

ANALISIS CENTRALITY DAN SENTIMENT PERCAKAPAN TWITTER(X) TERKAIT GIBRAN MENGGUNAKAN SNA DAN VADER

Evangs Mailoa*¹⁾, Ayuquinn Astuticein Fairiani²⁾

1. Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, Indonesia
2. Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Analisa Sentiment; Analisa Centrality; Analisis Jaringan Sosial; Vader Sentiment

Keywords: Sentiment Analysis, Centrality Analysis, Social Network Analysis, Vader Sentiment

Article history:

Received 12 Oktober 2024

Revised 19 November 2024

Accepted 27 Desember 2024

Available online 15 March 2025

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v10i2.6099>

* Corresponding author.

Corresponding Author

E-mail address:

*evangs.mailoa@uksw.edu

ABSTRAK

Pemilihan Umum adalah momen krusial untuk memilih presiden yang diadakan setiap 5 tahun. Selama periode kampanye pemilu yang berlangsung selama 75 hari, dari 28 November hingga 10 Februari 2024, Gibran menjadi topik populer di Twitter(X). Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi aktor yang paling berpengaruh dalam pencarian kata "Gibran" dan untuk mengetahui sentimen yang paling mendominasi antara positif, negatif, atau netral dalam percakapan di Twitter (X). Metode yang digunakan adalah Social Network Analysis (SNA) dan Vader Sentiment. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akun @gibran_tweet memiliki nilai OutDegree sebesar 66 dan InDegree sebesar 640. Hal ini mengindikasikan bahwa @gibran_tweet adalah aktor berpengaruh karena merupakan salah satu pengguna aktif di Twitter (X) dan sempat menjadi trending. Dalam postingan yang beredar, terdapat cuitan positif 458 (4,09%), negatif 471 (4,20%) dan netral 10.272 (91,71%). Hal tersebut berindikasi bahwa sentiment yang dominan adalah netral. Namun, sentimen yang beredar di masyarakat tidak mempengaruhi hasil pemilu yang telah diumumkan oleh KPU.

ABSTRACT

The General Election is a crucial moment for electing the president, held every 5 years. During the 75-day election campaign period, from November 28 to February 10, 2024, Gibran became a popular topic on Twitter (X). This research aims to identify the most influential actors in the search for the word "Gibran" and to determine the most dominant sentiment among positive, negative, or neutral in Twitter (X) conversations. The methods used are Social Network Analysis (SNA) and VADER Sentiment Analysis. The research results show that the account @gibran_tweet has an OutDegree value of 66 and an InDegree value of 640. This indicates that @gibran_tweet is an influential actor, as it is one of the active users on Twitter (X) and once trended. Among the circulating posts, there were 458 positive tweets (4.09%), 471 negative tweets (4.20%), and 10,272 neutral tweets (91.71%). This indicates that the dominant sentiment is neutral. However, the sentiments circulating in the community did not affect the election results announced by the General Election Commission (KPU).

I. PENDAHULUAN

Pemilu atau pemilihan umum adalah proses memilih individu yang akan menempati posisi pemerintahan. Pemilu merupakan contoh konkret dari demokrasi prosedural. Meskipun demokrasi tidak identik dengan pemilihan umum, pemilihan umum adalah komponen penting dalam demokrasi yang harus dijalankan secara demokratis “[1].” Pemilu adalah tahap penting dalam pemilihan presiden, di mana menurut Pasal 22E ayat (1) UUD 1945, Pemilu dilakukan setiap lima tahun sekali dimana dalam penyelenggaraan harus dilaksanakan secara langsung, umum, bebas, rahasia, jujur, dan adil. Pemilu presiden dan wakil presiden telah dilaksanakan pada 14 Februari 2024. Salah satu tahapan menjelang pemilu adalah masa kampanye, yang dimulai pada 28 November 2023 hingga 10 Februari 2024, berlangsung selama 75 hari “[2].” Oleh karena itu, pemilu menjadi salah satu topik utama perbincangan di kalangan masyarakat Indonesia. Diskusi tersebut terlihat melalui cuitan

- cuitan di aplikasi *Twitter* atau *X*. Prabowo Subianto selaku ketua umum Partai Gerindra pada Oktober 2023 secara resmi mengumumkan Gibran Rakabuming Raka sebagai bakal calon wakil presidennya “[3].” Berita tersebut membuat nama Gibran Rakabuming Raka menjadi sorotan dan menjadi *trending topic* Indonesia di Aplikasi *Twitter* atau *X* “[4].” Berbagai tanggapan dan pandangan pro maupun kontra bermunculan di masyarakat, terlebih khususnya kaum muda “[5].” Menjelang pelantikan Presiden dan Wakil Presiden mendatang, masyarakat terlebih khususnya anak muda generasi Z dituntut untuk meningkatkan tingkat kewaspadaan mengenai berita – berita yang tersebar.

