

Analisis Sentimen Publik Tagar #IndonesiaGelap atas Kebijakan APBN 2025 Menggunakan Naïve Bayes-Word2Vec Twitter

Malindo Octavian¹, Muhamad Akbar², Davit Irawan³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Teknik, Universitas Bina Insan, Jl. Jenderal Besar H. M. Soeharto KM. 13, Lubuklinggau, Sumatera Selatan, Indonesia

Email: malindoctvn@gmail.com, muhamad.akbar@univbinainsan.ac.id, davitblackwater@gmail.com

Abstrak. Persepsi publik terhadap kebijakan fiskal pemerintah menjadi isu penting di era digital, terutama dengan meningkatnya penggunaan media sosial sebagai sarana penyampaian opini. Munculnya tagar #IndonesiaGelap mencerminkan respons masyarakat terhadap kebijakan Anggaran Pendapatan dan Belanja Negara (APBN) tahun 2025 di Indonesia. Meskipun penelitian analisis sentimen berbasis media sosial telah banyak dilakukan, kajian mengenai persepsi publik terhadap kebijakan fiskal APBN 2025 menggunakan kombinasi Word2Vec dan Naïve Bayes masih relatif terbatas. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen publik terhadap isu tersebut menggunakan data Twitter berbahasa Indonesia. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis machine learning dengan 1.000 data tweet yang diproses melalui tahap preprocessing dan ekstraksi fitur Word2Vec, kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 56,7% dengan distribusi sentimen yang didominasi oleh kelas netral. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar opini publik bersifat informatif dan tidak secara eksplisit mengandung sentimen positif maupun negatif. Namun, model masih memiliki keterbatasan dalam mengklasifikasikan sentimen minoritas akibat ketidakseimbangan data. Penelitian ini berkontribusi dalam penerapan metode machine learning untuk menganalisis persepsi publik terhadap kebijakan fiskal serta memberikan gambaran empiris mengenai respons masyarakat berbasis data media sosial.

Kata kunci: Analisis Sentimen, APBN 2025, Naïve Bayes, Word2Vec, Twitter

Abstract. Public perception of government fiscal policy has become a crucial issue in the digital era, particularly with the increasing use of social media as a means of expressing opinions. The emergence of the hashtag #IndonesiaGelap reflects the public response to the 2025 State Budget (APBN) in Indonesia. Although numerous studies on social media-based sentiment analysis have been conducted, studies on public perception of the 2025 APBN fiscal policy using a combination of Word2Vec and Naïve Bayes are still relatively limited. This study aims to analyze public sentiment on this issue using Indonesian-language Twitter data. The study uses a quantitative machine learning-based approach with 1,000 tweets processed through preprocessing and Word2Vec feature extraction stages, then classified using the Multinomial Naïve Bayes algorithm. The results show that the model achieved an accuracy of 56.7% with a sentiment distribution dominated by the neutral class. This indicates that most public opinion is informative and does not explicitly contain positive or negative sentiment. However, the model still has limitations in classifying minority sentiments due to data imbalance. This research contributes to the application of machine learning methods to analyze public perceptions of fiscal policy and provides an empirical picture of public responses based on social media data.

Keywords: Sentiment Analysis, APBN 2025, Naïve Bayes, Word2Vec, Twitter

PENDAHULUAN

Dalam beberapa tahun terakhir, hubungan antara kebijakan fiskal dan persepsi masyarakat menjadi perhatian penting dalam kajian ekonomi politik dan komunikasi digital. Anggaran Pendapatan dan Belanja Negara (APBN) berfungsi sebagai instrumen utama pemerintah dalam mengarahkan pembangunan nasional, menjaga stabilitas ekonomi makro, serta mendukung pemerataan kesejahteraan masyarakat [1]. Dalam implementasinya, kebijakan fiskal tidak hanya dinilai berdasarkan aspek teknis dan ekonomi, tetapi juga dipengaruhi oleh bagaimana kebijakan tersebut dipahami, diterima, dan direspons oleh masyarakat. Persepsi publik terhadap kebijakan fiskal



menjadi faktor penting karena dapat memengaruhi legitimasi pemerintah dan efektivitas pelaksanaan kebijakan.

Menjelang implementasi APBN tahun 2025, pemerintah merancang berbagai kebijakan strategis, seperti peningkatan subsidi bahan pangan, penguatan investasi infrastruktur berkelanjutan, serta digitalisasi tata kelola pemerintahan [2]. Namun, kompleksitas kebijakan tersebut menimbulkan tantangan dalam proses komunikasi publik, khususnya dalam memastikan transparansi dan kepercayaan masyarakat terhadap kebijakan yang diambil. Dalam konteks ini, media sosial menjadi salah satu kanal utama bagi masyarakat untuk mengekspresikan opini, kritik, maupun dukungan terhadap kebijakan pemerintah [3].

