

Contents list available at [www.jurnal.unimed.ac.id](http://www.jurnal.unimed.ac.id)

**CESS**  
**(Journal of Computing Engineering, System and Science)**

journal homepage: <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/cess>



**Akurasi Naïve Bayes Untuk Analisis Sentimen Twitter Berdasarkan *Split Data***  
***Accuracy of Naïve Bayes for Twitter Sentiment Analysis Based on Split Data***

Vega Putra Dwi Agni<sup>1</sup>, Rudi Kurniawan<sup>2</sup>, Yudhistira Arie Wijaya<sup>3\*</sup>

<sup>1,2,3</sup>STMIK IKMI CIREBON

Jl. Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Jawa Barat 45135.

email: <sup>1</sup>[vegaputra18@gmail.com](mailto:vegaputra18@gmail.com), <sup>2</sup>[rudi226@gmail.com](mailto:rudi226@gmail.com), <sup>3</sup>[yudhistira010471@google.com](mailto:yudhistira010471@google.com)

**ABSTRAK**

Batasan usia calon presiden dan calon wakil presiden menjadi salah satu isu yang hangat diperbincangkan menjelang Pemilihan Presiden dan Wakil Presiden di tahun 2024, terutama di media sosial Twitter. Opini pengguna Twitter tentang isu ini beragam, ada yang positif, negatif, dan netral. Untuk mengetahui sentimen tweet tersebut positif, negatif, atau netral, diperlukan pembelajaran mesin yang dapat mengklasifikasikan tweet dengan cepat. Naive Bayes adalah metode klasifikasi teks yang memiliki kecepatan pemrosesan dan akurasi yang cukup tinggi apabila diterapkan pada data yang banyak, besar, dan beragam. Sebelum data tweet diklasifikasikan, data tersebut harus melalui beberapa proses, seperti *scraping* data, preprocessing, dan pembobotan kata. Penelitian ini bertujuan untuk menemukan rasio pembagian data yang paling optimal untuk meningkatkan akurasi model klasifikasi naive bayes dalam menganalisis sentimen data tweet. Data tweet didapatkan sebanyak 2023 data dari dua keyword, penelitian ini menunjukkan bahwa sentimen negatif mendominasi dengan persentase 91,5%, diikuti oleh sentimen positif sebesar 5,9%, dan sentimen netral sebesar 2,5%. Dari tiga rasio split data yang diuji, rasio split data 90:10 menghasilkan performa terbaik, yaitu *Accuracy* 86%, *Precision* 100%, *Recall* 66%, dan *F1-Score* 80%.

**Kata Kunci:** *twitter, analisis sentimen, TF-IDF, naïve bayes, capres dan cawapres.*

**ABSTRACT**

The age limit for presidential and vice presidential candidates has become one of the most discussed issues ahead of the 2024 Presidential and Vice Presidential Elections, especially on Twitter. Twitter users' opinions on this issue vary, some are positive, negative, and neutral. To find out whether the sentiment of the tweet is positive, negative, or neutral, machine learning is needed that can classify tweets quickly. Naive Bayes is a text classification method that has a fairly high processing speed and accuracy when applied to large and diverse data. Before tweet data is classified, it must go through several processes, such as data scraping, preprocessing, and word weighting. This research aims to find the most optimal data sharing

\*Penulis Korespondensi:

email: [yudhistira010471@google.com](mailto:yudhistira010471@google.com)

ratio to improve the accuracy of the naive bayes classification model in analyzing the sentiment of tweet data. Tweets data obtained as much as 2023 data from two keywords, this study shows that negative sentiment dominates with a percentage of 91.5%, followed by positive sentiment of 5.9%, and neutral sentiment of 2.5%. Of the three data split ratios tested, the 90:10 data split ratio produces the best performance, namely Accuracy 86%, Precision 100%, Recall 66%, and F1-Score 80%.