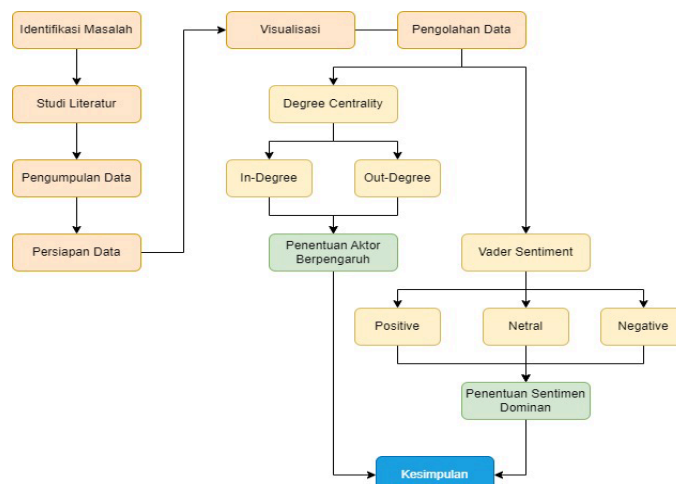
Berdasarkan penjabaran di atas, pencarian nama gibran dan sentiment publik menjadi objek menarik untuk diteliti. Penulis akan melakukan penelitian dengan tujuan untuk mengidentifikasi aktor atau akun yang paling berpengaruh serta menganalisis sentimen publik yang beredar di masyarakat melalui media sosial *Twitter* atau *X* terkait perbincangan yang ramai mengenai Gibran. Penelitian ini akan menggunakan metode *Social Network Analysis* dan *Vader Sentiment*. *Social Network Analysis* adalah sebuah metode menggunakan teori graf untuk menjelaskan dan mempelajari hubungan manusia “[6].” Dengan menggunakan teori graf, hubungan sosial dipandang melalui perspektif teori jaringan, di mana terdapat *node* mewakili individu dan *edge* mewakili hubungan antar mereka. Secara keseluruhan, jaringan sosial adalah peta yang terdiri dari banyak individu dengan relasi di antara mereka “[7].” Kelebihan dari metode SNA, yaitu dapat memberikan visualisasi yang jelas dan intuitif dari hubungan sosial melalui graf, dapat menganalisis hubungan yang kompleks antara banyak individu atau entitas, serta dapat mengidentifikasi individu atau entitas yang memiliki peran dalam jaringan yang tidak mudah terdeteksi dengan metode lain “[8].” Pada penelitian ini, SNA akan menganalisis relasi antar node (aktor) dari tweet yang dibuat terkait pencarian kata Gibran sehingga akan didapatkan akun yang paling berpengaruh. VADER (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*) adalah model analisis sentimen yang dirancang untuk menentukan polaritas sentimen dalam teks, yaitu apakah teks tersebut bersifat positif, negatif, atau netral “[9].” VADER bekerja menggunakan kamus leksikon yang terdapat kata-kata dengan nilai sentimen positif, negatif atau netral. Setiap kata dalam kamus diberikan skor sentimen antara -4 (sangat negatif) hingga +4 (sangat positif). VADER memiliki keunggulan, yaitu sangat efektif untuk teks pendek dan informal, seperti tweet atau komentar media sosial, karena mempertimbangkan konteks linguistik dan gaya bahasa informal “[10].” Pada penelitian ini Vader akan menghitung skor sentimen keseluruhan pada tweet dengan pencarian terkait Gibran. Sehingga akan didapatkan hasil sentimen dominan yang beredar di masyarakat.

Dalam penelitian ini untuk mencari Aktor yang paling berpengaruh, mengacu pada penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Elifas Gavra Harnanda tahun 2023 dengan judul Analisis Node dengan Metode Degree Centrality dan Sentiment Analysis dalam Acara G20 Indonesia di Twitter dan penelitian oleh Denise Sheryl Adilla tahun 2023 berjudul Analisis Akun Twitter Berpengaruh Terkait Serangan Cyber Bjorka menggunakan Metode Social Network Analysis “[11][12].” Kedua penelitian tersebut menggunakan metodologi yang sama untuk mengidentifikasi akun Twitter yang paling berpengaruh dengan metode Analisis Jaringan Sosial atau Social Network Analysis (SNA). Penelitian ini akan menggunakan SNA namun pada objek penelitian yang berbeda, yaitu Gibran sebagai kata pencarian (*keyword*). Pemilihan penggunaan metode SNA dalam penelitian ini karena terbukti bahwa SNA menjadi alat yang berguna dalam identifikasi Aktor yang paling berpengaruh. Oleh karena itu, metode ini digunakan kembali untuk menganalisis aktor yang paling berpengaruh namun dengan studi kasus lain, yaitu pencarian kata Gibran.

Penelitian ini juga merujuk pada penelitian lain yang dilakukan oleh Januar Mansur tahun 2019 berjudul Analisis Pendapat Publik Terhadap Publicfigure Dengan Menggunakan Metode Naive Bayes dan penelitian berjudul Analisis Sentimen Terhadap Tokoh Publik Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM) yang dilakukan oleh Ilham Taufik “[13][14].” Kedua penelitian ini memiliki objek penelitian yang sama yaitu meneliti sentimen terhadap Public Figure atau Tokoh Publik akan tetapi dengan metodologi yang berbeda. Pada penelitian ini juga akan dilakukan penelitian mengenai sentimen publik terhadap tokoh publik, yaitu Gibran. Namun, penelitian ini akan mencoba menggunakan metode lain, yaitu *Vader Sentiment*. Pemilihan penggunaan metode VADER karena lebih cocok untuk teks informal seperti media sosial, dimana tidak dapat ditangani dengan baik oleh Naive Bayes atau SVM tanpa *preprocessing* dan *feature engineering* yang ekstensif.

Diharapkan melalui penelitian ini, dapat diketahui aktor yang berpengaruh dan sentimen publik yang sedang beredar, sehingga masyarakat terlebih khususnya generasi muda dapat lebih memahami bagaimana opini dan sentimen dipetakan dan dianalisis untuk meningkatkan kesadaran tentang pengaruh media sosial dalam pembentukan opini publik serta dapat membuat keputusan yang lebih baik dan berbasis informasi menjelang pelantikan presiden dan wakil presiden 2024 mendatang.

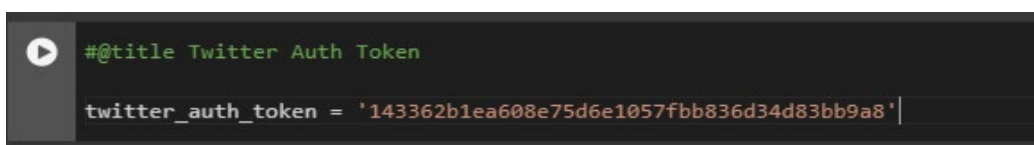
II. METODE PENELITIAN



Gambar. 1. Diagram Tahapan Penelitian

Beberapa tahapan dalam penelitian ini, diantaranya dapat dilihat pada Gambar 1. Tahap pertama, Identifikasi Masalah untuk penentuan suatu masalah penelitian. Proses identifikasi masalah dilakukan dengan mengobservasi fenomena yang sedang terjadi. Fenomena tersebut yang menjadi latar belakang dilakukannya penelitian “[15].” Tahap kedua, Studi Literatur dimana peneliti melihat jurnal terdahulu yang berkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan. Jurnal tersebut menjadi referensi atau acuan dalam penelitian yang akan dilakukan.

Tahap ketiga, Pengumpulan Data dilakukan dengan tujuan mengumpulkan data yang akan diteliti dengan cara pengambilan sampel berupa tweets pada Twitter (X) dengan kata kunci “Gibran”. Pengambilan data dilakukan selama seminggu, yaitu 1 - 7 Desember 2023 menggunakan *coding crawling* yang disiapkan dalam format python(py). Kriteria pengambilan data pencarian kata gibran diantara lain tweet dengan menggunakan Bahasa Indonesia, limit per hari 3000 tweet, dan tweet diambil juga dari *retweet* dan balasan tweet. Proses penting dalam tahap ini yaitu memasukkan authentication token, menginstal library pandas dan menginstal node.js. Proses Authentication token sebagai tanda penghubung ke halaman pencarian Twitter “[16].” Library pandas adalah package Python yang berfungsi untuk manipulasi dan analisis data. Pandas menyediakan struktur data seperti Data Frame yang memudahkan pengolahan dan penyajian data secara efisien. Sedangkan node.js, perlu diinstal karena *Tweet-Harvest* dibuat dengan menggunakan Node.js. *Tweet-Harvest* merupakan alat yang memiliki kemampuan untuk mengumpulkan data-data dalam jumlah besar yang dapat dijalankan melalui *Command Line Interface* (CLI) dengan hanya membutuhkan *auth_token* “[17].” Proses penting dalam pengambilan data dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.



