilakukan untuk mendeteksi *hate speech* yang terjadi di sosial media Indonesia dengan pendekatan *machine learning*. Dalam penelitian ini pengujian dilakukan dengan algoritma *logistic regression*. Bertujuan untuk mengidentifikasi apakah komentar seseorang mengandung *hate speech* ataupun tidak supaya masyarakat agar lebih bijak saat bersosial media tanpa menyakiti orang lain dan lebih hati-hati dalam menggunakan kata atau kalimat saat menyampaikan *argument*. Penelitian ini menghasilkan nilai akurasi sebesar 84% sedangkan pada proses evaluasi model *logistic regression* mendapatkan nilai *recall* sebesar 0.91 atau 94% untuk label 0 dan nilai *recall* sebesar 0.74 atau 74% untuk label 1. Nilai *Precision* mendapatkan nilai 0.83 atau 83% untuk label 0 dan nilai 0.85 atau 85% untuk label 1 sedangkan pada *f1-score* mendapat nilai sebanyak 0.87 atau 87%.

**Kata Kunci:** hate speech, logistic regression, social media

## Abstract

Hate speech is an act of commenting on someone verbally or non-verbally related to religion, race, gender, behavior and sexual orientation. This is usually done individually or in groups depending on the perpetrator's goals. Usually by way of slander, leading to bad opinions on the victim, so as to make the victim feel uncomfortable. Twitter is one of the most frequently used social media platforms to spread hate speech. Even though preventive measures have been taken by removing or blocking content that contains elements of hate speech, this is still not a way out of this problem due to a lack of understanding from the public about hate speech. This research was conducted to detect hate speech that occurs on Indonesian social media with a machine learning approach. In this study testing was carried out with a logistic regression algorithm. The aim is to identify whether a person's comments contain hate speech or not so that people can be wiser when socializing without hurting others and be more careful in using words or sentences when conveying arguments. This study produces an accuracy value of 84%, while in the process of evaluating the logistic regression model, it obtains a recall value of 0.91 or 94% for label 0 and a recall value of 0.74 or 74% for label 1. Precision values obtain a value

**Keywords:** hate speech, logistic regression, social media

## 1. PENDAHULUAN

Teknologi informasi berkembang dari waktu ke waktu membuat masyarakat tidak lepas dari teknologi salah satunya sosial media. Sosial media merupakan *platform digital* yang digunakan untuk bersosialisasi satu sama lain tanpa adanya batasan, Sosial media sangat beragam seperti *instagram, line, whatsapp, telegram, linkedln, twitter, tiktok, youtube, facebook* dan lainnya. Adanya sosial media membuat masyarakat merasa bebas meluapkan perasaan emosional yang dirasakan bisa berupa foto, video dan tulisan. Tidak heran jika banyak konten yang dibagikan mengandung unsur *hate speech*.

*Hate speech* adalah tindakan mengomentari seseorang secara verbal maupun non verbal yang berkaitan dengan agama, ras, gender, perilaku dan orientasi seksual. Hal ini biasanya dilakukan secara pribadi maupun kelompok tergantung tujuan pelaku. Biasanya dengan cara memfitnah, menggiring opini buruk kepada korban, sehingga membuat korban merasa tidak nyaman. *Twitter* merupakan salah satu platform media sosial yang paling sering digunakan untuk menyebarkan ujaran kebencian. *Twitter* adalah salah satu platform media sosial yang memungkinkan orang memposting *tweet*, emosi, dan bahkan komentar sebagai reaksi terhadap topik yang sedang trend sehingga *twitter* memiliki potensi untuk menimbulkan kesalahpahaman ketika seseorang memposting kebencian yang dibagikan secara sadar atau tidak. Padahal sudah dilakukan upaya pencegahan dengan menghapus atau memblokir konten yang mengandung unsur *hate speech* tetapi hal ini masih belum menjadi jalan keluar dari permasalahan ini karena kurang pemahaman dari masyarakat tentang *hate speech*. Penelitian ini menggunakan pendekatan *machine learning* dan *twitter* sebagai datasetnya.

