

## ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR NETIZEN TENTANG RUU TNI DI APLIKASI X MENGGUNAKAN METODE *NAÏVE BAYES*

Faris Haidar<sup>1\*</sup>, Hari Soetanto<sup>2\*</sup>

<sup>1,2</sup>Fakultas Teknologi Informasi, Teknik Informatika, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia E-mail:

Email: <sup>1</sup>\*2111500712@student.budiluhur.ac.id, <sup>2</sup>hari.soetanto@budiluhur.ac.id

(\* : corresponding author)

**Abstrak-** Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi membuka peluang baru bagi masyarakat untuk menyampaikan pendapat melalui media sosial. Salah satu topik yang memicu banyak pembicaraan adalah Rancangan Undang-Undang Tentara Negara Indonesia (RUU TNI). Namun, komentar dari pengguna media sosial memiliki berbagai macam perasaan, tidak jelas, dan sering kali tidak seimbang jumlahnya di setiap kategori sentimen, sehingga sulit dianalisis secara rapi. Selain itu, penelitian sebelumnya lebih banyak fokus pada topik umum seperti kebijakan pemerintah atau ulasan aplikasi, sedangkan penelitian tentang pendapat publik terhadap RUU TNI masih sedikit. Hal tersebut mendorong penelitian ini yang bertujuan menganalisis sentimen komentar netizen di platform X mengenai RUU TNI dengan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*. Data penelitian didapatkan melalui *scraping* sebanyak 412 komentar, kemudian dilakukan *preprocessing* (pembersihan, penyamaan huruf, pemecahan kata, *normalisasi* kata *slang*, penghapusan kata tidak penting, dan pemotongan kata). Selanjutnya, data dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, diberi bobot menggunakan *TF-IDF*, lalu diklasifikasikan dengan algoritma *Naïve Bayes*. Penilaian dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Hasil penelitian menunjukkan akurasi sebesar 72,22% dengan kinerja terbaik pada kategori negatif (*recall* 91,18%), sedangkan kategori positif dan netral masih kurang optimal karena ketidakseimbangan jumlah data. Penelitian ini memberikan pemahaman empiris mengenai persepsi masyarakat terhadap RUU TNI sekaligus menunjukkan keefektifan algoritma *Naïve Bayes* dalam analisis sentimen teks berbahasa Indonesia. Temuan ini bisa dijadikan referensi bagi penelitian selanjutnya maupun dasar pertimbangan dalam pengambilan kebijakan untuk memahami opini publik.

**Kata kunci:** Analisis Sentimen, RUU TNI, Media Sosial X, Naïve Bayes, TF-IDF, Confusion Matrix

### ***SENTIMENT ANALYSIS OF NETIZEN COMMENTS ON THE TNI BILL IN APPLICATION X USING THE NAÏVE BAYES METHOD***

**Abstract-** The development of information and communication technology has opened up new opportunities for people to express their opinions through social media. One topic that has sparked much discussion is the Draft Law on the Indonesian Armed Forces (RUU TNI). However, comments from social media users are diverse, unclear, and often unbalanced in each sentiment category, making it difficult to analyze thoroughly. Furthermore, previous research has focused more on general topics such as government policies or app reviews, while research on public opinion regarding the RUU TNI is still limited. This prompted this study to analyze the sentiment of netizen comments on platform X regarding the RUU TNI using the *Multinomial Naïve Bayes* algorithm. The research data was obtained by *scraping* 412 comments, then *preprocessing* (cleaning, equalizing letters, splitting words, normalizing slang words, removing unnecessary words, and truncating words) was carried out. Next, the data was divided into 80% for training and 20% for testing, weighted using *TF-IDF*, and then classified using the *Naïve Bayes* algorithm. Assessment was carried out using a *confusion matrix*, *precision*, *recall*, and *f1-score*. The results showed an accuracy of 72.22%, with the best performance in the negative category (91.18% recall), while the positive and neutral categories were still less than optimal due to the imbalance in data volume. This study provides empirical insight into public perception of the TNI Bill and demonstrates the effectiveness of the *Naïve Bayes* algorithm in analyzing sentiment in Indonesian text. These findings can serve as a reference for further research and a basis for policymaking to understand public opinion..