Gambar. 2. Authentication Token

```
# Import required Python package
!pip install pandas

# Install Node.js (because tweet-harvest built using Node.js)
!sudo apt-get update
!sudo apt-get install -y ca-certificates curl gnupg
!sudo mkdir -p /etc/apt/keyrings
!curl -fsSL https://deb.nodesource.com/gpgkey/nodesource-repo.gpg.key | sudo gpg --dearmor -o /etc/apt/keyrings/nodesource.gpg

!NODE_MAJOR=20 && echo "deb [signed-by=/etc/apt/keyrings/nodesource.gpg] https://deb.nodesource.com/node_$NODE_MAJOR.x nodistro main" | sudo tee /etc/apt/sources.list.d/nodesource.list
```

Gambar. 3. Instal Pandas dan Node.js

Tahap keempat, Persiapan Data yang mana pada tahap ini dilakukan penggabungan data yang telah di crawling dan pembersihan data. Data yang telah di crawling harus digabungkan terlebih dahulu sebelum diolah. Penggabungan data tersebut menggunakan Command Prompt dengan formula (1)

GET-CONTENT*.CSV|SET-CONTENT-PATHDATAGABUNG.CSV

(1)

Note :

- Get-Content *.csv : membaca isi dari semua file dengan ekstensi .csv
- | (pipeline) : mengalirkan keluaran dari perintah Get-Content ke Set-Content
- Set-Content : menulis isi yang dibaca dari file-file csv ke dalam file yang baru
- Path : menentukan file tujuan

Pada tahap keempat ini terdapat beberapa proses pada Gambar 4-7 yang dilakukan, diantaranya *Cleaning*, *Case Folding and Tokenization*, *Filltering/Stopword Removal*, *Steaming*. *Cleaning* untuk menghapus data yang sama (*double*), *url*, *html*, *emoji*, *number*, *symbols*. *Case Folding and Tokenization* digunakan untuk membuat semua data menjadi huruf kecil (*lower case*) serta membuat tulisan menjadi angka. *Filltering/Stopword Removal* adalah proses untuk menghapus kata yang tidak penting berdasarkan Kamus NLTK. NLTK (*Natural Language Toolkit*) adalah pustaka atau toolkit dalam bahasa pemrograman Python yang berfungsi untuk memproses dan menganalisis data bahasa alami “[17].” Proses terakhir merupakan proses *Stemming* Data yang digunakan untuk menghapus kata-kata yang berimbuhan dan membuat kembali menjadi kata dasar.

```
import re
import string
import nltk

def remove_URL(tweet):
    url = re.compile(r'https?://\S+|www.\S+')
    return url.sub('', tweet)

def remove_html(tweet):
    html = re.compile(r'<.*?>')
    return html.sub('', tweet)

def remove_emoji(tweet):
    emoji_pattern = re.compile("["
        u"\U0001F600-\U0001F64F"
        u"\U0001F300-\U0001F5FF"
        u"\U0001F680-\U0001F6FF"
        u"\U0001F1E0-\U0001F1FF"
        "]+", flags=re.UNICODE)
    return emoji_pattern.sub('', tweet)

def remove_angka(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

def remove_punct(tweets):
    translator = str.maketrans('', '', string.punctuation)
    return tweets.translate(translator)

df['cleasing'] = df['full_text'].apply(lambda x: remove_URL(x))
df['cleasing'] = df['cleasing'].apply(lambda x: remove_html(x))
df['cleasing'] = df['cleasing'].apply(lambda x: remove_emoji(x))
df['cleasing'] = df['cleasing'].apply(lambda x: remove_punct(x))
df['cleasing'] = df['cleasing'].apply(lambda x: remove_angka(x))

df.head(411)
```

Gambar. 4. Proses *Cleaning*

```
df['Tokenization and Case Folding'] = df['cleasing'].apply(lambda x: x.lower().split())  
df.head(411)
```

Gambar. 5. Proses *Case Folding and Tokenization*

```
[ ] from nltk.corpus import stopwords  
nltk.download('stopwords')  
stop_words = stopwords.words('indonesian')
```

Gambar. 6. Proses *Filtering/Stopword Removal*

```
factory = StemmerFactory()  
stemmer = factory.create_stemmer()  
  
def stem_text(text):  
    return [stemmer.stem(word) for word in text]  
  
df['stemming_data'] = df['Filtering/stopword removal'].apply(lambda x: ' '.join(stem_text(x)))  
df.head(411)
```

Gambar. 7. Proses *Steaming*

Tahap kelima, Visualisasi dan Pengolahan Data, yaitu tahap visualisasi untuk memudahkan dalam melihat data secara menyeluruh serta Pengolahan Data untuk mengolah data. Pada tahap Visualisasi, dilakukan menggunakan metode LGL dan DrL. LGL adalah algoritma yang bisa digunakan untuk memvisualisasikan jaringan besar dengan ratusan ribu simpul dan jutaan sisi secara dinamis. LGL menggunakan tata letak yang diatur oleh gaya dan dipandu oleh pohon rentang minimal dari jaringan untuk membuat koordinat bagi simpul-simpul dalam dua atau tiga dimensi. Hasilnya kemudian bisa divisualisasikan dan dinavigasi secara interaktif dengan program pendukung. Kelebihan dari LGL adalah efisien dalam menyebarkan label dengan memanfaatkan hubungan antar node, sehingga sangat cocok untuk data terstruktur. Selain itu, algoritma ini robust terhadap noise karena proses penyebaran label berdasarkan konektivitas, yang bermanfaat dalam konteks data sosial yang sering tidak sempurna. Namun, LGL mempunyai kekurangan yaitu penurunan kinerja jika data tidak memiliki struktur jaringan yang kuat dan kurang efektif untuk diterapkan pada data non-jaringan atau yang berbentuk tabular “[18].”