**Keywords:** *twitter, sentiment analysis, TF-IDF, naïve bayes, presidential and vice presidential candidates.*

---

## 1. PENDAHULUAN

Pada tahun 2024 Indonesia akan mengadakan pesta demokrasi pemilihan kepala negara Indonesia. Menjelang pemilihan presiden dan wakil presiden pada tahun 2024, terdapat salah satu isu yang ramai di bicarakan oleh masyarakat Indonesia yaitu, putusan mahkamah konstitusi mengenai Batasan usia calon presiden dan calon wakil presiden. putusan tersebut menuai pro dan kontra di kalangan masyarakat, banyak masyarakat yang memberikan opini positif maupun negatif terhadap putusan tersebut.

Salah satu media sosial yang sering digunakan masyarakat untuk beropini adalah twitter [1]. Twitter merupakan website microblogging yang terkenal, di mana pengguna bisa mempublikasikan pembaruan status yang di sebut "tweet" [2]. Microblogging seperti Twitter memungkinkan publik untuk menyuarakan opini dan penilaian mereka mengenai berbagai hal melalui tweets [3]. Data teks komentar atau tweet dari platform microblogging Twitter sering digunakan untuk menganalisis sentimen dari setiap komentar atau tweet [4]. Hal ini menjadikan Twitter sebagai sumber data yang ideal untuk penelitian analisis sentimen. Dalam penelitian ini, tweet-tweet dari pengguna Twitter Indonesia akan digunakan untuk menganalisis opini masyarakat terhadap putusan batas usia calon presiden dan calon wakil presiden. Analisis sentimen merupakan proses yang memungkinkan untuk memahami, mengekstrak, dan mengolah data teks secara otomatis guna mendapatkan informasi sentimen yang terkandung dalam suatu kalimat opini [5]. Dalam penelitian ini, analisis sentimen akan dilakukan dengan mengklasifikasikan sentimen menjadi tiga kelas, yaitu negatif, positif, dan netral. Analisis sentimen tweet secara manual tidak efektif karena membutuhkan waktu dan usaha yang banyak, terutama untuk volume tweet yang besar. Diperlukan sistem otomatis yang dapat menganalisis dan mengklasifikasi tweet ke dalam kategori sentimen negatif, positif, atau netral. Salah satu fungsi *Text Mining* yang dapat diterapkan untuk sistem ini adalah klasifikasi teks [1]. Sebelum dilakukan klasifikasi teks, akan dilakukan *preprocessing*, tahap *preprocessing* dibagi menjadi 4 bagian yaitu *Transform Case*, *Tokenize*, *Stopwords* dan *Stemming* [6]. Data tweet terhadap Batas usia calon presiden dan wakil calon presiden yang tersedia adalah unsupervised data atau yang tidak berlabel [3]. Untuk mengklasifikasikan sentimen tweet diperlukan label. Pelabelan dilakukan menggunakan pendekatan kamus Indonesian Sentiment Lexicon (Inset Lexicon) [7].

Penelitian ini menggunakan metode Naive Bayes karena metode ini mampu memproses data yang besar dan beragam dengan cepat dan akurat. Metode ini juga sederhana dan efisien untuk mengklasifikasikan teks, serta lebih tahan terhadap *overfitting*. Oleh karena itu, penulis bermaksud melakukan penelitian dengan menggunakan metode klasifikasi Naive Bayes untuk melihat kecenderungan sentimen masyarakat di media sosial Twitter terhadap isu batas usia

calon presiden dan calon wakil presiden menjelang pemilihan presiden dan wakil presiden tahun 2024.

## 2. TINJAUAN TEORI

### 2.1 Twitter

Twitter adalah situs web microblogging populer tempat pengguna dapat memposting pembaruan status (disebut "tweet"). Tweet juga dapat menyertakan suka, tidak suka, dan kontribusi pengguna ke berbagai topik [2]. Data teks komentar atau tweet dari microblogging Twitter sering digunakan untuk menganalisis sentimen dari setiap komentar atau tweet [4].

### 2.2 Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses untuk memahami emosi dan pendapat orang-orang terhadap suatu hal, seperti produk, layanan, organisasi, individu, isu, peristiwa, dan suatu topik [8]. Tugas dasar dalam analisis sentimen adalah mengelompokkan teks berdasarkan polaritasnya, yaitu positif, negatif, atau netral [9]. Penelitian tentang analisis sentimen, yang juga dikenal sebagai *opinion mining*, mulai meningkat pada tahun 2002. Analisis sentimen sering digunakan untuk menilai produk. *Opinion mining* dapat dianggap sebagai gabungan dari *text mining* dan *Natural Language Processing* [10].