Salah satu fenomena yang muncul di media sosial adalah penggunaan tagar #IndonesiaGelap pada platform X (Twitter) sebagai bentuk respons publik terhadap kebijakan APBN 2025. Tagar tersebut digunakan oleh masyarakat untuk menyampaikan kritik terkait berbagai kebijakan fiskal, seperti penyesuaian pajak, pengurangan subsidi, serta efisiensi belanja negara [4], [5]. Tingginya intensitas penggunaan tagar tersebut menunjukkan berkembangnya sentimen publik di ruang digital sekaligus mengindikasikan adanya kesenjangan komunikasi antara pemerintah dan masyarakat [6]. Fenomena ini menunjukkan bahwa media sosial tidak hanya berfungsi sebagai sarana komunikasi, tetapi juga sebagai sumber data yang dapat digunakan untuk memahami persepsi masyarakat terhadap kebijakan publik [6].

Selain itu, tingginya penetrasi media sosial di Indonesia semakin memperkuat relevansi analisis opini publik berbasis platform digital. Data We Are Social menunjukkan bahwa lebih dari 80% masyarakat Indonesia aktif menggunakan media sosial, dengan Twitter menjadi salah satu platform yang berperan penting dalam penyebaran isu sosial, politik, dan ekonomi secara cepat [7], [8]. Kondisi tersebut menjadikan media sosial sebagai sumber data yang potensial untuk melakukan analisis sentimen secara real-time terhadap berbagai kebijakan pemerintah.

Meskipun penelitian mengenai analisis sentimen berbasis media sosial telah banyak dilakukan, sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada penggunaan algoritma klasifikasi tunggal, seperti Naïve Bayes Classifier, tanpa mengoptimalkan representasi fitur semantik teks [9]. Selain itu, penelitian mengenai persepsi publik terhadap kebijakan fiskal di Indonesia, khususnya terkait APBN 2025, masih relatif terbatas. Penelitian terdahulu juga belum banyak memanfaatkan pendekatan *word embedding* seperti Word2Vec untuk menangkap hubungan semantik antar kata secara lebih kontekstual. Padahal, penggunaan Word2Vec mampu merepresentasikan makna kata berdasarkan konteks kemunculannya sehingga dapat meningkatkan kualitas klasifikasi sentimen [10], [11].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kebijakan APBN 2025 melalui tagar #IndonesiaGelap pada media sosial Twitter menggunakan kombinasi metode Word2Vec dan algoritma Naïve Bayes. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran empiris mengenai persepsi masyarakat terhadap kebijakan fiskal pemerintah sekaligus mengevaluasi efektivitas kombinasi metode Word2Vec dan Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen secara lebih akurat dan kontekstual. Selain itu, penelitian ini memiliki kontribusi dalam memperkaya kajian analisis sentimen pada isu kebijakan publik di Indonesia dengan memanfaatkan pendekatan representasi semantik berbasis *word embedding*.

METODOLOGI PENELITIAN

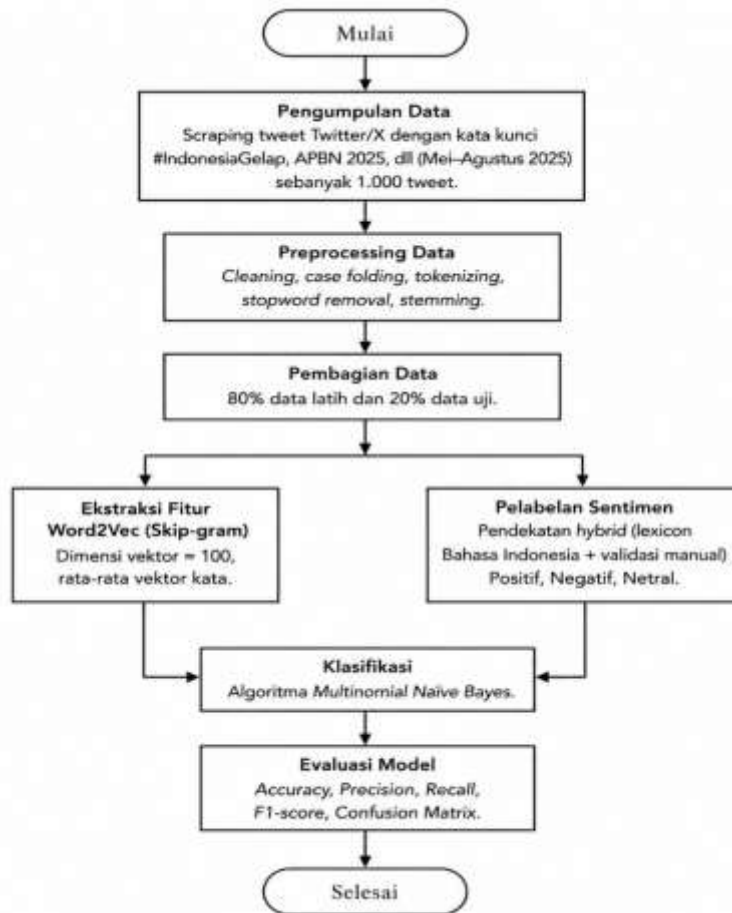
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis sentimen berbasis *machine learning* untuk menganalisis persepsi publik terhadap kebijakan APBN 2025 melalui tagar #IndonesiaGelap pada media sosial Twitter/X. Data dikumpulkan menggunakan teknik *scraping* dengan kata kunci “#IndonesiaGelap”, “APBN 2025”, dan istilah terkait lainnya pada periode Mei hingga Agustus 2025 sebanyak 1.000 tweet berbahasa Indonesia. Data kemudian diseleksi dengan