DRL Layout (*Distributed Recursive Layout*) adalah algoritma tata letak graf yang dirancang untuk memvisualisasikan jaringan besar dengan cara yang efisien. Algoritma ini bekerja dengan membagi graf besar menjadi bagian-bagian yang lebih kecil, mengatur setiap bagian secara terpisah, dan kemudian menggabungkan bagian-bagian tersebut kembali menjadi satu visualisasi lengkap. Proses ini dilakukan secara rekursif dan terdistribusi, memungkinkan penanganan jaringan dengan jumlah simpul dan sisi yang sangat besar. Kelebihan dari DrL yaitu mampu beradaptasi dan belajar dari pengalaman interaksi, yang berguna untuk menganalisis perubahan sentimen seiring waktu, serta memiliki kemampuan jaringan saraf dalam untuk mengenali pola dari data kompleks, meningkatkan efektivitas analisis sentimen. Sedangkan kekurangan dari DrL adalah memiliki kompleksitas yang tinggi sehingga dalam pengimplementasiannya memerlukan pemahaman mendalam dan sering kali lebih rumit. Selain itu, DRL memerlukan banyak data interaksi dan waktu pelatihan yang lama untuk mencapai hasil optimal, serta penyesuaian hyperparameter yang dapat menjadi tantangan “[19].”

Sementara pada tahap pengolahan data, akan dilakukan metode *SNA* dengan menggunakan tools *Netlytic* untuk mengetahui Aktor paling berpengaruh dan metode *Vader* untuk mengetahui Sentiment dominan apakah yang sedang beredar di Masyarakat melalui percakapan di *Twitter*. Tahap terakhir, Kesimpulan yang bertujuan untuk membuat kesimpulan dengan melihat dari keseluruhan akun atau aktor (node) yang memiliki nilai tertinggi sehingga dapat disimpulkan aktor mana yang paling berpengaruh dan melihat dari grafik sentiment secara menyeluruh untuk menentukan sentiment apakah yang sedang beredar, cenderung kearah positif, negatif, atau netral.

Berdasarkan penjabaran diatas, penelitian ini dilakukan dengan menggunakan metode Analisis Jaringan

Social (SNA) yaitu Degree Centrality dalam penentuan aktor yang paling berpengaruh dan metode Vader Sentiment untuk mengetahui sentiment positif, negative, atau netral “[20][21].” Beberapa elemen yang terdapat dalam SNA dapat dilihat pada Tabel I, yaitu: “[22].”

TABEL I
 ELEMEN DAN PENGERTIAN SNA

Elemen	Pengertian
Node	Aktor – actor dalam suatu jaringan sosia yang saling berhubungan
Edges	Hubungan antara beberapa actor (Node)
Centrality	Proses menghitung hubunan antar aktor dalam suatu jaringan sosial

A. Degree Centrality

Degree centrality merupakan bagian dari Analisis Jaringan Sosial (SNA), yaitu metode yang digunakan untuk menghitung jumlah koneksi atau interaksi yang dimiliki oleh sebuah aktor (*node*). Metode ini menentukan jumlah koneksi masuk ke *node* (*InDegree*) dan koneksi keluar dari *node* (*OutDegree*). *InDegree* dihitung dari banyaknya balasan atau *retweet* yang diterima oleh seorang aktor, sedangkan *OutDegree* dihitung dari banyaknya balasan atau *retweet* yang diberikan oleh aktor. Perhitungan Degree Centrality dilakukan menggunakan persamaan (2) “[23].”

$$(Ni) = d(Ni) = \sum_{j=1}^n Xij (i \neq j) \tag{2}$$

Note :

Ni : Jumlah koneksi menuju sebuah node

Xij : Jumlah koneksi yang dimiliki oleh sebuah node dengan node lainnya dalam suatu jaringan

B. Vader Sentiment

VADER (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*) adalah sebuah model untuk menganalisis sentimen yang bertujuan menilai polaritas sentimen dalam teks, yakni apakah teks tersebut bernuansa positif, negatif, atau netral. Model ini memadukan metode berbasis aturan dengan pendekatan leksikal untuk menilai sentimen dengan tingkat akurasi yang tinggi, bahkan pada teks yang menggunakan bahasa umum di media sosial seperti slang, akronim, dan emotikon “[24].”

Beberapa proses Vader Sentiment yang dapat dilihat pada Gambar 8-11. Pada Gambar 8 menunjukkan proses penyiapan lingkungan mulai dari menginstal pustaka, mengimport pustaka sampai pada inialisasi analyzer. Proses ini dilakukan akan nantinya dapat dilakukan analisis sentiment dari teks. Proses pada Gambar 9 adalah menganalisis sentiment untuk setiap teks dalam kolom *stmming_data* serta mengekstrak *compound scores* dan menyimpan dalam kolom baru *compound_scores*. Gambar 10 memperlihatkan proses pengkategorian setntimen menjadi 3 kelas, yaitu Negatif, Netral, dan Positif. Proses terakhir pada Gambar 11 adalah proses memvisualisasikan jumlah tweet berdasarkan sentimen yang telah dianalisis dan dikategorikan (Negatif, Netral, Positif).

```
!pip install VaderSentiment
from vaderSentiment.vaderSentiment import SentimentIntensityAnalyzer
analyser = SentimentIntensityAnalyzer()
```

Gambar 8. Penyiapan Lingkungan

```
[ ] scores = [analyser.polarity_scores(x) for x in df ['stemming_data']] # Correct method name is 'polarity_scores'
df['compound_scores'] = [x['compound'] for x in scores]
df.head(5)
```

Gambar 9. Analisis teks dan Ekstrak Compound

```
[ ] df.loc[df['compound_scores'] < 0, 'Sentiments'] = 'Negatif'
df.loc[df['compound_scores'] == 0, 'Sentiments'] = 'Netral'
df.loc[df['compound_scores'] > 0, 'Sentiments'] = 'Positif'
df.head(5)
```

Gambar 10. Pengkategorian 3 kelas Sentimen

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

sentiment_count = df['Sentiments'].value_counts()

sns.set_style('whitegrid')

fig, ax = plt.subplots(figsize=(6, 4))
ax = sns.barplot(x=sentiment_count.index, y=sentiment_count.values, palette='pastel')
plt.title('Jumlah Analisis Sentiment', fontsize=14, pad=20)
plt.xlabel('Class Sentiment', fontsize=12)
plt.ylabel('Jumlah Tweet', fontsize=12)