Adapun Penelitian sebelumnya tentang *hate speech* yang dilakukan oleh (Alfina et al., n.d.) dengan judul "*Hate Speech Detection in the Indonesia Language: A Dataset and Preliminary Study*". Penelitian ini menggunakan *supervised learning* dengan membandingkan empat algoritma yaitu *naïve bayes, support-vector machine, Random forest classifier* dan *BLR*. Dari keempat algoritma ini yang lebih unggul *RDFT* dan *BLR* dimana *f-measure* mendapat nilai akurasi yang tinggi. Hasil terbaik didapatkan dengan menggunakan fitur *n-gram* dengan akurasi yang didapat sebesar 93,5% dengan algoritma *Random forest classifier*, *BLR* 91,5%, dan *Naïve bayes* 90,2%.

Penelitian selanjutnya adalah "*Multi-label Hate Speech and Abusive Language Detection in Indonesia Twitter*". Penelitian ini dilakukan oleh (Ibrohim & Budi, 2019). Pada penelitian ini menggunakan fitur *unigram* dalam dua percobaan, dimana pada percobaan *scenario* pertama klasifikasi *RFDT* dengan metode *transformasi* data *Lp* mendapatkan akurasi 66,12% sedangkan pada percobaan *scenario* kedua klasifikasi *RFDT* mendapat 76,16%.

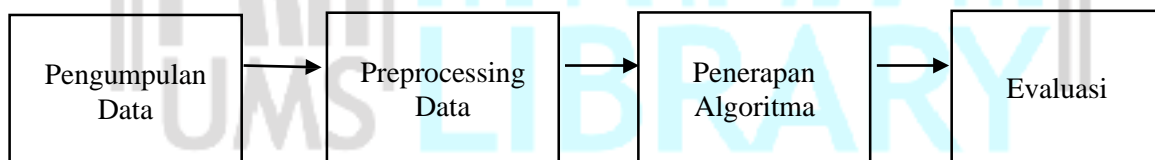
Penelitian selanjutnya dilakukan oleh (Tjahyanti, 2020) dengan judul "Pendeteksian Bahasa Kasar (*Abusive Language*) Dan Ujaran Kebencian (*Hate Speech*) Dari Komentar Di Jejaring Sosial". Pada penelitian ini dilakukan dua *scenario*, *scenario* yang pertama *NB* dengan fitur kata *unigram+bigrams* memberikan hasil

terbaik dengan akurasi 71,15% dari *F1-Score* sedangkan pada *scenario* kedua NB dengan kata mendapatkan akurasi 87,26% dari *F1-Score*. Berdasarkan latar belakang dan penelitian sebelumnya dapat diambil rumusan masalah tentang bagaimana mendeteksi *hate speech* pada *dataset twitter* dengan algoritma *logistic regression*. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi apakah komentar seseorang mengandung *hate speech* ataupun tidak supaya masyarakat agar lebih bijak saat bersosialmedia tanpa menyakiti orang lain dan lebih hati-hati dalam menggunakan kata atau kalimat saat menyampaikan *argument*.

## 2. METODE

Penelitian ini menggunakan metode kualitatif dengan pendekatan penelitian fenomenologis. Menurut Erickson, penelitian kualitatif berusaha untuk menemukan dan menggambarkan secara naratif kegiatan yang dilakukan dan dampak dari tindakan yang dilakukan terhadap kehidupan mereka (Anggito, A & Johan, S, 2018). Sedangkan menurut Edgar dan Sedgwick, fenomenologi berupaya untuk mengungkapkan tentang makna dari pengalaman seseorang (Hasbiansyah, 2008). Makna tentang sesuatu yang dialami seseorang akan sangat tergantung dengan bagaimana orang berhubungan dengan sesuatu itu. Studi fenomenologi berasumsi bahwa setiap individu mengalami suatu fenomena dengan seganap kesadarannya (Hasbiansyah, 2008).