menghapus duplikasi, *retweet*, spam, dan konten tidak relevan, serta divalidasi secara manual. Tahap *preprocessing* meliputi *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming* untuk menghasilkan teks yang lebih terstruktur.[12].

Tahap berikutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan Word2Vec dengan arsitektur *Skip-gram* dan dimensi vektor sebesar 100. Metode *Skip-gram* dipilih karena mampu menangkap hubungan semantik antar kata dengan baik pada data media sosial yang memiliki variasi kosakata tinggi. Dimensi vektor 100 digunakan karena dinilai cukup optimal dalam merepresentasikan makna kata tanpa meningkatkan kompleksitas komputasi secara berlebihan. Representasi vektor setiap kata kemudian dirata-ratakan untuk membentuk fitur numerik pada setiap tweet [13]. Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan *hybrid*, yaitu kombinasi pelabelan otomatis berbasis *lexicon* sentimen Bahasa Indonesia dan validasi manual untuk mengurangi kesalahan klasifikasi akibat ambiguitas bahasa atau penggunaan istilah informal.

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes dengan pembagian data sebesar 80% sebagai data pelatihan dan 20% sebagai data pengujian. Algoritma Naïve Bayes dipilih karena sederhana, cepat, dan efektif dalam klasifikasi teks berdimensi tinggi. Data diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix* untuk mengukur performa model dalam mengklasifikasikan sentimen.



Gambar 1. Diagram Alur

HASIL DAN PEMBAHASAN



Cleaning (Penghapusan Data)

```
def clean_text(text):  
    text = text.lower()  
    text = re.sub(r"http\S+", "", text)  
    text = re.sub(r"@w+", "", text)  
    text = re.sub(r"#w+", "", text)  
    text = re.sub(r"\d+", "", text)  
    text = text.translate(str.maketrans("", "", string.punctuation))  
    text = text.strip()  
    return text  
  
data['clean_tweet'] = data['Teks'].astype(str).apply(clean_text)  
data[['Teks', 'clean_tweet']].head()
```

Gambar 2. Input Coding Cleaning

Tahap *cleaning* dilakukan untuk membersihkan data mentah hasil *crawling* Twitter/X yang masih mengandung *noise*, seperti URL, *mention*, hashtag yang tidak relevan, simbol, angka, emotikon, dan karakter lainnya yang dapat memengaruhi proses analisis sentimen. Proses ini bertujuan menghasilkan data yang lebih terstruktur dan relevan dengan topik penelitian, yaitu isu #IndonesiaGelap terhadap kebijakan APBN 2025. Selain itu, tahap *cleaning* dilakukan untuk menghilangkan kata atau karakter yang tidak memiliki nilai informasi sehingga kualitas data menjadi lebih baik [14].

Contoh hasil *cleaning* dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Contoh Hasil Cleaning Data

Sebelum Cleaning	Sesudah Cleaning
“@user APBN 2025 bikin rakyat susah 🙄 #IndonesiaGelap https://t.co/abc”	“apbn bikin rakyat susah”
“Harga naik terus!!! #IndonesiaGelap”	“harga naik terus”

	Teks	clean_tweet
0	#1312ACAB #IndonesiaGelap #korupsi #dprbebanne...	
1	astaghfirullah arogan nya ngalahin ibliss #in...	astaghfirullah arogan nya ngalahin ibliss
2	#IndonesiaGelap in#DemokrasiTanpaAnarki in#Dem...	
3	Ril guys, pls dukung banget gue cara apapun ...	ril guys pls dukung banget gue cara apapun b...
4	@hemicahyadi Disaat polisi negara maju pada n...	disaat polisi negara maju pada ngelindungi rak...