### 2.3 Text Mining

Text mining adalah proses mengumpulkan dan menganalisis data teks untuk menemukan pola atau informasi tertentu yang bermanfaat. Tujuan utama teks mining adalah untuk mengekstrak informasi penting dari kumpulan teks atau dokumen. Karena sebagian besar teks atau dokumen bersifat tidak terstruktur dan kompleks, maka perlu dilakukan proses *preprocessing* untuk mengubahnya menjadi terstruktur [11].

### 2.3 Text Processing

*Text processing* bertujuan untuk mengurangi atribut yang tidak relevan terhadap proses klasifikasi. Secara umum, *text processing* terdiri dari beberapa tahapan, yaitu pengonversian huruf kapital menjadi huruf kecil (*case folding*), pembersihan teks (*cleaning*), konversi emoticon, pemecahan teks menjadi kata-kata (*tokenize*), penghapusan kata-kata yang tidak penting (*stopword removal*), dan pemendekan kata-kata (*stemming*) [8].

### 2.4 Naive Bayes

Klasifikasi Naive Bayes adalah metode klasifikasi yang menggunakan teorema Bayes, yaitu metode statistik dan probabilitas yang dikembangkan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Teorema ini digunakan untuk memprediksi kejadian di masa depan berdasarkan kejadian di masa lalu [1]. Pengklasifikasi Naive Bayes adalah jenis pengklasifikasi yang menggunakan probabilitas untuk memprediksi kelas suatu data [12]. Probabilitas didefinisikan seperti pada Persamaan 1.

$$P(H|X) = \frac{P(H|X)P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Peluang hipotesa  $H$  berdasarkan kondisi  $X$  dihitung dengan mengalikan peluang hipotesa  $H$  dengan peluang data  $X$  yang diamati, dengan mengasumsikan bahwa data  $X$  tidak saling mempengaruhi satu sama lain.

## 2.5 Confusion Matrix

*Confusion matrix* adalah alat yang digunakan untuk menghitung tingkat akurasi suatu metode klasifikasi. Dalam penelitian ini, confusion matrix digunakan dengan menghitung jumlah prediksi benar dan salah dari metode klasifikasi tersebut dibandingkan dengan data sesungguhnya atau prediksi target [2]. Rumus confusion matrix untuk perhitungan *accuracy*, *precision*, dan *recall* terdapat pada Persamaan 2, 3 dan 4.

$$\text{accuracy} = \frac{TP+FN}{\text{total}} \quad (2)$$

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

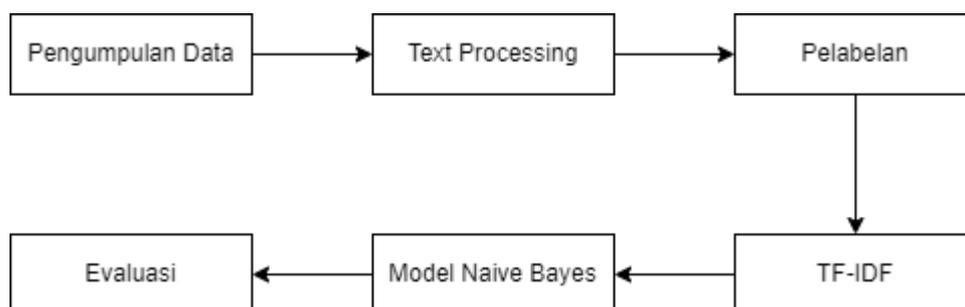
$$\text{recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

Keterangan :

- TP (True Positive) = jumlah dokumen dari kelas positif yang benar diklasifikasikan sebagai kelas positif
- TN (True Negative) = jumlah dokumen dari kelas negatif yang benar diklasifikasikan sebagai kelas negatif
- FP (False Positive) = jumlah dokumen dari kelas negatif yang salah diklasifikasikan sebagai kelas positif
- FN (False Negative) = jumlah dokumen dari kelas positif yang salah diklasifikasikan sebagai kelas negatif