**Keywords:** Sentiment Analysis, RUU TNI, Social Media X, Naïve Bayes, TF-IDF, Confusion Matrix

## 1. PENDAHULUAN

Pengembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mengubah cara masyarakat menyampaikan pendapat dan peran mereka, terutama melalui media sosial. X menjadi salah satu platform media sosial yang cukup populer di Indonesia, yang memberikan ruang bagi orang-orang untuk menyampaikan pendapat penulis mengenai berbagai isu sosial dan politik, termasuk isu terkait politik nasional. Salah satu isu yang baru-baru ini memicu banyak tanggapan dari masyarakat adalah Rencana Undang-Undang Tentara Negara Indonesia (RUU TNI).

Proses pembuatan undang-undang ini menghasilkan kontroversi, karena banyak orang mengkhawatirkan bahwa RUU ini bisa memberikan kewenangan tambahan kepada TNI di luar bidang pertahanan, seperti dalam menangani berbagai masalah sosial. Akibatnya, baik dukungan maupun penolakan terhadap RUU TNI terlihat jelas dalam berbagai postingan di X. Namun, tidak semua pendapat yang muncul berasal dari sumber yang resmi, sehingga media sosial menjadi salah satu sumber data alternatif yang sangat beragam dan relevan, yang perlu dianalisis dengan mendalam. Dalam konteks tersebut, *text mining* atau *data mining* menjadi alat penting untuk mengekstrak informasi dan pola tertentu dari sejumlah besar teks. Dengan pendekatan ini, opini publik terkait RUU TNI dapat dianalisis secara lebih sistematis dan objektif. Khususnya, fokus dapat diberikan pada komentar yang dibuat oleh netizen. Dengan demikian, muncul pemahaman yang lebih luas mengenai penolakan terhadap RUU TNI, alasan di balik kepedulian publik, serta aspek-aspek apa saja yang mendapat kritik terbesar.

Sebelumnya, telah dilakukan penelitian oleh Muhammad Jibrin Abdurrahman yang membahas analisis sentimen terkait komentar masyarakat di *Twitter* mengenai program makan siang gratis. Dalam penelitian itu, mereka menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes*. Hasilnya menunjukkan bahwa dari 2004 tweet yang melewati tahap *preprocessing*, hanya 1007 data yang berhasil diambil dan dibagi menjadi 680 data bernilai positif, 75 data netral, dan 252 data negatif. Rasio yang digunakan adalah 70:30 dan 80:20, dengan akurasi yang berbeda. Untuk rasio 70:30, akurasinya mencapai 63,58%, sedangkan untuk rasio 80:20, akurasinya sebesar 57,21%[1].

Pembeda utama penelitian ini dengan penelitian sebelumnya terletak pada konteks dan objek yang diteliti. Jika penelitian sebelumnya lebih banyak fokus pada isu-isu umum seperti program makan siang gratis, penelitian ini lebih menekankan pada analisis opini publik terkait RUU TNI yang bersifat strategis dan kontroversial. Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi dalam memberikan perspektif baru terkait analisis sentimen pada isu kebijakan nasional yang memengaruhi masyarakat secara langsung.

## 2. METODE PENELITIAN



**Gambar 1.** Tahapan tahapan Analisis Sentimen

Berikut adalah penjelasan yang lebih jelas mengenai Gambar 1 diagram alir implementasi Algoritma Multinomial Bayes:

### 2.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data adalah langkah pertama dalam sebuah penelitian. Proses ini dilakukan secara otomatis agar mengurangi kesalahan. Dalam penelitian ini, *Google Collab* digunakan sebagai alat untuk mengumpulkan data dari media sosial X. Data kemudian dicari berdasarkan kata kunci yang sudah ditentukan. Kata kunci yang digunakan dalam penelitian ini adalah "ruutni" untuk menemukan dan mengumpulkan komentar yang berkaitan dengan topik RUU TNI. Pengumpulan data dilakukan selama periode 6 Januari 2025 hingga 11 Mei 2025, dan berhasil mengumpulkan total 412 komentar.