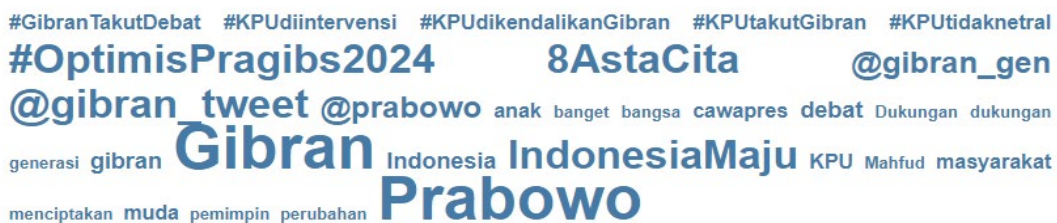
for i, count in enumerate(sentiment_count.values):
    ax.text(i, count+0.10, str(count), ha='center', va='bottom')

plt.show
```

Gambar. 11. Proses *Steaming*

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Total data yang terkumpul dari *crawling* sebanyak 25289 tweet. Selanjutnya dilakukan tahap persiapan data dimana terdapat beberapa proses yang telah dijelaskan pada Metode Penelitian, didapati data yang dapat diolah sebanyak 11206 data dapat dilihat pada Tabel II. Tabel II menunjukkan terdapat data sebanyak 2158 akun atau actor dengan 11206 cuitan-cuitan yang di dalamnya terkandung kata “Gibran”. Data tersebut juga menunjukkan bahwa ada total *Nodes* sebanyak 55074 dan *Edges* sebanyak 44808. Dari data tersebut, terdapat beberapa kata yang berkaitan dengan pencarian “Gibran” dapat dilihat pada Gambar 12. Data tersebut kemudian diolah menggunakan layout LGL dan DrL. Tujuan dari proses ini adalah untuk menyusun node (aktor) sehingga membentuk visualisasi pola yang terstruktur dengan garis jaringan yang jelas antara satu node dengan yang lain. Hal ini dapat membantu dalam pemahaman hubungan antar aktor. Visualisasi layout LGL ditunjukkan pada Gambar 13 sedangkan visualisasi layout DrL pada Gambar 14. Kedua layout visualisasi tersebut mengilustrasikan bagaimana jaringan komunikasi terbentuk, dengan informasi jaringannya disajikan dalam tabel III.



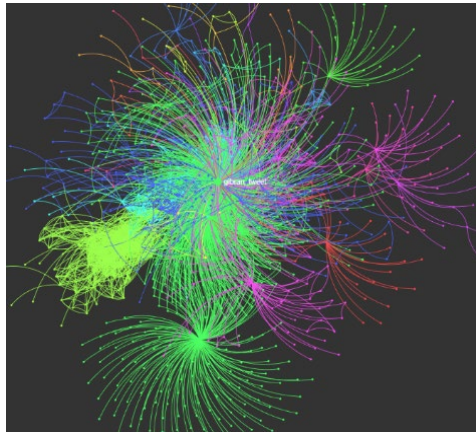
Gambar. 12. Word Clouds Pencarian Kata Gibran

TABEL II
 HASIL PENGAMBILAN DATA

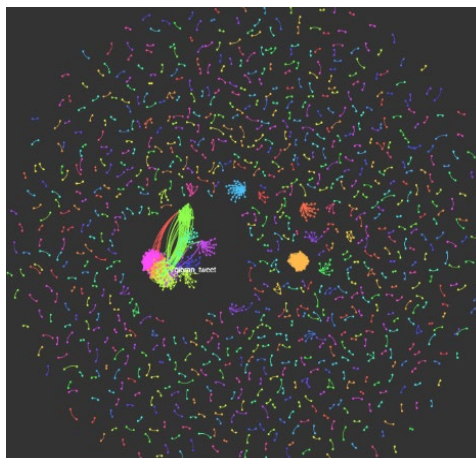
Akun	Tweet	Nodes	Edges
2158	11206	55074	44808

TABEL III
 OVERVIEW JARINGAN

Diameter	Density	Centralization	Modularity
78	0.003350	0.318600	0.544600



Gambar. 13. Visualisasi Layout LGL



Gambar. 14. Visualisasi Layout DrL

Data tersebut menunjukkan bahwa jarak terjauh antara dua peserta dalam jaringan (diameter) adalah 78, yang berarti diperlukan 78 node untuk berpindah dari satu sisi jaringan ke sisi lainnya. Lalu ada *Density* sebesar 0.003350 yaitu kepadatan dimana menggambarkan seberapa dekat peserta dalam suatu jaringan. *Density* mendekati nol mengindikasikan bahwa hampir tidak ada koneksi antar orang dalam jaringan. Data juga menunjukkan nilai *Centralization* sebesar 0.318600. Nilai ini mendekati 0, yang mengindikasikan bahwa aliran informasi lebih bebas di antara banyak peserta. Kemudian ada *Modularity* yang berfungsi sebagai alat untuk menentukan apakah *cluster* yang ditemukan mencerminkan komunitas yang berbeda dalam jaringan. Nilai modularitas yang tinggi menunjukkan pembagian yang lebih jelas antara komunitas - komunitas tersebut. Sebaliknya, nilai modularitas yang rendah, khususnya kurang dari 0.5, menunjukkan adanya tumpang tindih antar cluster. Dari data tersebut, kemudian diolah menjadi 2 bagian penting, yaitu Analisis *Centrality* dan Analisis Sentimen.

A. Analisis Centrality

SNA merupakan bagian dari Analisis *Centrality* yang dilakukan untuk mengidentifikasi aktor yang memiliki peran atau pengaruh paling signifikan dalam suatu jaringan (*Network*). Analisis *Centrality* dilakukan dengan menggunakan tools *Netlytic*. *Netlytic* adalah platform perangkat lunak online berbasis cloud yang digunakan untuk melakukan analisis teks dan pola jaringan sosial di media sosial. Platform ini secara otomatis dapat mengumpulkan data, menarik kesimpulan, dan mengidentifikasi pola komunikasi di media social “[25].” Prosedur penggunaan *Netlytic* dimulai dengan membuat akun, kemudian mengimpor data yang akan dianalisis “[26].” *Netlytic* mampu secara otomatis membangun jaringan berdasarkan nama akun Twitter dan menghasilkan data yang dapat digunakan untuk analisis pada tingkat sistem dan individu “[27].” Pada Tabel IV dapat dilihat Nilai *Degree Centrality* dari 10 Aktor paling berpengaruh dengan pencarian Gibran pada aplikasi X.

TABEL IV
 NILAI – NILAI DEGREE CENTRALITY 10 AKTOR PALING BERPENGARUH

No	Aktor	In Degree	Out Degree
1	gibran_tweet	640	66
2	prabowo	344	40
3	gibran_gen	190	2
4	are_inismyname	38	39
5	bengkeldodo	54	40
6	dahnilarzar	65	5
7	jokowi	49	19
8	kpu_id	54	7
9	ganjarpranowo	51	9
10	kimbely_2024	30	27

Pada tabel IV dapat dilihat bahwa aktor yang berpengaruh dengan pencarian mengenai kata Gibran ada pada aktor gibran_tweet. Meskipun *OutDegree* dari aktor adalah 66, tetapi aktor ini memiliki *InDegree* sebesar 640. Hal ini tentu saja sangat wajar bisa terjadi dikarenakan topik pembicaraan dengan pencarian Gibran mengarah pada Aktor tersebut. Pada saat data ini diambil, perbincangan mengenai sang Aktor lagi hangat diperbincangkan karena telah resmi menjadi calon wakil presiden Indonesia dimana ada beberapa hal yang menjadi perbincangan mengenai Gibran seperti yang terlihat pada Gambar 2. Mengacu pada Gambar 2, diambil 10 kata yang sering digunakan dengan pencarian kata “Gibran” dapat dilihat pada Tabel V.