Penelitian ini dilakukan untuk mendeteksi *hate speech* yang terjadi di sosial media Indonesia dengan pendekatan *machine learning*. Dalam penelitian ini pengujian dilakukan dengan algoritma *logistic regression*. Berikut Gambar 1 merupakan tahapan penelitian.



Gambar 1. Tahap Penelitian

### 1.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data dari penelitian sebelumnya (Ibrohim, 2019). Dimana penelitian sebelumnya menggunakan data *twitter* sebagai dataset. Dataset yang diperoleh sebanyak 13.169 *tweet* berlabel bahasa Indonesia. Data tersebut diberi label 1 dan 0. Data dengan label 1 berarti mengandung ujaran kebencian, sedangkan data dengan label 0 berarti tidak mengandung ujaran kebencian. Dapat dilihat *dataset* pada Tabel 1.

Tabel 1. Data *Tweet*

<i>Tweet</i>	<b>HS</b>
disaat semua cowok berusaha melacak perhatian gue. Loe lantas remehkan perhatian yg gue kasih khusus ke elo. Basic elo cowok bego !!!'	1
RT USER: USER siapa yang telat ngasih tau elu?edan sarap gue bergaul dengan cigax jifla calis sama siapa noh licew juga'	0
deklarasi pilkada 2018 aman dan anti hoax warga dukuh sari jabon	0
pinokio umur 3 taonan tuh. #2019GantiPresiden	1
USER USER jangan2 penganut bumi datar juga?\xf0\x9f\x98\x9d\nsoalnya teori bumi bulat kan dari orang asing yg notabane musuh mereka.'	0

## 1.2 Preprocessing Data

Tahap ini dikenal sebagai *text preprocessing* karena merupakan tahap awal yang sangat penting sebab dapat mempengaruhi performa *machine learning* nantinya. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini harus bebas dari tanda baca dan angka yang tidak diperlukan. menghapuskata atau huruf yang digunakan berulang kali, seperti *user user*. Adapun proses pada *preprocessing* data yang biasa digunakan :

### 1.2.1 Case Folding

Tidak semua data dalam dataset seluruhnya huruf kecil, maka diperlukan proses *case folding*. Prosedur *case folding* digunakan dalam penelitian ini untuk mengubah semua huruf besar menjadi huruf kecil.

### 1.2.2 Data Cleansing

*Data cleansing* yaitu proses pembersihan kalimat atau karakter yang tidak diperlukan seperti menghapus spasi tambahan, simbol, *username*, *URL*, angka, tagar, penyebutan, dan karakter *non-alfanumerik*. *Data cleansing* sangat penting dalam *preprocessing* data karena menghapusdata yang tidak perlu sehingga menghasilkan data yang bersih membuat data lebih mudah diproses. Biasanya kebersihan data akan mempengaruhi nilai *akurasi* yang diperoleh.

### 1.2.3 Stopwords Removal

Proses selanjutnya adalah proses *stopwords removal* dimana pada proses ini dilakukan penghapusan kata kata yang kurang penting serta penghapusan *emoticon* yang tidak digunakandan penghapusan spasi yang berlebihan.

### 1.2.4 Tokenizing

Proses *tokenizing* merupakan proses memisahkan kalimat kedalam bentuk *token*. Proses ini

*dataset tweet* akan dibagi menjadi beberapa kata serta dipisahkan dari karakter yang tidak diperlukan sehingga kata tersebut dapat berdiri sendiri.

### 1.3 Pembagian Data

Pembagian data ini dilakukan untuk membagi *dataset* menjadi data *training* dan data *testing*. Proses ini akan membagi *dataset* menjadi 70% data *training* untuk pembuatan model dan 30% data *testing* untuk pengujian model.