## 3. METODE

Metode penelitian ini terdiri dari beberapa tahap, yaitu pengumpulan data, text processing, pelabelan, pembobotan, penerapan metode, dan pengujian. Proses analisis dimulai dengan mengumpulkan data Twitter menggunakan Tweet Harvest, kemudian melakukan pengolahan teks yang meliputi beberapa langkah, yaitu pembersihan, *case folding*, *tokenize*, *stopwords removal*, *slang removal* dan *stemming*. Selanjutnya, dilakukan pelabelan data dan pembobotan kata menggunakan metode *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Setelah itu, dibuat model klasifikasi dan dilakukan pengujian. Untuk mendapatkan *precision* yang lebih tinggi, akan dilakukan evaluasi *confusion matrix*. Alur metode terdapat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur metode penelitian.

### 3.1 Scraping Data

Data yang digunakan pada penelitian ini berasal dari media sosial Twitter. Data dikumpulkan menggunakan *tools* Google Collab dengan *library* *Tweet Harvest*. Dalam penelitian ini, data tweet mengenai opini pengguna Twitter terhadap batas usia capres dan cawapres dikumpulkan berdasarkan 2 keyword, yaitu “batas usia capres dan cawapres” dan “putusan mk”. Data yang didapatkan sebanyak 1006 data untuk kata kunci “batas usia capres dan cawapres” dan 1017 data untuk kata kunci “putusan mk”. Setelah data di dapatkan, kemudian data disimpan dalam format file csv.

### 3.2 Text Processing

Proses text processing merupakan proses penting untuk tahap selanjutnya, karena data teks sering kali berisi *noise* yang dapat menurunkan akurasi proses klasifikasi. Pemrosesan teks terdiri dari beberapa tahapan, yaitu:

#### a) *Cleansing*

Cleansing adalah proses untuk membersihkan tweet dari noise. Beberapa contoh noise pada tweet adalah mention (@), hashtag (#), URL, emoji, simbol atau, kode karakter numerik (noisy text) seperti [`~&#[0-9]+;`] dan angka.

#### b) *Case Folding*

Case folding dilakukan untuk mengubah atau menghilangkan huruf kapital menjadi huruf kecil.

#### c) *Slang Removal*

Slang Removal dilakukan untuk menghapus kata-kata gaul dan kata-kata singkatan.

#### d) *Tokenize*

Tahap ini merupakan pemotongan kata berdasarkan tiap kata yang menyusunnya (kalimat) menjadi potongan tunggal.

#### e) *Stopwords*

Stopwords adalah proses untuk menghapus kata-kata yang tidak relevan dengan topik yang dibahas.

#### f) *Stemming*

Proses stemming dilakukan untuk menghilangkan kata awalan dan akhiran sebuah kata sehingga menjadi kata dasar.

### 3.3 Pelabelan

Labelling otomatis adalah metode pelabelan yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen tweet. Keuntungan dari labelling otomatis adalah waktu yang dibutuhkan relatif singkat [13]. Proses labelling otomatis ini dilakukan dengan menggunakan kamus *InSet Lexicon*.

### 3.4 TF-IDF

Metode *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (TF-IDF) adalah metode untuk mendeteksi keunikan teks. Metode ini sangat efisien dan akurat. Untuk setiap kata dalam dokumen, metode ini menghitung frekuensi kemunculan kata tersebut dalam dokumen dan frekuensi kemunculan kata tersebut dalam semua dokumen. Data yang telah diolah akan diberi bobot berdasarkan frekuensi kemunculan kata tersebut. Data uji dan data latih adalah dua jenis data yang digunakan untuk menyimpan hasil pembobotan.

### 3.5 Model Naïve Bayes dan Evaluasi

Pada tahap ini, model naïve bayes akan dibuat untuk mengklasifikasi sentimen tweet. Proses klasifikasi ini menggunakan tools Google Collab. Klasifikasi sentimen dalam penelitian ini dibagi menjadi tiga kelas, yaitu positif, negatif, dan netral. Dalam penelitian ini, akurasi metode klasifikasi dihitung menggunakan Confusion Matrix. Confusion Matrix menghitung jumlah prediksi benar dan salah dari metode klasifikasi dibandingkan dengan data sesungguhnya atau prediksi target [2].