### 2.2 Preprocessing Data

Setelah data berhasil dikumpulkan, langkah berikutnya adalah melakukan *preprocessing* agar mempersiapkannya sebelum dianalisis. Tahap *preprocessing* bertujuan untuk merapikan data, seperti menghapus

kata-kata yang tidak relevan dan menyeragaman bentuk kata agar kosakata yang digunakan tidak terlalu banyak dan lebih mudah dianalisis [2]. Tahapan-tahapan *Preprocessing* yang digunakan, yaitu:

- a. *Cleaning*, tahapan membersihkan data, menghilangkan karakter selain A ke Z dan menghapus komponen yang tidak terkait dengan data yang tidak terkait dengan 20 informasi, seperti emoji, simbol, angkat, dan tanda baca.[3].
- b. *Case Folding*, langkah untuk mengubah semua huruf besar atau kapital dalam data menjadi huruf kecil ataupun sebaliknya [4].
- c. *Tokenizing*, Proses dalam pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing* atau NLP) yang digunakan untuk membagi teks menjadi bagian-bagian kecil yang dinamakan token [5].
- d. *Stop Word Removal*, *Stopword* adalah fungsi untuk penghapusan kata-kata umum yang tidak memiliki arti penting dalam proses analisis teks.[6].
- e. *Stemming*, *Stemming* adalah teknik untuk mengubah kata ke bentuk dasar untuk menyederhanakan dan meningkatkan kesamaan antara kata-kata yang terkait [7]

### 2.3 Split Data

Setelah melalui tahap *preprocessing* maka data yang sudah ada di dalam *preprocessing* akan di split data. Data tersebut akan dibagi menjadi 80:20,yang dimana untuk 80% adalah data *training* dan 20% adalah data *testing* [8].

### 2.4 TFIDF

*Term weighting* adalah cara memberikan bobot pada setiap kata agar bisa meningkatkan kemampuan menganalisis perasaan dalam proses *text mining*. Penelitian ini menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*. *Term Frequency* ( $tf(w,d)$ ) menentukan tingkat pentingnya suatu kata berdasarkan seberapa sering kata tersebut muncul dalam teks atau dokumen. *Inverse Document Frequency (IDF)* adalah metode memberi bobot pada kata yang digunakan untuk mengukur seberapa umum atau jarang suatu kata muncul dalam sekumpulan teks [9].

### 2.5 Naïve Bayes

Algoritma *Naive Bayes* adalah cara untuk mengklasifikasikan data yang terdiri dari beberapa langkah, yaitu mulai dari mempersiapkan data latih, proses pembelajaran, membuat model, menguji data, dan akhirnya melakukan pengujian terhadap data. Algoritma ini tidak hanya mudah digunakan, tetapi juga sangat berguna bagi pengguna yang memiliki banyak data. Keunggulan dari metode *Naive Bayes* adalah ia hanya memerlukan sedikit data latih untuk memperoleh parameter yang dibutuhkan dalam proses pengklasifikasian. Proses *Naive Bayes* terdiri dari beberapa tahapan. Pertama, data komentar yang telah diproses dengan *preprocessing* diterjemahkan menjadi angka menggunakan metode *TF-IDF* untuk setiap dokumen. Setelah itu, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji berdasarkan rasio tertentu. Proses *Naive Bayes* dimulai dengan menghitung probabilitas awal setiap kelas sentimen berdasarkan bagaimana label terdistribusi dalam data latih. Selanjutnya, dihitung nilai *likelihood* setiap kata berdasarkan seberapa sering kata tersebut muncul dalam setiap kelas, menggunakan bobot *TF* dan *IDF*. Untuk menghindari munculnya nilai probabilitas nol karena suatu kata tidak muncul di suatu kelas, digunakan teknik *Laplace smoothing*. Setelah semua parameter terhitung, dilakukan proses klasifikasi terhadap data latih dan data uji. Setiap dokumen diberi kelas berdasarkan nilai probabilitas posterior terbesar, yang dihitung dari jumlah log prior dan *log likelihood* dari semua kata dalam dokumen tersebut. Hasil klasifikasi dibandingkan dengan label asli untuk mengetahui akurasi, serta dinilai menggunakan metrik seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Tahapan ini diakhiri dengan menghitung matriks kebingungan dan menganalisis distribusi hasil prediksi.[10]

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Pengumpulan Data

Pada Penelitian ini menggunakan data dari Platform X yang dikumpulkan lewat google *colab*. Pengambilan data ini dilakukan menggunakan keyword “ruutni” untuk mengidentifikasi dan mengumpulkan *tweet* yang relevan dengan topik RUU TNI. Data ini di kumpulkan selama periode 06 Januari 2025 hingga 11 Mei 2025, dengan jumlah total *tweet* berhasil dikumpulkan sebanyak 412 *tweet*. Proses pengumpulan data ini memungkinkan untuk pengambilan *tweet* ini berdasarkan *keyword* dan tanggal tertentu tanpa menggunakan API key Platform X, sehingga sangat memudahkan dalam mendapatkan data yang besar dalam waktu periode yang singkat. Tabel 1 ini adalah contoh-contoh *tweet* yang telah menggunakan metode *crawling*.