### 1.4 Penerapan Algoritma

Pada penelitian ini dilakukan pengujian menggunakan metode *logistic regression* untuk mengukur akurasi *hate speech* dalam data *tweet*. Model statistik yang dikenal sebagai *regresi logistik* menggunakan pencocokan data dengan fungsi *logit* dari kurva logistik untuk memperkirakan kemungkinan suatu peristiwa akan terjadi. Menggunakan data *training* dan *testing* yang telah peneliti hasilkan, maka pengujian siap dilakukan. *Dataset* terdiri dari 70% data *training* dan 30% data *testing*. Penelitian ini memanfaatkan *Google Colab*. *Google colab* merupakan *executable document* yang ada di *gdrive* dimana penggunaanya dapat mudah menjalankan kode-kode *python* tanpa menginstall satu-satu *library*.

Berikut rumus *logistic regression* yaitu sebagai berikut :

$$\text{Loss} = - ( y_{\text{aktual}} \log( y_{\text{prediksi}} ) + ( 1 - y_{\text{aktual}} ) \log( 1 - y_{\text{prediksi}} ) )$$

Keterangan :

1. *Loss* disini didefinisikan *logistic regression* semakin rendah nilai *loss* maka akan lebih baik
2.  $y_{\text{Actual}}$  nilai data dari *hate speech*
3.  $y_{\text{Prediksi}}$  array dari hasil prediksi

#### 1.4.1 Tf - IDF

Proses ini dilakukan untuk metode pembobotan yang biasa digunakan dalam membangun model vektor. Frekuensi kemunculan sebuah kata dalam sampel *tweet* digunakan untuk menentukan kepentingannya. Tujuan dari *TF* yaitu untuk menampilkan berapa kali suatu istilah muncul dalam sebuah *tweet*. *IDF* bermaksud menghitung frekuensi kemunculan sebuah kata di semua *tweet*.

### 1.5 Evaluasi

Tahap ini yaitu tahap akhir dari penelitian. Tahap ini merupakan tahap untuk mengetahui nilai akurasi dari algoritma yang kita gunakan. Tahap ini mengkombinasikan *Recall*, *Precision*, *Accuracy* dan *f-score*.

Dengan rumus :

$$\text{Precision} = (\text{TP}) / (\text{TP} + \text{FP})$$

$$Recall = (TP) / (TP + FN)$$

$$F1\ Score = 2 * (Recall * Precision) / (Recall + Precision)$$

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$$

Keterangan :

*TP* = true positive (Prediksi benar dari data positif)

*TN* = True negative (Prediksi benar dari data negative)

*FP* = False positive (Prediksi salah dari data negative)

*FN* = False negative (Prediksi salah dari data positif)

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan *dataset twitter* sebanyak 13.169 data. *Dataset* ini menghasilkan 7.608 data berlabel 0 dan 5.561 berlabel 1. Sebelum diproses lebih lanjut, *dataset* harus diproses terlebih dahulu untuk mengubah kalimat atau huruf yang besar menjadi kecil semua, menghapus spasi yang berlebihan, dan menghilangkan tanda baca, angka, karakter yang tidak perlu. Untuk mengerjakan proses *preprocessing* terdapat beberapa tahapan, dapat dilihat pada gambar dibawah ini yaitu Gambar 2 dan Gambar 3.

```
def remove_pattern(input_txt, pattern):
    r = re.findall(pattern, input_txt)
    for i in r:
        input_txt = re.sub(i, '', input_txt)
    return input_txt
df['remove_user'] = np.vectorize(remove_pattern)(df['Tweet'], "USER")
df
```

Gambar 2. Menghapus kata *user*

```
[ ] def remove(tweet):
    tweet = re.sub('[0-9]+', '', tweet)
    tweet = re.sub(r'\$\w+', '', tweet)
    tweet = re.sub(r'RT[\s]+', '', tweet)
    tweet = re.sub(r'#', '', tweet)
    return tweet
df['remove_RT'] = df['remove_user'].apply(lambda x: remove(x))
df
```