Gambar 3. Output Hasil Cleaning

Hasil *cleaning* menunjukkan bahwa data komentar pengguna Twitter yang sebelumnya tidak terstruktur berhasil diolah menjadi teks yang lebih terarah dan mudah diproses pada tahap analisis berikutnya. Proses ini membantu mengurangi *noise* sehingga model dapat mempelajari pola sentimen dengan lebih akurat [15].

Tokenizing

a. Input pada Tokenizing

```
import nltk
nltk.download('punkt_tab')

stop_words = set(stopwords.words('Indonesian'))

def tokenize(text):
    tokens = word_tokenize(text)
    tokens = [word for word in tokens if word not in stop_words]
    return tokens

data['tokens'] = data['clean_tweet'].apply(tokenize)
data[['clean_tweet', 'tokens']].head()

[nltk_data] Downloading package punkt_tab to /root/nltk_data...
[nltk_data] Package punkt_tab is already up-to-date!
```


Gambar 4. Input pada Tokenizing

Tahap *tokenizing* dilakukan dengan memecah kalimat hasil *cleaning* menjadi unit-unit kata (*tokens*). Proses ini bertujuan mengubah teks menjadi bentuk yang lebih terstruktur sehingga setiap kata dapat diproses secara individual pada tahap analisis sentimen [16], [17]. Tokenisasi menjadi dasar dalam proses lanjutan, seperti *stopword removal*, *stemming*, ekstraksi fitur Word2Vec, dan klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes.

Tabel 2. Contoh Hasil Tokenizing

Kalimat	Hasil Tokenizing
“apbn bikin rakyat susah”	[“apbn”, “bikin”, “rakyat”, “susah”]
“harga naik terus”	[“harga”, “naik”, “terus”]

b. Output Tokenizing



	clean_tweet	tokens
0		[]
1	astaghfirullah arogan nya ngalahin ibliss	[astaghfirullah, arogan, nya, ngalahin, ibliss]
2		[]
3	nll guys pls dukung banget gue cara apapun b...	[nll, guys, pls, dukung, banget, gue, apapun...
4	disaat polisi negara maju pada ngelindungi rak...	[disaat, polisi, negara, maju, ngelindungi, ra...

Gambar 5. Output Tokenizing

Hasil tokenisasi menunjukkan bahwa setiap kalimat berhasil dipecah menjadi kata-kata individual sehingga data siap digunakan pada tahap ekstraksi fitur dan pembelajaran model [18]. Dengan token yang lebih terstruktur, proses identifikasi pola sentimen menjadi lebih efektif dan sistematis.

Metode Word2Vec

```
w2v_model = Word2Vec(
    sentences=data['tokens'],
    vector_size=100,
    window=5,
    min_count=2,
    workers=4
)
```

Gambar 6. Implementasi Metode Word2Vec

Pada tahap ini, data teks yang telah melalui proses *preprocessing* diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode Word2Vec agar dapat diproses oleh model klasifikasi. Word2Vec digunakan untuk menangkap hubungan semantik antar kata dengan mengubah setiap kata menjadi vektor numerik. Hal ini sejalan dengan penelitian Purnomo dkk. yang menunjukkan bahwa kualitas representasi fitur berpengaruh terhadap peningkatan performa klasifikasi sentimen [19]. Penelitian ini menggunakan arsitektur *Skip-gram* karena mampu memahami konteks kata dengan lebih baik, terutama pada data media sosial yang memiliki variasi kosakata tinggi. Dengan metode ini, kata-kata yang memiliki konteks serupa akan memiliki kedekatan vektor sehingga model lebih mudah mengenali pola opini masyarakat terkait kebijakan APBN 2025 [20].