**Tabel 1.** Sample Data Penelitian dari X

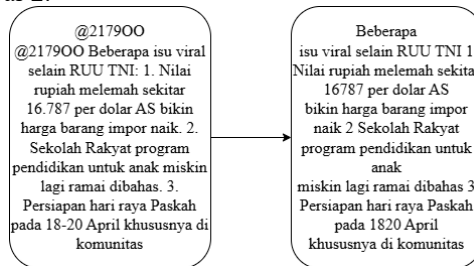
No	Waktu	Nama	Komentar
1	Sun Apr 13 17:46:28 +0000 2025	ghinatory	BARU NAMATIN 3 HARI YG LALU UDH KANGEN AJA HUHU asli lucu dan ringan bgt!! Love syekaliiii sayangnya scene bromance haru ame kurang banyak pls padahal gmezzzz
2	Sat Apr 12 16:29:18 +0000 2025	sweetscoupss	lagi nyari nama bumnn di tweet iseng aja aada tweet apa dan surprisingly tweet-nya sama semua sama main tweet dan akunya sus sama...most of them deng. apakah pake buzzerrr
3	Sun Apr 13 01:45:03 +0000 2025	roticoklats	@tanyakanrl Wajar
4	Mon Apr 14 10:03:26 +0000 2025	jojofleurs	bingung banget dihantam banyak isu sekaligus mcam uu tni ruu polri ruu kuhap dll.

### 3.2 Preprocessing

Pada tahapan *preprocessing*, dilakukan 6 langkah utama sebagai persiapan data sebelum dianalisis. Tahapan-tahapannya yaitu *cleaning*, *casefolding*, *tokenizing*, *slangword normalization*, *stopword* dan *stemming*. Berikut adalah penjabaran dari tahap *preprocessing* :

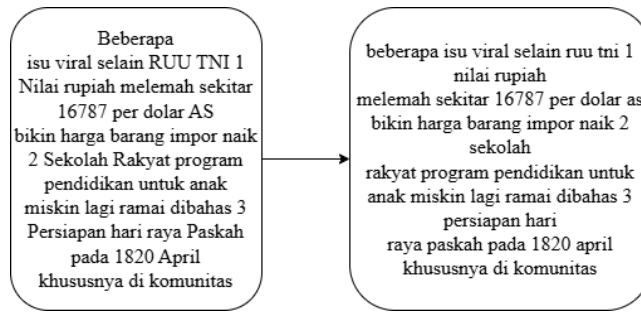
#### a. Cleaning

Pada tahapan *cleaning* dilakukan beberapa proses pembersihan, seperti menghapus url, hastag, dan menghapus semua karakter yang bukan huruf, angka, dan spasi. Contoh beberapa penerapan *Cleaning* ditampilkan pada Gambar 2.


**Gambar 2.** Proses *Cleaning*

#### b. Case Folding

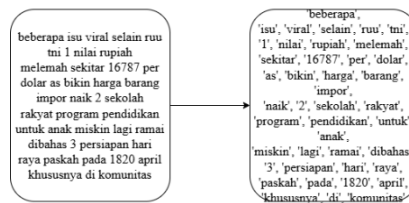
Pada tahap *case folding*, dilakukan proses konversi seluruh teks dalam data menjadi huruf kecil. Contoh kata “RUU” di ubah menjadi “ruu”, kata “TNI” di ubah menjadi “tni” agar kata yang didalam data menjadi format yang seragam. Contoh penerapan *case folding* ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Proses *Case Folding*