Gambar 3. Menghapus angka, *symbol*, *teks rt* dan tagar

Pada Gambar 2 dan Gambar 3 diatas proses *cleaning* dilakukan dengan *regex* atau *regular expression*. *Regular expression* adalah *konstruksi linguistik* yang digunakan untuk mencocokkan teks berdasarkan pola tertentu, khususnya dalam kasus yang kompleks. Setelah proses *cleansing* selesai, data akan diproses lagi di *stopword removal* sebelumnya *deklarasikan library nltk* terlebih dahulu seperti Gambar 4.



```

import nltk
nltk.download('stopwords')
from nltk.corpus import stopwords
stopwords_indonesia = stopwords.words('english')

!pip install Sastrawi
#import StemmerFactory class
from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
factory = StemmerFactory()
stemmer = factory.create_stemmer()

```

Gambar 4. *Library nltk*

Selanjutnya implementasikan tahapan *stopword removal* pada program, yang dapat dilihat pada Gambar 5.

```

tweets_clean = []
for word in tweet_tokens:
    if (word not in stopwords_indonesia and
        word not in emoticons and
        word not in string.punctuation):
        stem_word = stemmer.stem(word)
        tweets_clean.append(stem_word)
return tweets_clean

df['tweet_clean'] = df['remove_RT'].apply(lambda x: clean_tweets(x))
df

```

Gambar 5. *Stopword removal*

Proses *tokenizing* berguna untuk memisahkan kata, *symbol*, *frase* dan entitas dari suatu teks yang dapat dilihat Gambar 6 dan Gambar 7 dibawah ini.

```

from nltk.tokenize import TweetTokenizer

```

Gambar 6. *Tokenization*

remove_user	remove_RT	tweet_clean
- disaat semua cowok berusaha melacak perhatia...	- disaat semua cowok berusaha melacak perhatia...	[saat, semua, cowok, usaha, lacak, perhati, gu...
RT : siapa yang telat ngasih tau elu?edan sar...	: siapa yang telat ngasih tau elu?edan sarap ...	[siapa, yang, telat, ngasih, tau, elu, edan, s...
41. Kadang aku berfikir, kenapa aku tetap perc...	- Kadang aku berfikir, kenapa aku tetap percaya...	[kadang, aku, berfikir, kenapa, aku, tetap, pe...
AKU ITU AKU/nKU TAU MATAMU SIPIT TAPI nu i	AKU ITU AKU/nKU TAU MATAMU SIPIT TAPI nu i	[aku, itu, aku, n, nku, tau, mata, sipit, tapi...

Gambar 7. Hasil *tokenization*

Setelah proses *preprocessing* berhasil dijalankan, maka hasil dari *preprocessing* disimpan pada kolom *tw*. Gambar 8 menunjukkan hasil *preprocessing* data.

	tw	HS
0	saat semua cowok usaha lacak perhati gue loe l...	1
1	siapa yang telat ngasih tau elu edan sarap gue...	0
2	kadang aku berfikir kenapa aku tetap percaya p...	0
3	aku itu aku n nku tau mata sipit tapi liat dar...	0
4	kaum cebong kapir udah liat dongok dari awal t...	1
...	...	...
13164	jangan asal ngomong ndasmu congor lu yg kate a...	1
13165	kasur mana enak kunyuk	0
13166	hati hati bisu g n nlagi bosan huft xf xf x xaa	0
13167	bom yang real mudah deteksi bom yang kubur sua...	0

Gambar 8. Hasil *preprocessing* data

Setelah data berhasil dipreprocessing maka *dataset* dilakukan proses pembagian data yaitu menjadi data latih dan data uji, dimana *dataset* tersebut dibagi menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing*. Proses ini dapat dilihat pada Gambar 9.



```
[ ] x = df.tu.values
    y = df.HS.values
    x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.30, random_state=42)
```

Gambar 9. Pembagian data

### 3.1. Implementasi Model *Logistic Regression*

Penelitian ini menggunakan algoritma *logistic regression* dimana data telah dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Model *logistic regression* ditingkatkan dengan memanfaatkan pelatihan data dan *kernel* serta parameter yang tepat. Keakuratan model dievaluasi dengan pengujian data menggunakan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pada penerapan model *logistic regression* dihasilkan *precision*, *accuracy*, *recall* dan *f1 – score* yang dapat dilihat di Tabel 2.