Secara analitis, penggunaan Word2Vec membantu meningkatkan kualitas fitur karena model tidak hanya membaca frekuensi kata, tetapi juga memahami hubungan makna antar kata dalam suatu konteks. Hal ini membuat representasi teks menjadi lebih kontekstual dibandingkan metode representasi tradisional berbasis frekuensi kata.

```
positive_words = [  
    'baik', 'bagus', 'hebat', 'mantap', 'sukses', 'maju', 'positif', 'setuju',  
    'adil', 'berhasil', 'senang', 'puas', 'hebat', 'optimal'  
]  
  
negative_words = [  
    'buruk', 'jelek', 'gagal', 'kecewa', 'marah', 'benci', 'rusak', 'korup',  
    'kacau', 'parah', 'bohong', 'jahat', 'tidak adil', 'gelap'  
]
```

Gambar 7. Visualisasi Kata Positif dan Negatif

Visualisasi Word2Vec menunjukkan kata-kata yang memiliki kecenderungan sentimen positif dan negatif berdasarkan hubungan semantik antar kata. Kata dengan kecenderungan positif menunjukkan opini yang mendukung, sedangkan kata negatif merepresentasikan kritik atau penilaian negatif terhadap kebijakan APBN 2025 [21].

Selain itu, visualisasi ini menunjukkan bahwa opini publik terhadap isu APBN 2025 memiliki kecenderungan polaritas yang beragam, sehingga penggunaan Word2Vec membantu model memahami nuansa sentimen secara lebih mendalam dibanding hanya menggunakan pendekatan berbasis frekuensi kata [22].

Labelling

```
# -----  
# 5. FUNGSI LABELING SENTIMEN  
# -----  
def label_sentiment(text):  
    tokens = word_tokenize(text)  
    score = 0  
  
    for word in tokens:  
        if word in positive_words:  
            score += 1  
        elif word in negative_words:  
            score -= 1  
  
    if score > 0:  
        return 'positif'  
    elif score < 0:  
        return 'negatif'  
    else:  
        return 'netral'
```

Gambar 8. Coding Labelling

Pada tahap *labelling*, data hasil *preprocessing* diberikan label sentimen menggunakan pendekatan *lexicon-based* dengan bantuan kamus sentimen Bahasa Indonesia dan fungsi



label_sentimen(text). Proses pelabelan dilakukan berdasarkan skor polaritas (*score*) yang diperoleh dari analisis teks. Jika nilai *score* > 0 maka teks dikategorikan sebagai sentimen positif, jika *score* < 0 maka termasuk sentimen negatif, sedangkan nilai *score* = 0 dikategorikan sebagai sentimen netral [23]. Untuk meningkatkan validitas data, hasil pelabelan otomatis kemudian divalidasi secara manual pada beberapa sampel data guna mengurangi kesalahan klasifikasi akibat ambiguitas bahasa atau penggunaan istilah informal pada media sosial [24].

Tahap pelabelan menjadi bagian penting dalam penelitian karena berfungsi sebagai dasar pembentukan data latih pada model klasifikasi. Selain menghubungkan data hasil *tokenizing* dengan kategori sentimen, proses ini juga memastikan setiap komentar pada dataset *.csv* dapat dikelompokkan sesuai polaritas opini yang terkandung di dalamnya. Namun, proses pelabelan juga memiliki potensi bias, terutama pada tweet yang mengandung sarkasme, ironi, atau makna ganda sehingga dapat memengaruhi hasil klasifikasi sentimen. Oleh karena itu, validasi manual dilakukan untuk meminimalkan bias dan meningkatkan kualitas label data yang digunakan dalam proses pembelajaran model.

Hasil Labelling

```
# -----
# 7. HASIL LABELING
# -----
print(data[['Teks', 'sentimen']].head())
print("\nDistribusi Sentimen:")
print(data['sentimen'].value_counts())
```

Gambar 9. Coding Hasil Labelling

Pada tahap ini dilakukan pengecekan awal terhadap hasil pelabelan dengan menampilkan beberapa data pada dataset menggunakan fungsi *head()*. Dataset memuat dua kolom utama, yaitu kolom teks yang berisi tweet hasil *preprocessing* dan kolom sentimen yang berisi label positif, negatif, atau netral [25]. Tahap ini bertujuan memastikan bahwa proses pelabelan telah berjalan dengan benar sehingga setiap teks memiliki pasangan label sentimen yang sesuai. Pengecekan ini penting untuk meminimalkan kesalahan pada tahap klasifikasi dan evaluasi model.

```
      Teks      sentimen
0  #1312ACAB #IndonesiaGelap #korupsi #dprbebanne...  netral
1  astaghfirullah arogan nya ngalahin ibliss #In...  netral
2  #IndonesiaGelap \n#DemokrasiTanpaAnarki \n#Dem...  netral
3  Rill guys, plis dukung banget gue cara apapun ...  netral
4  @herricahyadi Disaat polisi negara maju pada n...  netral

Distribusi Sentimen:
sentimen
netral      831
negatif     160
positif      14
Name: count, dtype: int64
```

Gambar 10. Output Hasil Labelling

Hasil pelabelan menunjukkan bahwa sebagian besar tweet terkait tagar #IndonesiaGelap dan isu APBN 2025 berada pada kategori sentimen netral. Kondisi ini menunjukkan banyak tweet bersifat informatif atau berupa diskusi umum tanpa ekspresi emosi yang kuat [26]. Distribusi sentimen dapat disajikan dalam bentuk diagram batang atau diagram lingkaran untuk memperjelas perbandingan jumlah data pada masing-masing kelas sentimen.