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil implementasi alur penelitian, yaitu *scraping data*, *text processing*, *labelling*, pembobotan kata, klasifikasi naïve bayes, dan evaluasi, dijabarkan sebagai berikut:

### 4.1 Scraping Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan berasal dari media sosial Twitter. Data dikumpulkan menggunakan Google Collab dan library Tweet Harvest. Data yang diambil berisi pendapat masyarakat tentang batasan usia capres dan cawapres dengan kata kunci “batas usia capres cawapres” dan “putusan mk”. Data tweet yang dikumpulkan hanya tweet berbahasa Indonesia. Dari kedua kata kunci tersebut, diperoleh 2023 data tweet hasil dari scraping data dapat dilihat pada Gambar 2.

	created_at	id_str	full_text	quote_count	reply_count	retweet_count	favorite_count	lang	user_id_str	conversation_id_str	username	
0	Sun Oct 29 16:34:18 +0000 2023	1718667586085486816	@blank0429 @officialMKRI sering banget kebabla...	0	1	3	4	in	757532891353980928	1718643353821327414	siengkong27	https://twitter.co
1	Sun Oct 29 14:28:32 +0000 2023	1718635934848323671	Kita enggak anti pemimpin muda, fyl aja. Kita ...	0	1	0	0	in	1195520518142611456	1718635934848323671	dibacanangis	https://twitter.c
2	Sun Oct 29 13:00:02 +0000 2023	1718613664079781983	Keputusan Ketua MK yang mengembalikan batas usia...	0	0	0	0	in	132078023	1718613664079781983	officialnews_	https://twitter
3	Sun Oct 29 06:23:43 +0000 2023	1718513928853156223	Majelis Kehormatan Mahkamah Konstitusi, menge...	2	9	56	105	in	2695463725	1718513928853156223	trivul82	https://twitter.c
4	Sun Oct 29 06:19:25 +0000 2023	1718512844558447074	MENURUT ANDA Jika Gugatan Batas Usia minimal C...	1	11	334	25	in	1040306964100669440	1718512844558447074	NenkMonica	https://twitter.cor

Gambar 2. Hasil Scraping Data

Data tweet yang telah dikumpulkan memiliki 12 feature, yaitu feature created at, id\_str, full text, quote count, reply count, retweet count, favorite\_count, lang, user\_id\_str, conversation\_id\_str, username dan tweet URL.

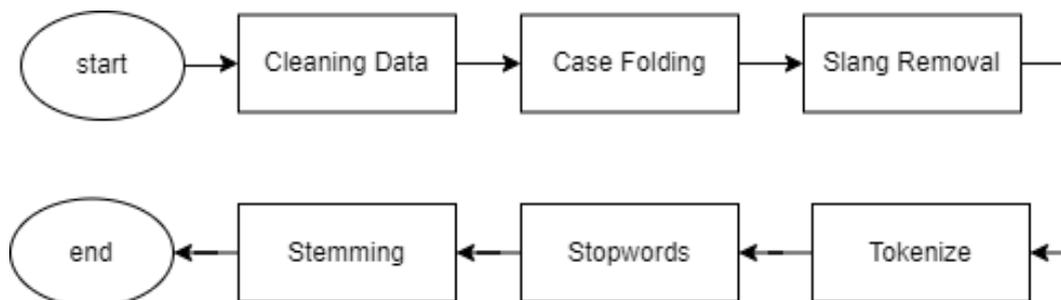
### 4.2 Text Processing

Untuk mempermudah tahap *text processing*, data mentah yang telah didapatkan akan diseleksi terlebih dahulu. Pemilihan feature yang akan di analisis bertujuan untuk mempermudah proses text processing dan pembacaan data. Feature yang dipilih hanya username dan *full text*. Untuk mempermudah identifikasi data, *feature full text* dirubah nama menjadi tweet. Hasil dari pemilihan feature dapat dilihat pada Gambar 3.