TABEL V
 KATA YANG SERING DIGUNAKAN

No	Aktor	Jumlah Post
1	gibran	1847
2	prabowo	850
3	KPUdiintervensi	836
4	GibranTakutDebat	836
5	KPUtidaknetral	836
6	KPUtakutGibran	836
7	KPUdikendalikanGibran	836
8	IndonesiaMaju	727
9	OptimisPragibs	727
10	AstaCita	727

Berdasarkan Tabel V diatas, dapat dilihat bahwa postingan dengan kata gibran sebanyak 1.847 *tweet*. Sementara di posisi kedua ada Prabowo yang mana dapat diketahui bahwa Prabowo merupakan pasangan dari Gibran. Sedangkan untuk kata nomor 3 - 7 merupakan postingan yang berhubungan dengan pencalonan Gibran sebagai wakil presiden dimana seperti yang diketahui sebelumnya bahwa umur yang diperbolehkan untuk mencalonkan diri untuk ikut sebagai calon wakil presiden yaitu 40 tahun. Namun, Gibran masih berumur 36 tahun yang artinya tidak dapat mencalonkan diri. Sehingga Gibran menjadi *trending* karena adanya perubahan pada persyaratan pencalonan wakil presiden.

Selanjutnya berdasarkan Tabel VI ada 5 aktor yang memiliki nilai *In-Degree Centrality* tertinggi dan pada Tabel VII terdapat 5 aktor yang memiliki nilai *Out-Degree Centrality* tertinggi. Akun yang memiliki nilai *In-Degree Centrality* dan *Out-Degree Centrality* tertinggi yaitu @gibran_tweet. Hanya akun @gibran_tweet dan @prabowo, sedangkan terdapat perbedaan di 3 aktor lain yang masuk dalam 5 Aktor berpengaruh. Hasil Analisis *Centrality* ini memperlihatkan bahwa aktor yang paling berpengaruh secara menyeluruh, yaitu @gibran_tweet. Hal ini dikarenakan Gibran sendiri merupakan salah satu pengguna aktif di media sosial *Twitter(X)* dan sempat menjadi *trending*.

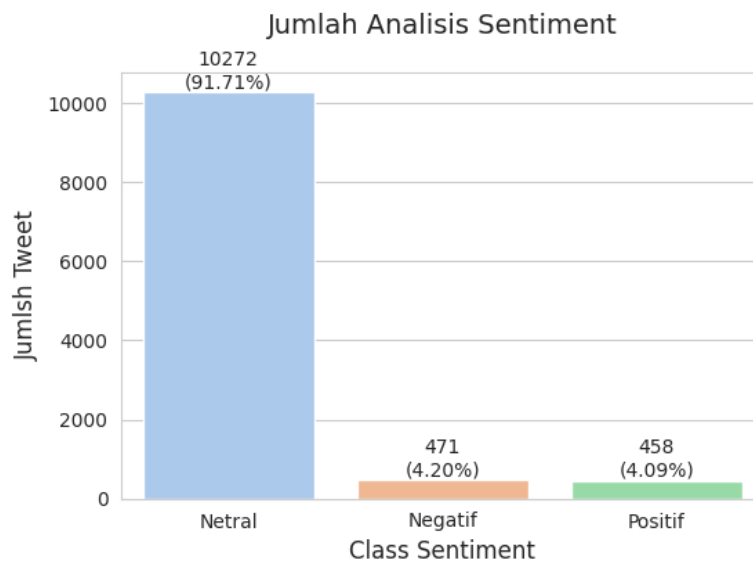
TABEL VI
 NILAI IN-DEGREE CENTRALITY AKTOR TERTINGGI

No	Akun	Jumlah Post
1	gibran_tweet	640
2	prabowo	344
3	gibran_gen	190
4	dahnilarzar	64
10	kpu_id	54

TABEL VII
 NILAI OUT-DEGREE AKTOR TERTINGGI

No	Aktor	Jumlah Post
1	gibran_tweet	66
2	bengkeldodo	40
3	are_inismyname	39
4	prabowo	40
10	1258	28

B. Analisis Sentiment



Gambar. 15. Visualisasi Sentiment

Vader Sentiment adalah bagian dari analisis sentiment yang dilakukan menggunakan tools *Google Collab* (Python). *Vader* merupakan leksikon yang dibuat untuk analisis sentimen data test di media sosial. *Vader* Mengembalikan skor polaritas keseluruhan dari sebuah kalimat setelah menghitung skor negatif, netral, dan positif dari setiap kata dalam kalimat tersebut. Gambar 15 menunjukkan hasil analisis sentimen dari total 11.201 tweets, terdapat sentimen publik yang terbagi menjadi tiga segmen: positif, negatif, dan netral. Segmen tersebut berupa 458 cuitan positif (4,09%), 471 cuitan negatif (4,20%), dan 10.272 cuitan netral (91,71%).

Hasil penelitian ini mengacu pada penelitian sebelumnya berjudul “Analisis Sentimen Terhadap Para Kandidat Presiden 2024 Berdasarkan Netizen Pengguna Twitter Dengan Metode Data Mining Dan Text Mining” yang ditulis oleh Raihanda Luthfiansyah menghasilkan nama kandidat dengan nomor urut 2 yaitu Prabowo Subianto memiliki nilai sentiment positif 161, netral 189 dan negatif 150 “[28].” Hasil dari penelitian tersebut sama dengan hasil penelitian ini, dimana calon presiden dan wakil presiden dengan nomor urut 2 memiliki sentiment yang netral di Masyarakat.

Dari hasil perhitungan suara nasional dalam Pemilihan Presiden (Pilpres) 2024 yang diumumkan oleh Komisi Pemilihan Umum (KPU) RI, pasangan calon dengan nomor urut 2 yaitu Prabowo-Gibran,

memenangkan kontes Pilpres 2024 atas pasangan calon lainnya dengan total 96.214.691 suara “[29].” Jika membandingkan hasil analisis sentimen percakapan di *Twitter(X)* terkait pencarian "Gibran" dengan rekapitulasi hasil penghitungan dan perolehan suara tingkat nasional dalam Pemilihan Presiden (Pilpres) 2024, maka dapat disimpulkan bahwa percakapan yang *trending* saat itu tidak mempengaruhi pemungutan suara. Salah satu faktor yang mempengaruhi hasil pemungutan suara yang tidak sesuai dengan percakapan yang beredar karena adanya kaum *Silent Majority*. *Silent Majority* atau mayoritas diam adalah kelompok besar orang yang tidak mengungkapkan pendapat dan opini mereka secara terbuka di depan umum. Istilah ini sempat *trending* juga setelah Hasil Pemungutan Suara diumumkan “[30].”