Tabel 2. Perbandingan algoritma

Model	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-1 Score</i>	<i>Accuracy</i>
<b><i>Logistic Regression</i></b>	<b>83%</b>	<b>91%</b>	<b>87%</b>	<b>84%</b>
<i>Decision Tree</i>	81%	81%	81%	78%

Berdasarkan tabel perbandingan menunjukkan hasil evaluasi model dari kedua algoritma. Tingkat akurasi yang di dapat pada model *logistic regression* yaitu sebesar 0.84 atau 84% dan untuk model *decision tree* sebesar 78%. Nilai akurasi ini memiliki fungsi untuk menggambarkan nilai keakuratan sebuah model dalam klasifikasi.

Selanjutnya ada *precision*, berdasarkan tabel nilai pada model *logistic regression* sebesar 83%, dan pada model *decision tree* sebesar 81%. Kemudian ada *recall* yang mendapatkan nilai sebesar 74% pada model *logistic regression* dan nilai sebesar 81% pada model *decision tree*. Selanjutnya ada *f-1 score* yang mendapatkan nilai sebesar 87% pada algoritma *logistic regression* dan nilai sebesar 81% pada algoritma *decision tree*.

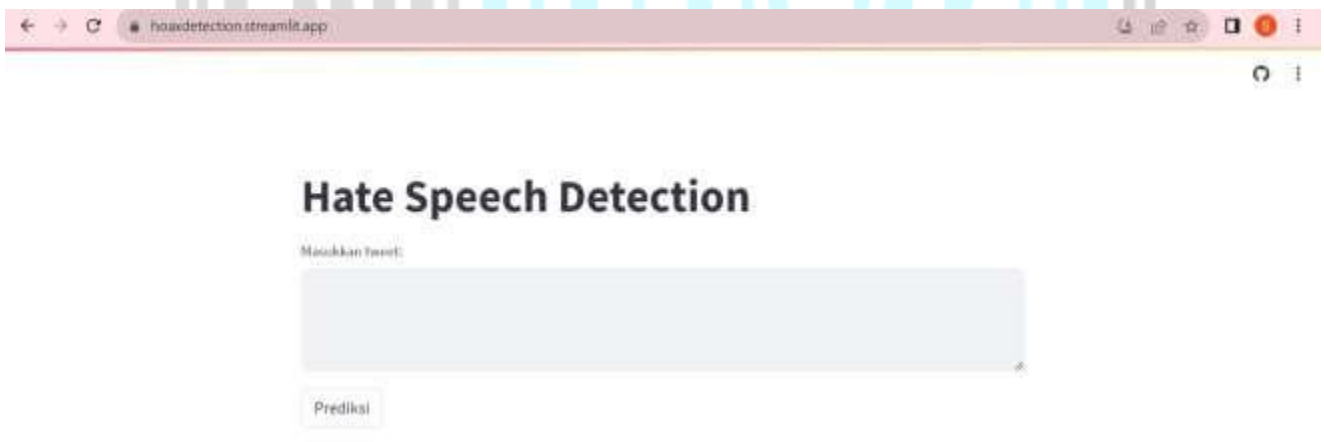
Berdasarkan tabel perbandingan diatas nilai akurasi yang dihasilkan pada model *logistic regression* lebih tinggi dibandingkan dengan model *decision tree*. Hal tersebut menunjukkan bahwa model *logistic regression* dapat bekerja lebih baik dibandingkan model *decision tree*. Dapat dilihat *confusion matrix* dari model *logistic regression* pada Tabel 3 dibawah ini.