	username	tweet
0	siengkong27	@blank0429 @officialMKRI sering banget kebabla...
1	dibacanangis	Kita enggak anti pemimpin muda, fyi aja. Kita ...
2	officialnews_	Keputusan Ketua MK yang mengabulkan batas usia...
3	triwul82	Majelis Kehormatan Mahkamah Konstitusi, mengge...
4	NenkMonica	MENURUT ANDA Jika Gugatan Batas Usia minimal C...
5	doctor__fabre	putusan MK terkait batas usia capres dan cawa...
6	liongfingo	Provokasi mulai di tebarkan : 1. Jkw minta 3 p...
7	nilrofficial	@PandamPamungkas @kompascom dari Konstitusi UU...
8	humassekptr	Pengamanan giat Aksi Refleksi 9 Tahun Pemerint...
9	PolsekPtkUtara	Pengamanan giat Aksi Refleksi 9 Tahun Pemerint...

Gambar 3. Pemilihan feature.

Tahap *text processing* merupakan tahap penting dalam *text mining*. Data awal yang digunakan dalam text mining tidak selalu bersih dari *noise*, sehingga diperlukan penanganan yang tepat. Oleh karena itu, tahap *text processing* perlu diselesaikan dengan baik agar proses analisis dapat berjalan dengan lancar. Pada Gambar 4 menunjukkan beberapa tahapan *text processing*.



Gambar 4. Tahap text processing

Berikut merupakan contoh dari hasil tahapan *text processing*.

Tabel 1. Hasil *Text Processing* Data

Tahapan	Hasil
Data Awal	@blank0429 @officialMKRI sering banget kebablasan, masalah batas usia pencalonan Capres, cawapres dan yg terkait dgn itu, MK shrsnya tdk membuat hukum baru. Jk menilai pasal itu bertentangan dgn konstitusi, kembalikan sj kpd pembuat UU utk diperbaiki. Sesederhana itu sih kalau PADA WARAS.
Cleaning Data	sering banget kebablasan, masalah batas usia pencalonan Capres, cawapres dan yg terkait dgn itu, MK shrsnya tdk membuat hukum baru. Jk menilai pasal itu bertentangan dgn konstitusi, kembalikan sj kpd pembuat UU utk diperbaiki. Sesederhana itu sih kalau PADA WARAS.

Case Folding	sering banget kebablasan masalah batas usia pencalonan capres cawapres dan yg terkait dgn itu mk shrsnya tdk membuat hukum baru jk menilai pasal itu bertentangan dgn konstitusi kembalikan sj kpd pembuat uu utk diperbaiki sesederhana itu sih kalau pada waras
Slang Removal	sering banget kebablasan masalah batas usia pencalonan capres cawapres dan yang terkait dengan itu mahkamah konstitusi shrsnya tidak membuat hukum baru jika menilai pasal itu bertentangan dengan konstitusi kembalikan saja kepada pembuat uu untuk diperbaiki sesederhana itu sih kalau pada waras
Tokenize	['sering', 'banget', 'kebablasan', 'masalah', 'batas', 'usia', 'pencalonan', 'capres', 'cawapres', 'dan', 'yang', 'terkait', 'dengan', 'itu', 'mahkamah', 'konstitusi', 'shrsnya', 'tidak', 'membuat', 'hukum', 'baru', 'jika', 'menilai', 'pasal', 'itu', 'bertentangan', 'dengan', 'konstitusi', 'kembalikan', 'saja', 'kepada', 'pembuat', 'uu', 'untuk', 'diperbaiki', 'sesederhana', 'itu', 'sih', 'kalau', 'pada', 'waras']
Stopwords	['banget', 'kebablasan', 'batas', 'usia', 'pencalonan', 'capres', 'cawapres', 'terkait', 'mahkamah', 'konstitusi', 'shrsnya', 'hukum', 'menilai', 'pasal', 'bertentangan', 'konstitusi', 'kembalikan', 'pembuat', 'uu', 'diperbaiki', 'sesederhana', 'sih', 'waras']
Stemming	['banget', 'bablas', 'batas', 'usia', 'calon', 'capres', 'cawapres', 'kait', 'mahkamah', 'konstitusi', 'shrsnya', 'hukum', 'nilai', 'pasal', 'tentang', 'konstitusi', 'kembali', 'buat', 'uu', 'baik', 'sederhana', 'sih', 'waras']