Dari penjabaran diatas, dapat diambil kesimpulan bahwa dari Analisa Sentiment yang dilakukan untuk mengetahui sentiment apa yang beredar di publik dengan pencarian kata „Gibran“ tidak mempengaruhi hasil pemungutan suara karena adanya faktor eksternal tertentu yang mempengaruhi. Meskipun begitu, masyarakat sebagai pengguna media sosial sebaiknya lebih bijak dalam penggunaan media sosial dan tetap meningkatkan tingkat kewaspadaan mengenai berita - berita yang ada menjelang pelantikan presiden dan wakil presiden 2024 mendatang sehingga tidak mudah terpengaruh hal – hal yang bisa merugikan.

IV. KESIMPULAN

Hasil Analisis *Centrality* memperlihatkan akun @gibran_tweet memiliki nilai *Centrality* yang tinggi, yaitu sebesar 640 In-Degree dan 66 Out-Degree sehingga hal ini membuat akun ibran_tweet menjadi aktor yang paling berpengaruh. Sementara itu, hasil Analisis Sentiment menunjukkan bahwa percakapan di media sosial *Twitter(X)* dengan pencarian kata yang dimulai dari 1 Desember 2023 - 7 Desember 2023 menghasilkan nilai Sentiment yang terbagi tiga, diantaranya 4,09% positif, 4,20% negative, dan 91,71% netral. Berdasarkan hasil tersebut, dapat dilihat bahwa sentiment yang beredar di Masyarakat adalah netral. Dan hal ini tidak mempengaruhi hasil pemungutan suara.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. E. D. Antari, “Interpretasi Demokrasi Dalam Sistem Mekanis Terbuka Pemilihan Umum Di Indonesia,” *J. Panor. Huk.*, vol. 3, no. 1, pp. 87–104, 2018, doi: 10.21067/jph.v3i1.2359.
- [2] F. C. Farisa, “Kampanye Pemilu 2024 Dimulai Besok, Catat Aturan dan Larangannya,” *Kompas.com*, 2023. <https://nasional.kompas.com/read/2023/11/27/15581131/kampanye-pemilu-2024-dimulai-besok-catat-aturan-dan-larangannya> (accessed Nov. 27, 2023).
- [3] A. Dirgantara and D. Prabowo, “Prabowo Resmi Umumkan Gibran Rakabuming Raka Jadi Cawapres,” *Kompas.com*, 2023. <https://nasional.kompas.com/read/2023/10/22/19422101/prabowo-resmi-umumkan-gibran-rakabuming-raka-jadi-cawapres> (accessed Nov. 27, 2023).
- [4] W. Diananto, “Gibran Tembus Trending Topic Indonesia Usai Diusung Golkar Sebagai Cawapres Prabowo, Netizen Geger,” *Liputan6.com*, 2023. <https://www.liputan6.com/showbiz/read/5429427/gibran-tembus-trending-topic-indonesia-usai-diusung-golkar-sebagai-cawapres-prabowo-netizen-geger?page=3>. (accessed Nov. 27, 2023).
- [5] M. I. Baktora, “Pro dan Kontra Gibran Rakabuming Raka jadi Cawapres di Pemilu 2024, Bagaimana Pandangan Kaum Muda, Yakin Banyak Dipilih?,” *Suara.com*, 2023. <https://www.suara.com/kotaksuara/2023/11/24/170000/pro-dan-kontra-gibran-rakabuming-raka-jadi-cawapres-di-pemilu-2024-bagaimana-pandangan-kaum-muda-yakin-banyak-dipilih> (accessed Nov. 27, 2023).
- [6] W. Ignatio, M. R. D. Putra, and M. K. Bratawisnu, “Penentuan Top Brand Menggunakan Social Network Analysis pada e-commerce Tokopedia dan Bukalapak,” *J. Inf. Eng. Educ. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–5, 2018, doi: 10.26740/jieet.v2n1.p1-5.
- [7] M. M. H. Kahari, “Pemanfaatan Graf pada Perhitungan Centrality dan Visualisasi Social Network Analysis (SNA),” Bandung, 2021. [Online]. Available: <https://www.usd.ac.id/fakultas/pendidikan/s1pkim/f113/2017>.
- [8] Y. D. P. Ariyanti, “Analisis Centrality Aktor pada Penyebaran Informasi Kuliner di Media Sosial dengan menggunakan Social Network Analysis,” *J. Syst. Inf. Technol. Electron. Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 23–31, 2022.
- [9] C. J. Hutto and E. Gilbert, “VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Social Media Text,” in *Proceedings of the Eighth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*, 2014, pp. 216–225, [Online]. Available: <https://ojs.aaai.org/index.php/ICWSM/article/view/14550>.
- [10] A. Ramadhanu, R. A. Mahessya, M. R. Zaky, and M. Isra, “Penerapan Teknologi Machine Learning Dengan Metode Vader Pada Aplikasi Sentimen Tamu Di Hotel Dymens,” *JOISIE J. Inf. Syst. Informatics Eng.*, vol. 7, no. 1, pp. 165–173, 2023.
- [11] E. G. Harnanda and E. Mailoa, “Analisis Node dengan Metode Degree Centrality dan Sentiment Analysis dalam Acara G20 Indonesia di Twitter,” *J. JTik (Jurnal Teknol. Inf. dan Komunikasi)*, vol. 7, no. 4, pp. 536–542, 2023, doi: <https://doi.org/10.35870/jti.k.v7i4.1022>.
- [12] D. S. Adilla and E. Mailoa, “Analisis Akun Twitter Berpengaruh Terkait Serangan Cyber Bjorka menggunakan Metode Social Network Analysis,” *J. JTik (Jurnal Teknol. Inf. dan Komunikasi)*, vol. 7, no. 4, pp. 519–527, 2023, [Online]. Available: <http://www.journal.lembagakita.org/index.php/jtik/article/view/1005%0Ahttp://www.journal.lembagakita.org/index.php/jtik/article/download/1005/1113>.
- [13] Y. T. Samuel and K. J. Manurip, “Analisis Sentimen Tokoh Publik Menggunakan Metode Naïve Bayesian Classification Pada Aplikasi Twitter,” *TelKa*, vol. 7, no. 1, pp. 78–85, 2017, doi: 10.36342/teika.v7i1.2218.