c. *Tokenizing*

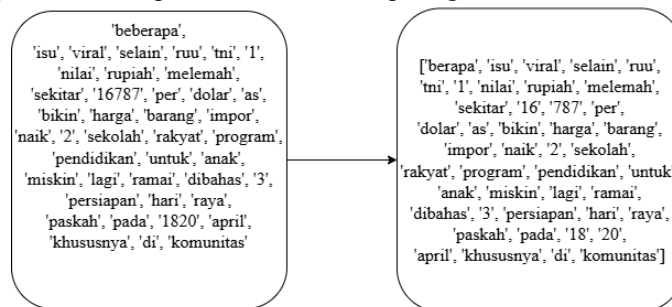
Pada tahap *tokenizing*, fungsi utamanya adalah memecah kalimat menjadi bagian-bagian yang terdiri dari setiap kata. Contohnya bisa dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Proses *Tokenizing*

d. *Slangword Normalization*

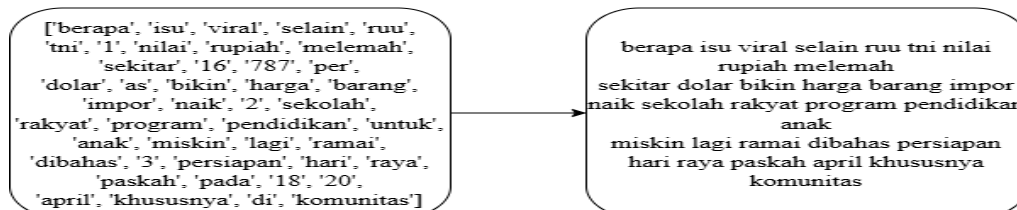
Pada proses normalisasi *slangword*, ini adalah tahapan penting dalam mempersiapkan teks, terutama untuk data yang tidak terstruktur seperti komentar di media sosial. Tujuan dari *normalisasi slangword* adalah mengganti kata-kata yang tidak standar menjadi bentuk kata yang benar. Misalnya, kata “beberapa” akan diubah menjadi “berapa”. Hasil dari proses ini bisa dilihat pada gambar. 5



Gambar 5. Proses *Slangword Normalization*

e. *Stopword Removal*

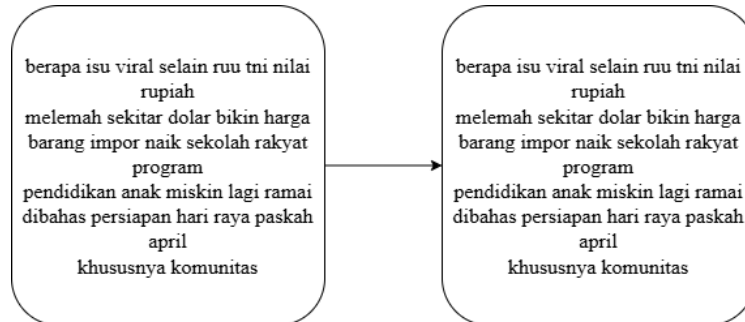
Pada tahap penghapusan *Stopword Removal*, kata kata umum yang sangat tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap makna teks, seperti “per”, ”atau”, ”as”, serta kata hubung atau preposisi lainnya, akan dihilangkan dari teks. Contoh hasil dari proses ini dapat dilihat pada gambar 6



Gambar 6. Proses *Stopword Removal*

f. *Stemming*

Pada tahap *stemming* setiap kata dalam teks diolah untuk dikembalikan ke bentuk dasarnya. Misalnya : kata “melemah” akan dikonversi menjadi bentuk bentuk dasar “lemah” Hasil dari proses ini bisa dilihat pada gambar 7



Gambar 7. Proses *Stemming*

### 3.3 Split Data

Pada tahapan *split data*, dari total data yang tersedia ada 397, sebanyak 80% data latih dan 20% sebagai data uji. Hasil pembagian tersebut adalah 317 data *training* dan 80 data *testing*. Proses pembagian ini sangat penting untuk menilai performa model dan memastikan bahwa model sangat mampu mempelajari data *training* dengan baik, serta memberikan prediksi yang lebih akurat terhadap data *testing*

a. Data Latih

Setelah proses *split data* dilakukan. Hasil yang diperoleh yaitu berupa data latih yang mempunyai fungsi untuk melatih model. Contoh Sample data *training* diperlihatkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Sample Data Latih

No	Komentar Asli	<i>Stemming</i>	Label
1	BARU NAMATIN 3 HARI YG LALU UDH KANGEN AJA HUHUU asli lucu dan ringan bgt!! Love syekaliiii sayangnya scene bromance haru ame kurang banyak pls padahal gomez	baru namatin hari lalu kangen saja huhu asli lucu ringan sangat love syekaliiii sayang scene bromance haru ame kurang banyak tolong padahal gomez	Netral
2	lagi nyari nama bumn di tweet iseng aja aada tweet apa dan surprisingly tweet-nya sama semua sama main tweet dan akunnya sus semua...most of them deng. apakah pake buzzerr	lagi nyari nama bumn tweet sengaja saja aada tweet apa surprisingly tweet nya semua main tweet akun sus semua them deng apakah pake buzzerr	negatif

b. Data Uji

Selain data latih, data uji juga dihasilkan dari proses *split data* dan berfungsi untuk melakukan pengujian terhadap model.