Tabel 3. *Confusion matrix logistic regression*

<i>True positive</i> <b>(TP)</b> 2063	<i>False positive</i> <b>(FP)</b> 209
<i>False negative</i> <b>(FN)</b> 421	<i>True negative</i> <b>(TN)</b> 1210

### 3.2. Implementasi di *website*

Aplikasi *web* untuk deteksi ujaran kebencian dibuat menggunakan *framework Streamlit*. Aplikasi ini akan berfungsi jika pengguna menginputkan teks atau kalimat, sistem menganalisis teks tersebut menggunakan algoritma *logistic regression*. kemudian program menampilkan keluaran teks yang telah diinputkan menjadi ujaran kebencian atau bukan ujaran kebencian. Tampilan aplikasi dapat dilihat pada Gambar 10 dan Gambar 11



Gambar 10. Halaman awal aplikasi



Gambar 11. Hasil prediksi bukan *hate speech*

#### 4. PENUTUP

Penelitian ini dilakukan dengan metode *logistic regression*, sehingga mendapatkan hasil sebagai berikut:

- a. Penelitian ini dilakukan untuk mendeteksi *hate speech* pada data *tweet* menggunakan model *logistic regression*, dimana model ini mendapatkan nilai akurasi yang tinggi sebesar 0.84% atau 84%. Dengan nilai akurasi yang didapatkan ini dapat dikategorikan “baik”.
- b. Penelitian ini dilakukan untuk memastikan model *logistic regression* dapat berjalan dengan “baik”, dalam mengevaluasi model dihasilkan nilai *precision* keseluruhan menjadi 83%, mengalami peningkatan pada nilai *recall* keseluruhan menjadi 91% dan nilai *f1-score* keseluruhan menjadi 87%.
- c. Peneliti dapat mengimplementasikan metode *logistic regression* dalam aplikasi berbasis *web* menggunakan *framework streamlit*, sehingga peneliti dapat memasukkan teks atau kalimat yang mengandung *hate speech* ataupun *non hate speech*.

Adapun saran dari peneliti yang dapat digunakan untuk penelitian berikutnya adalah dapat menggunakan *dataset* yang mempunyai jumlah data seimbang dan perlabelan yang lebih akurat agar model yang dilakukan selanjutnya mendapat hasil akurasi yang lebih tinggi.

## DAFTAR PUSTAKA

- Anggito, A. & Johan, S. (2018). *Metodologi Penelitian Kualitatif*. Sukabumi: CV Jejak
- Afshoh, F. (2017). Analisa Sentimen Menggunakan Naïve Bayes. *Informatika*, Program Studi Komunikasi, Fakultas Informatika, D A N Surakarta, Universitas Muhammadiyah, 12, 17.
- Alfina, I., Mulia, R., Fanany, M. I., & Ekanata, Y. (n.d.). Hate Speech Detection in the Indonesian Language: A Dataset and Preliminary Study Syntactic Parsing for Bahasa Indonesia View project Website Quality Evaluation View project Hate Speech Detection in the Indonesian Language: A Dataset and Preliminary Study. <https://doi.org/10.1109/ICACISIS.2017.8355039>
- Antariksa, K., Purnomo WP, Y. S., & Ernawati, E. (2019). Klasifikasi Ujaran Kebencian pada Cuitan dalam Bahasa Indonesia. *Jurnal Buana Informatika*, 10(2), 164. <https://doi.org/10.24002/jbi.v10i2.2451>
- Dwinata, A. C., & Hidayatullah, A. F. (2021). KAJIAN LITERATUR: IDENTIFIKASI KONTEN NEGATIF PADA TWITTER DENGAN DEEP LEARNING. *AUTOMATA*, 2(1). <https://journal.uui.ac.id/AUTOMATA/article/view/17393>
- Fitria, R., Nengsih, W., & Qudsi, D. H. (2021). Analisa Keluhan Pasien Menggunakan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus Praktek Mandiri Anugerah). *Jurnal Sistem Informasi*, 13(2), 118. <https://doi.org/10.21609/JSI.V13I2.551>
- Ibrohim, M. O., & Budi, I. (2019). Multi-label Hate Speech and Abusive Language Detection in Indonesian Twitter. 46–57. <https://www.komnasham.go.id/index.php/>
- Kurniasari, R., & Fatmawati, A. (2019). PENERAPAN ALGORITMA C4.5 UNTUK PENJURUSAN SISWA SEKOLAH MENENGAH ATAS. *Komputa : Jurnal Ilmiah Komputer Dan Informatika*, 8(1), 19–27. <https://doi.org/10.34010/KOMPUTA.V8I1.3045>
- Lee, E., Rustam, F., Washington, P. B., Barakaz, F. El, Aljedaani, W., & Ashraf, I. (2022). Racism Detection by Analyzing Differential Opinions Through Sentiment Analysis of Tweets Using Stacked Ensemble GCR-NN Model. *IEEE Access*, 10, 9717–9728. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3144266>
- Muhammadi, R. H., Laksana, T. G., & Arifa, A. B. (2022). Combination of Support Vector Machine and Lexicon-Based Algorithm in Twitter Sentiment Analysis. *Khazanah Informatika : Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 8(1), 59–71. <https://doi.org/10.23917/KHIF.V8I1.15213>
- Putri, N. P., & Rakhmadi, A. (2018). Pemeriksaan Keseimbangan Dinamis Pasien Lanjut Usia dengan Berg Balance Scale berbasis Web. *Emitor: Jurnal Teknik Elektro*, 18(1), 28–35. <https://doi.org/10.23917/EMITOR.V18I01.6237>
- Rafi R, A., Nasrun, M., & Astuti N, R. (2021). Deteksi Ujaran Ancaman Berbasis Website Pada Postingan Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes. *E-Proceeding of*