Dominasi sentimen netral menunjukkan adanya ketidakseimbangan distribusi kelas (*imbalanced dataset*), di mana jumlah sentimen positif dan negatif lebih sedikit dibanding sentimen netral. Kondisi ini dapat memengaruhi performa model karena model cenderung lebih mudah mengenali kelas mayoritas. Oleh karena itu, diperlukan strategi penyeimbangan data, seperti

oversampling, *undersampling*, atau metode SMOTE (*Synthetic Minority Oversampling Technique*) agar model mampu mengklasifikasikan seluruh kelas sentimen secara lebih optimal.

Evaluasi Model

```
print("Akurasi Model:")
print(accuracy_score(y_test, y_pred))

print("\nClassification Report:")
print(classification_report(y_test, y_pred))

# Confusion Matrix
cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)

plt.figure(figsize=(6, 4))
sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues')
plt.xlabel("Prediksi")
plt.ylabel("Aktual")
plt.title("Confusion Matrix")
plt.show()
```

Gambar 11. Hasil Evaluasi Model

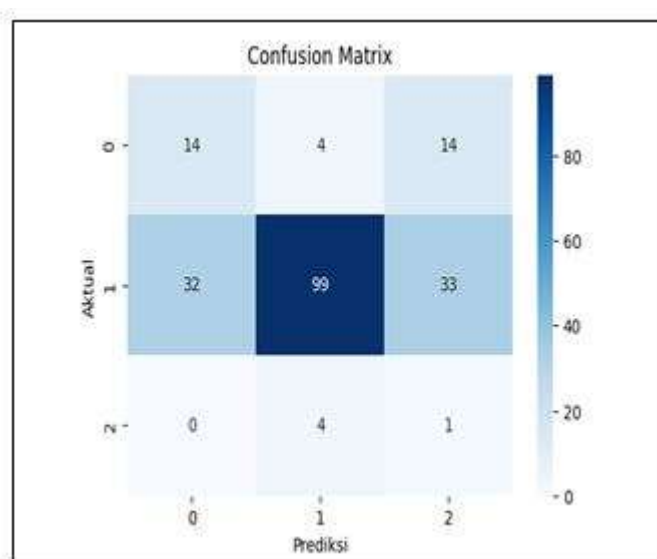
Tahap evaluasi dilakukan dengan membandingkan y_{test} sebagai label aktual dan y_{pred} sebagai hasil prediksi model menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix* [27]. Penggunaan beberapa metrik evaluasi diperlukan karena akurasi saja belum cukup menggambarkan performa model secara menyeluruh, terutama pada dataset yang tidak seimbang

Akurasi Model:				
0.5671541791044776				
Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.30	0.44	0.36	32
netral	0.93	0.60	0.73	164
positif	0.02	0.20	0.04	5
accuracy			0.57	201
macro avg	0.42	0.41	0.38	201
weighted avg	0.88	0.57	0.65	201

Gambar 12. Output Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan hasil pengujian pada Google Colab, model memperoleh nilai akurasi sebesar 0,5671 atau 56,7%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa kombinasi Naïve Bayes dan Word2Vec memiliki kemampuan klasifikasi pada kategori sedang, namun belum optimal. Hasil *classification report* menunjukkan bahwa kelas netral memiliki nilai *precision* tertinggi sebesar 0,93, yang berarti sebagian besar prediksi sentimen netral berhasil diklasifikasikan dengan tepat. Namun, nilai *recall* yang masih rendah menunjukkan bahwa model belum mampu mengenali seluruh data aktual secara optimal. Sementara itu, nilai *F1-score* menunjukkan keseimbangan antara *precision* dan *recall* dalam mengukur performa model pada masing-masing kelas sentimen [20].

Jika dibandingkan dengan penelitian lain, performa model ini masih relatif lebih rendah. Penelitian oleh D. Purnomo dkk yang menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) pada analisis sentimen kebijakan PPN 12% memperoleh akurasi sebesar 78% [19], sedangkan penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 56,7%. Namun, hasil tersebut tetap menunjukkan bahwa kombinasi Naïve Bayes dan Word2Vec mampu digunakan untuk klasifikasi awal opini publik terkait kebijakan APBN 2025.