Tabel 3. Sample Data Uji

No	Komentar Asli	<i>Stemming</i>
1	Akhirnya RUU TNI meluruh protesnya	akhir ruu tni luruh protes
2	Makanya gw abis nonton Jumbo dalam hati berteriak PK ADALAH KORBAN	Makanya abis nonton jumbo hati teriak korban

### 3.4 TFIDF

Metode *TF-IDF* ini digunakan untuk mengetahui seberapa penting sebuah kata dalam sebuah komentar dibandingkan dengan semua komentar lainnya di dalam dataset. Dalam implementasi kali ini, kita akan mencoba menggunakan satu dokumen latihan. Proses ini dilakukan melalui beberapa tahapan.

a. Tahap Persiapan Dokumen

Pada tahapan ini sistem mengambil semua komentar dari data *training* yang telah di proses pada tahap *preprocessing* sebelumnya. Komentar tersebut dibersihkan dan diubah menjadi kalimat yang lengkap untuk diproses ke dalam ekstrasi fitur. Contoh kalimat yang akan digunakan “peduli hingar bingar dukung gaza pidato getar panggung dunia ruu tni dll inget ngasih buku ngasih sembako tiket jumbo move gentong emang belum antisesanya masyarakat”

**Tabel 4.** Persiapan Dokumen

Kata	frekuensi	Total kata	df
namatin	1	23	1
tukang	1	23	1

b. Tahap Perhitungan TF(*Term Frequency*)

*Term Frequency* digunakan untuk mengetahui seberapa banyak suatu kata muncul dalam satu dokumen komentar. Rumus yang digunakan adalah:

$TF(t,d) = \text{jumlah kemunculan kata } t \text{ dalam dokumen } d \text{ dibagi dengan jumlah total kata dalam dokumen } d.$

Berikut adalah perhitungan TF untuk tiga kata pada contoh dokumen.

$$\text{namatin} = 1/23 = 0,0435$$

$$\text{gemez} = 1/23 = 0,0435$$

$$\text{ringan} = 1/23 = 0,0435$$

**Tabel 5.** Perhitungan TF

Kata	Frekuensi	Total kata	tf	Df
Namatin	1	23	0,0435	1
Gemez	1	23	0,0435	1
ringan	1	23	0,0435	1

c. Tahap Perhitungan *IDF*(*inverse dokument frequency*)

*Inverse Dokument Frequency (IDF)* adalah cara mengukur seberapa sering atau jarang sebuah kata muncul di berbagai dokumen. Kata yang muncul di dokumen yang sedikit akan memiliki nilai *IDF* yang lebih tinggi. Rumus untuk menghitung *IDF* adalah sebagai berikut:  $IDF(w) = \ln(n + 1)/(df + 1)$ .

$N$  adalah jumlah total dokumen dalam *training*,

$df(w)$  adalah jumlah dokumen yang mengandung kata  $w$ .

Berikut adalah perhitungan *IDF* untuk 3 kata pada contoh dokumen:  $namatin : \ln(317 + 1) / (1+1) = 5,0689$

$gomez : \ln(317 + 1) / (1+1) = 5,0689$

$ringan : \ln(317 + 1) / (1+1) = 5,0689$

**Tabel 6.** Perhitungan *IDF*

Kata	Frekuensi	Total kata	$tf$	$Df$	$idf$
Namatin	1	23	0,0435	1	5,0689
Gomez	1	23	0,0435	1	5,0689
ringan	1	23	0,0435	1	5,0689

d. Tahap Perhitungan *TF-IDF*

*TF-IDF* adalah hasil dari pengalihan antara *TF* dan *IDF*. Rumus *TF-IDF* adalah  $TF-IDF(w,d) = TF(w,d) \times IDF(w)$ . Berikut adalah cara menghitung *TF-IDF* untuk dua kata pada contoh dokumen