Engineering, 8(1), 500.

Raheja, S., & Asthana, A. (1 C.E.). Sentiment Analysis of Tweets During the COVID-19 Pandemic Using Multinomial Logistic Regression. <https://Services.Igi-Global.Com/Resolvedoi/Resolve.aspx?Doi=10.4018/IJSI.315740>, 11(1), 1–16.  
<https://doi.org/10.4018/IJSI.315740>

Rahman, R. (2023). IMPLEMENTATION OF HAND RECOGNITION USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR SIGN LANGUAGE Submitted as partial Fulfillment of the Requirements for Getting Bachelor Degree of Informatics Department Faculty of Communication and Informatics.

SAINI, L., & VERMA, P. (2023). SENTIMENT CLASSIFICATION AND ANALYSIS OF TWEETS RELATED TO ONLINE EDUCATION DURING COVID-19.

<http://dspace.dtu.ac.in:8080/jspui/handle/repository/19852>

Septiawan, Y., & Chairani, C. (2023). Perbandingan Akurasi Metode Deteksi Ujaran Kebencian dalam Postingan Twitter Menggunakan Metode SVM dan Decision Tree yang Dioptimalkan dengan Adaboost. *TEKNIKA*, 17(2), 287 – 299–287 – 299.  
<https://doi.org/10.5281/ZENODO.8175025>

Susanti, N. A., Walid, M., & Hoiriyah, H. (2022). KLASIFIKASI DATA TWEET UJARAN KEBENCIAN DI MEDIA SOSIAL MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 6(2), 538–543.  
<https://doi.org/10.36040/JATI.V6I2.5174>

Tjahyanti, L. P. A. S. (2020). PENDETEKSIAN BAHASA KASAR (ABUSIVE LANGUAGE) DAN UJARAN KEBENCIAN (HATE SPEECH) DARI KOMENTAR DI JEJARING SOSIAL. *Daiwi Widya*, 7(2), 47–60.  
<https://doi.org/10.37637/DW.V7I2.248>

Ulfah, A. N., & Anam, M. K. (2020). Analisis Sentimen Hate Speech Pada Portal Berita Online Menggunakan Support Vector Machine (SVM). *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 7(1), 1–10. <https://doi.org/10.35957/JATISI.V7I1.196>

Zikri, A., Zikri, A., & Agustian, S. (2023). Penerapan Support Vector Machine dan FastText untuk Mendeteksi Hate Speech dan Abusive pada Twitter. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 7(1), 436–443.  
<https://doi.org/10.30865/mib.v7i1.5408>