### 4.3 Pelabelan

Data tweets terhadap Batas usia calon presiden dan wakil calon presiden yang tersedia adalah unsupervised data atau yang tidak berlabel [3]. Untuk mengklasifikasikan sentimen tweet diperlukan label, pada proses ini pelabelan dilakukan menggunakan kamus. Pada tahap ini, data akan diberikan label menggunakan pendekatan kamus Indonesian Sentiment Lexicon (*Inset Lexicon*). Kamus InSet Lexicon adalah kamus kata opini berbahasa Indonesia yang dibuat oleh Fajri Koto dan Gemala Y. Rahmanyngtyas. Kamus ini dibuat dengan mengikuti kinerja dari penelitian terdahulu mengenai analisis sentimen Twitter bahasa Inggris. Penelitian terdahulu tersebut menilai 5000 kata teratas, dan setiap kata diberikan bobot dari -5 (sangat negatif) hingga +5 (sangat positif). Pembobotan kata pada kamus *InSet Lexicon* dilakukan secara manual oleh dua ahli bahasa Indonesia, dan bobot kata tersebut didasarkan pada penelitian terdahulu [7].

Hasil dari pelabelan menggunakan kamus *InSet Lexicon* menunjukkan sentimen positif sebanyak 116, sentimen negatif sebanyak 1785, dan sentimen netral sebanyak 49 (5,9% positif, 2,5% netral dan 91,5% negatif). Contoh hasil dari pelabelan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pelabelan Menggunakan *InSet Lexicon*

No	Tweet	Label	Score
1	pasti kita semua deh tahu hasil akhirnya bagaimana sama seperti hasil akhir gugatan batas usia capres dan cawapresknk sebab pak	Negatif	-5





```

▶ # Menghitung jumlah label positif dan negatif
count_positive = df[df['label'] == 'positif'].shape[0]
count_negative = df[df['label'] == 'negatif'].shape[0]
count_all_datas = df['label'].shape

# Menampilkan hasil
print("Jumlah Label Positif:", count_positive)
print("Jumlah Label Negatif:", count_negative)
print("Jumlah seluruh data:", count_all_datas)

```

↳ Jumlah Label Positif: 115  
Jumlah Label Negatif: 115  
Jumlah seluruh data: (230,)

Gambar 8. Jumlah Label

Berikut hasil dari salah satu perhitungan tingkat akurasi menggunakan *Confusion Matrix* dengan menghitung jumlah prediksi benar dan salah dari sebuah metode klasifikasi berbanding dengan data sesungguhnya atau prediksi target.

Tabel 4. Confusion Matrix.

		Kelas prediksi	
		Positif	negatif
Kelas sebenarnya	Positif	14	0
	Negatif	3	6

Dari data tabel *confusion matrix* didapatkan hasil accuracy sebesar 86%, precision sebesar 100%, recall sebesar 66% dan f-1 score sebesar 80%. Hasil uji coba dari ketiga pemecahan data dapat dilihat pada Tabel 5 di bawah ini.

Tabel 5. Hasil Pengujian Pemecahan Data

Pengujian	Data uji	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	10%	86%	100%	66%	80%
2	20%	82%	92%	62%	86%
3	30%	82%	92%	72%	80%

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode naive bayes adalah metode klasifikasi yang paling akurat untuk analisis sentimen data tweet. Metode ini memiliki akurasi sebesar 62,1% dengan menggunakan 60% data uji dan 40% data latih. Metode *support vector machines* dan *decision tree* memiliki akurasi yang lebih rendah, masing-masing sebesar 60% dan 57,3% [2]. Penelitian lain menunjukkan bahwa pengujian klasifikasi sentimen data tweet dengan tiga kelas menghasilkan akurasi sebesar 64,6%. Pengujian dua kelas, yaitu negatif dan positif, menghasilkan akurasi yang lebih tinggi, yaitu sebesar 77,7% [1]. Berdasarkan Tabel 5 di atas, diketahui bahwa rasio split data 90:10 menghasilkan akurasi yang lebih baik daripada rasio split data 80:10 dan 70:30. Hal ini menunjukkan bahwa semakin besar data latih, semakin baik akurasi yang dihasilkan algoritma naive bayes dan Penghapusan kelas netral dari data

pelatihan dapat meningkatkan akurasi model naive bayes. Hal ini karena kelas netral tidak relevan dan tidak memiliki sikap yang jelas terhadap suatu hal. Akibatnya, kelas netral tidak dapat membantu model untuk memprediksi sentimen data dengan lebih akurat.