$namatin : 0,0435 \times 5,0689 = 0.2204$

$gomez : 0,0435 \times 5,0689 = 0.2204$

$ringan : 0,0435 \times 5,0689 = 0.2204$

**Tabel 7.** Perhitungan *TF-IDF*

Kata	Frekuensi	Total kata	$tf$	$df$	$idf$	$TF-IDF$
Namatin	1	23	0,0435	1	5,0689	0.2204
Gomez	1	23	0,0435	1	5,0689	0.2204
ringa	1	23	0,0435	1	5,0689	0.2204

### 3.5 Pengujian

Pengujian ini merupakan langkah yang paling krusial dalam pengembangan proses dan penyempurnaan pengklasifikasian sentimen analisis. Melalui tahapan inilah bisa tau apakah aplikasi berjalan sesuai dengan yang kita harapkan. Pada pengujian *confusion matrix* dengan rasio banding 80:20 didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

**Tabel 9.** Pengujian *Confusion matrix*

	Predicted Negatif	Predicted Netral	Predicted Positif
Actual Negatif	31	2	1
Actual Netral	11	14	1
Actual Positif	4	1	7

Hasil pengujian dari langkah berikutnya adalah menghitung nilai *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *f1-score* berdasarkan tabel *matriks* kebingungan tersebut.

**Tabel 10.** Pengujian *Acurasy*

Pengujiann			
<i>Acurasy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
72,22%	75,84%	67,79%	69,76%

*Precision Calculation:*

$$Precision = TP / (TP + FP)$$

*Per Class:*

$$Negatif: 31 / (31 + 2 + 1) = 31/34 = 91.18\%$$

$$Positif: 7 / (7 + 4 + 1) = 7/12 = 58.33\%$$

$$Netral: 14 / (14 + 11 + 1) = 14/26 = 53.85\%$$

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

*Per Class:*

$$Negatif: 31 / (31 + 3) = 31/34 = 91.18\%$$

$$Positif: 14 / (14 + 12) = 14/26 = 53.85\%$$

$$\text{Netral: } 7 / (7 + 5) = 7/12 = 58.33\%$$

*F1-Score Calculation:*

$$F1 = 2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$$

*Per Class:*

$$\text{Negatif: } 2 \times (67.39 \times 91.18) / (67.39 + 91.18) = 77.50\%$$

$$\text{Positif: } 2 \times (77.78 \times 58.33) / (77.78 + 58.33) = 66.67\%$$

$$\text{Netral: } 2 \times (82.35 \times 53.85) / (82.35 + 53.85) = 65.12\%$$

*Macro Average Metrics:*

$$\text{Rumus} = (\text{nilai}_1 + \text{nilai}_2 + \text{nilai}_3) / 3$$

$$\text{Macro Precision} = (67.39 + 82.35 + 77.78) / 3 = 75.84\%$$

$$\text{Macro Recall} = (91.18 + 53.85 + 58.33) / 3 \approx 67.79\%$$

$$\text{Macro F1} = (77.50 + 65.12 + 66.67) / 3 \approx 69.76\%$$

*Accuracy:*

$$\text{Accuracy} = (\text{TP}_{\text{all classes}}) / \text{Total Predictions}$$

$$\text{Accuracy} = (31 + 7 + 14) / 345 = 52/72 = 72.22\%$$

## 4. KESIMPULAN

Algoritma *Naive Bayes* efektif dalam menganalisis sentimen komentar netizen mengenai RUU TNI dengan tingkat akurasi 72,22% dari 397 data yang diuji, menunjukkan kemampuan yang baik dalam memahami sentimen publik. Terdapat 52 prediksi benar dan 20 prediksi salah. Kinerja tertinggi ditunjukkan oleh label sentimen kelas negatif dengan nilai *precision* 91,18%, *recall* 91,18%, dan *f1-score* 77,50%. Hasil ini menunjukkan bahwa model sangat akurat dalam memprediksi kelas negatif. Sementara itu, kelas sentimen positif memiliki nilai *precision* 58,33%, *recall* 53,85%, dan *f1-score* 66,67%, sedangkan kelas sentimen netral memiliki nilai *precision* 53,85%, *recall* 58,33%, dan *f1-score* 65,12%. Hal ini menunjukkan bahwa model masih keliru dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan netral karena ketidakseimbangan label pada dataset. Namun secara keseluruhan, performa model sudah cukup baik dan menandakan bahwa algoritma *Naive Bayes* mampu melakukan klasifikasi dengan cukup baik terhadap 3 kelas sentimen opini tersebut.