Gambar 13. Confusion Matrix

Berdasarkan di atas *confusion matrix* menyajikan visualisasi rinci mengenai kinerja model klasifikasi pada data uji. Dominasi nilai pada diagonal utama menunjukkan sebagian besar prediksi model sudah sesuai dengan label sebenarnya [28]. Namun, masih terdapat kesalahan prediksi pada beberapa kelas sentimen, terutama ketika tweet positif atau negatif diprediksi sebagai netral. Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan batas antar sentimen, terutama pada opini yang ambigu atau implisit. Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa kombinasi Naïve Bayes dan Word2Vec cukup efektif digunakan dalam analisis sentimen isu #IndonesiaGelap, meskipun masih diperlukan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan performa klasifikasi.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa kombinasi metode Word2Vec dan algoritma Multinomial Naïve Bayes mampu digunakan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kebijakan APBN 2025 melalui tagar #IndonesiaGelap di media sosial Twitter/X. Hasil analisis menunjukkan bahwa sentimen publik didominasi oleh kategori netral, sedangkan model menghasilkan akurasi sebesar 56,7% dengan performa yang lebih baik dalam mengenali sentimen netral dibandingkan sentimen positif dan negatif. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam penerapan analisis sentimen berbasis media sosial untuk memahami persepsi masyarakat terhadap kebijakan fiskal pemerintah serta dapat menjadi bahan evaluasi dalam meningkatkan komunikasi publik. Namun, penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada jumlah data, ketidakseimbangan kelas sentimen, dan kemampuan model dalam memahami konteks bahasa media sosial. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset yang lebih besar, menerapkan teknik balancing data seperti SMOTE, serta membandingkan performa model dengan algoritma lain seperti SVM atau LSTM untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. R. Fadli, "Memahami desain metode penelitian kualitatif," *Humanika*, vol. 21, no. 1, pp. 33–54, 2021, doi: 10.21831/hum.v21i1.38075.
- [2] R. Safitri, N. Alfira, D. Tamitiadini, W. W. A. Dewi, dan N. Febriani, *Analisis Sentimen:*



- Metode Alternatif Penelitian Big Data*. Google Books, 2021.
- [3] S. Mufidah dan A. Haliq, "Critical discourse analysis of the 'Indonesia Gelap' issue on the Meet Nite Live TikTok account: Dissecting political narratives in the social media era," *TOFEDU Futur. Educ. J.*, vol. 4, no. 5, pp. 1114–1125, 2025.
- [4] F. Adelia, R. Y. Purwoko, dan P. Nugraheni, "Penerapan pembelajaran berdiferensiasi untuk meningkatkan kemampuan numerasi peserta didik kelas X SMK," *J. Pendidik. Integr.*, vol. 5, no. 3, 2024.
- [5] V. Agustina dan A. Herliana, "Analisis sentimen publik atas kebijakan efisiensi anggaran 2025 dengan text mining dan natural language processing," *J. Media Inform.*, vol. 6, no. 3, pp. 2182–2194, 2025.
- [6] H. Irawan dan M. A. Maghriby, "Analisis persepsi publik mengenai resesi ekonomi global 2023 sektor bisnis di media sosial Twitter menggunakan algoritma Naïve Bayes," *Widya Cipta J. Sekr. dan Manaj.*, vol. 7, no. 2, pp. 123–130, 2023.
- [7] B. Darmawan, A. D. Laksito, M. Resa, A. Yudianto, dan A. Sidauruk, "Analisis perbandingan ekstraksi fitur teks pada sentimen analisis kenaikan harga BBM," *Krea-TIF J. Tek. Inform.*, vol. 11, no. 1, pp. 53–63, 2023, doi: 10.32832/krea-tif.v11i1.13819.
- [8] A. Syahri, F. Rahman, D. Putra, dan A. Nugroho, "Analisis sentimen di media sosial X menggunakan algoritma Naïve Bayes," *J. Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 4, pp. 5917–5922, 2025.
- [9] R. Puspitasari dan A. D. Indriyanti, "Analisis sentimen opini publik terhadap kebijakan baru skripsi pada media sosial Twitter menggunakan metode Naive Bayes," *J. Emerg. Inf. Syst. Bus. Intell.*, vol. 5, no. 3, pp. 37–42, 2024, doi: 10.26740/jeisbi.v5i3.61273.
- [10] F. R. Mumtaz, A. Hidayat, B. Prasetyo, dan D. Kurniawan, "Analisis sentimen publik Twitter terhadap kebijakan pemerintah menggunakan metode SVM (studi kasus: program efisiensi anggaran)," *J. Inform.*, vol. 9, no. 4, pp. 5852–5859, 2025.
- [11] B. Liu, *Sentiment analysis and opinion mining*. Morgan & Claypool Publishers, 2012.
- [12] C. D. Manning, P. Raghavan, dan H. Schütze, *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press, 2008.
- [13] D. Jurafsky dan J. H. Martin, *Speech and language processing*. Pearson, 2023.
- [14] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, dan J. Dean, "Efficient estimation of word representations in vector space," *arXiv preprint arXiv:1301.3781*, 2013.
- [15] R. L. Atimi dan N. I. Pradasari, "Model penilaian perangkat lunak e-government untuk rekomendasi pemeliharaan," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 137–145, 2020, doi: 10.26418/jp.v6i2.37986.
- [16] T. Ridwansyah, "Implementasi text mining terhadap analisis sentimen masyarakat dunia di Twitter terhadap Kota Medan menggunakan K-Fold cross validation dan Naïve Bayes classifier," *J. Inform.*, vol. 2, no. 5, pp. 178–185, 2022.
- [17] E. Herdika, S. Aulia, E. Daniati, dan M. Najibulloh, "Perbandingan algoritma machine learning dalam analisis sentimen isu gempa megathrust," *J. Data Sci. Indones.*, vol. 4, no. 2, pp. 117–127, 2025.
- [18] R. Ferdinand, P. Pratama, dan W. Maharani, "Comparative analysis of Naive Bayes and SVM for improved emotion classification on social media," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 11–20, 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i1.29087.
- [19] D. Purnomo, W. Firgiawan, dan N. Nur, "Komparasi algoritma Random Forest, Naïve Bayes, dan SVM pada sentimen kebijakan PPN 12%," *J. Tekno Kompak*, vol. 19, no. 2, 2025, doi: 10.33365/jtk.v19i2.122.
- [20] S. Karnila, H. Kurniawan, D. A. Muktiawan, Y. Septiawan, dan E. Safitri, "Pengenalan sains data untuk meningkatkan literasi data dan kesiapan karier digital siswa sekolah," *J. Pengabd. Pendidik.*, vol. 9, no. 4, pp. 1–8, 2025.
- [21] B. R. Silvana, "Penerapan metode pemrograman berorientasi objek pada bahasa pemrograman