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari analisis sentimen terhadap batasan usia capres dan cawapres di Twitter menunjukkan bahwa mayoritas pengguna Twitter tidak setuju dengan putusan tersebut. Sebanyak 91,5% pengguna Twitter tidak setuju, 5,9% setuju, dan 2,5% masih ragu. Penelitian ini juga menemukan bahwa rasio pemecahan data 90:10 menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik daripada rasio yang lainnya. Penelitian menunjukkan bahwa algoritma naive bayes menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dengan data latih yang lebih besar. Untuk mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik, penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode SMOTE Up sampling dan algoritma lain, seperti SVM atau Random Forest.

## REFERENSI

- [1] S. N. J. Fitriyyah, N. Safriadi, and E. E. Pratama, "Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia 2019 dari Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 5, no. 3, p. 279, 2019, doi: 10.26418/jp.v5i3.34368.
- [2] N. Cahyono and Dewi Setiyawati, "Analisis Sentimen Pengguna Sosial Media Twitter Terhadap Perokok Di Indonesia," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 1, pp. 262–272, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i1.3154.
- [3] A. Mustofa and R. Novita, "Klasifikasi Sentimen Masyarakat Terhadap Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat Menggunakan Text Mining Pada Twitter," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 200–208, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i1.1628.
- [4] S. Kurniawan, W. Gata, D. A. Puspitawati, I. K. S. Parthama, H. Setiawan, and S. Hartini, "Text Mining Pre-Processing Using Gata Framework and RapidMiner for Indonesian Sentiment Analysis," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 835, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/835/1/012057.
- [5] R. Lasepa, S. Riyadi, S. Ramadhan, and D. D. Saputra, "Sentiment Analysis Terhadap Perspektif Warganet Atas Tragedi Kanjuruhan Malang di Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier," vol. 10, no. 1, pp. 45–53, 2023, doi: <https://doi.org/10.31294/inf.v10i1.14546>.
- [6] R. Kosasih and A. Alberto, "Sentiment analysis of game product on shopee using the TF-IDF method and naive bayes classifier," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 13, no. 2, pp. 101–109, 2021, doi: 10.33096/ilkom.v13i2.721.101-109.
- [7] F. Koto and G. Y. Rahmaningtyas, "Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs," *Proc. 2017 Int. Conf. Asian Lang. Process. IALP 2017*, vol. 2018-Janua, no. December, pp. 391–394, 2017, doi: 10.1109/IALP.2017.8300625.
- [8] D. Pajri, Y. Umaidah, and T. N. Padilah, "K-Nearest Neighbor Berbasis Particle Swarm Optimization untuk Analisis Sentimen Terhadap Tokopedia," vol. 6, pp. 242–253, 2020, doi: <http://dx.doi.org/10.28932/jutisi.v6i2.2658>.
- [9] L. O. Sihombing, H. Hannie, and B. A. Dermawan, "Sentimen Analisis Customer Review Produk Shopee Indonesia Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 233–242, 2021, doi: 10.29408/edumatic.v5i2.4089.
- [10] L. Ardiani, H. Sujaini, and T. Tursina, "Implementasi Sentiment Analysis Tanggapan Masyarakat Terhadap Pembangunan di Kota Pontianak," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 8,

no. 2, p. 183, 2020, doi: 10.26418/justin.v8i2.36776.

- [11] E. P. Nirwandani, Indriati, and R. C. Wihandika, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Mandiri Online Menggunakan Metode Modified Term Frequency Scheme Dan Naïve Bayes," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 3, pp. 1039–1047, 2021.
- [12] Merinda Lestandy, Abdurrahim Abdurrahim, and Lailis Syafa'ah, "Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 802–808, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3308.
- [13] V. O. Tama, Y. Sibaroni, and Adiwijaya, "Labeling Analysis in the Classification of Product Review Sentiments by using Multinomial Naive Bayes Algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1192, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1192/1/012036.