- [14] I. Taufik and S. A. Pamungkas, “Analisis Sentimen terhadap Tokoh Publik Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *J. LOGIK@*, vol. 8, no. 1, pp. 69–79, 2018.
- [15] M. S. Setatama and D. Tricahyono, “Implementasi Social Network Analysis pada Penyebaran Country Branding ‘Wonderful Indonesia,’” *Indones. J. Comput.*, vol. 2, no. 2, pp. 91–104, 2017, doi: 10.21108/indojc.2017.2.2.183.
- [16] N. Istiqomah and F. Novika, “Sentiment Analysis Penyedia layanan Asuransi dari Media Sosial Twitter,” *J. TEKNO KOMPAK*, vol. 18, no. 1, pp. 77–89, 2023, [Online]. Available: <https://www.bing.com/search?q=Sentiment+Analysis+Penyedia+layanan+Asuransi+dari+Media+Sosial+Twitter&qsn&form=QBRE&sp=1&lq=1&pq=sentiment+analysis+penyedia+layanan+asuransi+dari+media+sosial+twitter&sc=0-70&sk=&cvd=2457755A054C448489422CB917D05ACF&ghsh>.
- [17] K. Hermanto, D. Salim, B. Wu, O. R. Salim, and R. B. Gunadi, “Penggunaan Python Untuk Menganalisis Pola Penyebaran Covid-19 Di Masa Pandemi,” *J. Student Dev. Inf. Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 62–75, 2023.
- [18] A. T. Adai, S. V. Date, S. Wieland, and E. M. Marcotte, “LGL: Creating a map of protein function with an algorithm for visualizing very large

- biological networks,” *J. Mol. Biol.*, vol. 340, no. 1, pp. 179–190, 2004, doi: 10.1016/j.jmb.2004.04.047.
- [19] B. Heinbach, P. Burggräf, and J. Wagner, “Deep reinforcement learning for layout planning – An MDP-based approach for the facility layout problem,” *Manuf. Lett.*, vol. 38, no. 11, pp. 40–43, 2023, doi: 10.1016/j.mfglet.2023.09.007.
- [20] E. Talapessy and H. Hendry, “Analisis Node Dengan Metode Degree Centrality Dan Follower Rank Pada Tagar Twitter,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 2, pp. 367–372, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i2.4053.
- [21] D. Abimanyu, E. Budianita, E. P. Cynthia, F. Yanto, and Y. Yusra, “Analisis Sentimen Akun Twitter Apex Legends Menggunakan VADER,” *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 3, pp. 423–431, 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i3.4382.
- [22] J. A. Nursiyono and C. Chotimah, “Analisis Sentimen Netizen Twitter terhadap Pemberitaan PPN Sembako dan Jasa Pendidikan dengan Pendekatan Social Network Analysis dan Naive Bayes Classifier,” *J Stat. J. Ilm. Teor. dan Apl. Stat.*, vol. 14, no. 1, pp. 52–58, 2021, doi: 10.36456/jstat.vol14.no1.a3868.
- [23] P. N. Aisyah, G. Nusantara, and N. A. Sjafrah, “Analisis Jejaring Sosial Peran Pers dalam Penyebaran Informasi Terkait Kebijakan PPKM,” *J. Komun. Glob.*, vol. 11, no. 1, pp. 43–65, 2022, doi: 10.24815/jkg.v11i1.24555.
- [24] N. Anggraini and H. Suroyo, “Perbandingan Analisis Sentimen Terhadap Digital Payment ‘T-cash dan Go-pay’ Di Sosial Media Menggunakan Orange Data Mining,” *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 1, no. 1, pp. 152–163, 2019, [Online]. Available: <http://journal-isi.org/index.php/isi>.
- [25] I. E. Yanti, O. N. Pratiwi, and R. Y. Fa’rifah, “Analisis Respon Masyarakat Terhadap Pandemi Covid-19 Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Social Network Analysis,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 5, pp. 8988–8999, 2021, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/15892>.
- [26] P. Rohimi, “Sna Dengan Netlytic Pada Kolom Komentar Video Youtube Gus Miftah Ceramah Di Gereja,” *Ficosis*, vol. 1, no. 1, pp. 360–377, 2021, doi: 10.21154/dialogia.v15i2.1192.4.
- [27] K. Kurniati, H. Kusmiati, and N. Rahmi, “Analisis Hashtag UTBK-SNBT di Twitter Menggunakan Netlytic Tools,” *J. Comput. Sci. Inf. Syst. J-Cosys*, vol. 3, no. 1, pp. 44–48, 2023, doi: 10.53514/jco.v3i1.383.
- [28] R. Luthfiansyah and B. Wasito, “Analisis Sentimen Terhadap Para Kandidat Presiden 2024 Berdasarkan Netizen Pengguna Twitter Dengan Metode Data Mining Dan Text Mining,” *J. Inform. dan Bisnis*, vol. 11, no. 2, pp. 85–104, 2022, doi: 10.46806/jib.v11i2.994.
- [29] G. Kusmantoro, “KPU Tetapkan Hasil Pemilu 2024 Usai Rampungan Rekapitulasi Suara dari 38 Provinsi dan 128 Wilayah Luar Negeri,” *Bawaslu Kota Cimahi*, 2024. <https://cimahikota.bawaslu.go.id/berita/kpu-tetapkan-hasil-pemilu-2024-usai-rampungan-rekapitulasi-suara-dari-38-provinsi-dan-128> (accessed Jun. 01, 2024).
- [30] T. Wulandari, “Apa Itu Silent Majority ? Begini Sejarah dan Kemunculannya di Pemilu,” *detikEdu*, 2024. <https://www.detik.com/edu/detikpedia/d-7194527/apa-itu-silent-majority-begini-sejarah-dan-kemunculannya-di-pemilu> (accessed Jun. 01, 2024).