Berdasarkan hasil penemuan tersebut, beberapa saran dapat diberikan untuk pengembangan penelitian di masa mendatang. Pertama, penting untuk melakukan penyeimbangan data agar model tidak bias terhadap salah satu kelas sentimen. Teknik seperti *SMOTE*, *oversampling*, atau *undersampling* bisa diterapkan untuk mengatasi ketimpangan distribusi data antar kelas.

Kedua, disarankan untuk mengeksplorasi dan membandingkan algoritma lain seperti *Support Vector Machine (SVM)*, *Random Forest*, atau pendekatan *deep learning* seperti *LSTM*, yang mungkin dapat memberikan performa klasifikasi yang lebih baik, khususnya pada data teks yang kompleks dan bervariasi.

Ketiga, penggunaan fitur tambahan seperti *n-gram (bigram atau trigram)*, analisis *morfologi*, atau struktur sintaksis kalimat dapat memperkaya informasi dari teks dan meningkatkan kemampuan model dalam memahami konteks kalimat.

Keempat, evaluasi model sebaiknya tidak hanya dilakukan sekali, tetapi menggunakan metode *cross-validation* agar hasilnya lebih general dan tidak tergantung pada satu pembagian data.

Terakhir, sistem ini memiliki potensi untuk dikembangkan menjadi aplikasi prediksi sentimen yang berjalan secara *real-time*, sehingga dapat memberikan insight cepat bagi lembaga atau pihak yang berkepentingan dalam memantau opini publik secara otomatis terhadap isu-isu tertentu seperti *RUU TNI*.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Abdurrahman, M. J. (2024). *Penerapan Text Mining Menggunakan Metode Multinomial Naive Bayes Untuk Mengklasifikasi Komentar Masyarakat Terhadap Program Makan Siang Gratis Pada Sosial Media X*.
- [2] Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naive Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. In *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-Sakti)* (Vol. 5, Issue 2).
- [3] Syafrizal, M., Afdal, Mustakim, & Novita, R. (2023). *Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Pln Mobile Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier Dan K-Nearest Neighbor*.
- [4] Indransyah, R., Chrisnanto, Y. H., & Sabrina, P. N. (2023). *Klasifikasi Sentimen Pergelaran Motogp Di Indonesia Menggunakan Algoritma Correlated Naive Bayes Clasifier*. <https://doi.org/10.31949/Infotech.V8i2.3103>

- [5] Kamilla, A. C., Priyani, N., Priskila, R., & Pranatawijaya, V. H.(2024). *Analisis Sentimen Film Agak Laen Dengan Kecerdasan Buatan: Text Mining Metode Naive Bayes Classifier*. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 8, Issue 3).
- [6] Rizaldi, S. A., Alam, S., & Kurniawan, I. (2023). *Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Jmo (Jamsostek Mobile) Pada Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes 1*. 2(3), 109–117. <https://doi.org/10.55123>
- [7] Mustikasari, D., Widaningrum, I., Arifin, R., Henggal, W., & Putri, E. (2021). *Comparison Of Effectiveness Of Stemming Algorithms In Indonesian Documents*. <http://tiny.cc/rootwords>.
- [8] Prasetyo, Y. (2021). *Perencanaan Arsitektur Enterprise Smart School Menggunakan Togaf: Studi Kasus Smk Negeri 13 Bandung*. *Jurnal Ilmiah Ilmu Terapan Universitas Jambi P-Issn*, 5.
- [9] Gifari, O. I., Adha, M., Hendrawan, R., Freddy, F., & Durrand, S. (2022). *Analisis Sentimen Review Film Menggunakan Tf-Idf Dan Support Vector Machine*. *Jifotech (Journal Of Information Technology)*, 2(1).
- [10] Martantoh, E., & Yanih, N. (2022). *Implementasi Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Karakteristik Kepribadian Siswa Di Sekolah Mts Darussa'adah Menggunakan Php Mysql Implementation Of Naive Bayes Method For Classification Of Student's Personality Characteristics At Mts Darussa'adah School Using Php Mysql*. In *Jtsi* (Vol. 3, Issue 2).