- Python dalam merancang aplikasi praktik mandiri bidan,” 2025, doi: 10.13140/RG.2.2.17224.64000.
- [22] M. Ismail, N. Hassan, dan S. S. Bafjaish, “Comparative analysis of Naive Bayesian techniques in health-related classification tasks,” *Int. J. Adv. Comput. Sci.*, vol. 2, pp. 1–10, 2020.
- [23] R. F. Pramesti, A. A. Firdaus, K. Yulita, dan M. Thoyyibah, “Analisis efisiensi APBN era Prabowo: Kajian ekonomi dan analisis sentimen publik,” *Jesya (J. Ekon. dan Ekon. Syariah)*, vol. 8, no. 2, pp. 1147–1161, 2025, doi: 10.36778/jesya.v8i2.
- [24] M. Chaerul, Septiadi, dan G. Triyono, “Analisis sentimen kebijakan pembatasan subsidi bahan bakar minyak di Indonesia tahun 2024 menggunakan algoritma klasifikasi,” *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, 2025, doi: 10.52436/1.jpti.825.
- [25] A. Clairine, E. I. D. Lestari, dan E. N. Wiyono, “Ekspresi keresahan pemuda melalui media sosial: Studi kritik terhadap narasi Indonesia Gelap,” *Moderasi J. Stud. Ilmu Pengetah. Sos.*, vol. 6, no. 1, pp. 36–51, 2025.
- [26] G. I. A. Sabda dan A. Fahrudin, “Analisis sentimen pada komentar video YouTube KOMPASTV terhadap aksi mahasiswa menolak pemangkasan anggaran pendidikan,” *J. Ilmu Komun. dan Bisnis*, vol. 10, no. 2, pp. 197–213, 2025.
- [27] C. Juditha dan J. J. Darmawan, “Program makan bergizi gratis: Framing pemberitaan di portal berita dan sentimen netizen di media sosial,” *J. Stud. Komun. dan Media*, vol. 29, no. 2, pp. 165–180, 2025, doi: 10.31445/jskm.v29i2.
- [28] N. A. Aban dan C. I. Ratnasari, “Pemodelan topik cuitan tentang Danantara menggunakan BERTopic teroptimasi UMAP dan HDBSCAN,” *Rabit J. Teknol. dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 11, no. 1, pp. 1160–1174, 2026.

