

# Komparasi Naïve Bayes dan Support Vector Machine dalam Klasifikasi Sentimen Pelantikan Menteri Purbaya Melalui YouTube

Arghi Kurniawan<sup>1</sup>, Adhika Pramita Widyassari<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Ronggolawe

E-mail: [arghikurni077@icloud.com](mailto:arghikurni077@icloud.com), [\\*2dikasari9@gmail.com](mailto:dikasari9@gmail.com)

**Abstrak** – Pesatnya pertumbuhan media digital telah mengubah YouTube menjadi ruang publik yang signifikan bagi masyarakat untuk menyampaikan opini terhadap kebijakan pemerintah, termasuk pelantikan pejabat negara. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan performa algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen publik terkait pelantikan Menteri Keuangan Purbaya. Data dikumpulkan melalui teknik crawling menggunakan YouTube Data API v3, menghasilkan 56 komentar unik. Data tersebut melewati beberapa tahapan prapemrosesan, meliputi case folding, cleaning, tokenizing, dan stopword removal, yang dilanjutkan dengan ekstraksi fitur menggunakan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua algoritma mencapai tingkat akurasi sebesar 100% pada dataset pengujian. Namun, akurasi yang tinggi ini dipengaruhi oleh ketidakseimbangan kelas yang signifikan, di mana sentimen netral sangat mendominasi (52 komentar) dibandingkan dengan sentimen positif (3) dan negatif (1). Penelitian ini menyimpulkan bahwa meskipun kedua model efektif untuk klasifikasi teks, dataset yang seimbang sangat diperlukan untuk evaluasi stabilitas model yang lebih kuat pada isu-isu politik yang dinamis.

**Kata Kunci** — Analisis Sentimen, YouTube, Naïve Bayes, Support Vector Machine, Pelantikan Menteri.

## 1. PENDAHULUAN

Pesatnya kemajuan teknologi informasi dan komunikasi yang terjadi saat ini telah membawa dampak yang sangat masif bagi berbagai aspek kehidupan manusia [1]. Salah satu perkembangan teknologi yang paling mendominasi pola interaksi global adalah penggunaan media sosial yang memungkinkan setiap individu untuk saling terhubung tanpa batasan jarak [1]. Fenomena ini kemudian melahirkan budaya digital baru di mana masyarakat dapat dengan bebas menyampaikan opini, ulasan, hingga kritik secara terbuka terhadap berbagai peristiwa yang terjadi di ruang publik [2].

YouTube hadir sebagai salah satu platform media sosial yang paling berpengaruh di dunia, berfungsi sebagai medium utama untuk berbagi, mengonsumsi, dan membuat berbagai konten video yang beragam [3]. Platform ini membuka peluang baru bagi peneliti untuk menganalisis opini publik melalui interaksi yang terjadi pada kolom komentar pengguna [4]. Besarnya tingkat keterlibatan pengguna pada YouTube menjadikannya ruang ekspresi publik yang sangat dinamis, di mana masyarakat menyampaikan opini mereka terhadap berbagai peristiwa aktual [2].

Dalam konteks sosial-politik di Indonesia, salah satu fenomena yang sering memicu perdebatan luas di media sosial adalah pelantikan pejabat tinggi negara. YouTube sering menjadi arena diskusi isu-isu nasional yang memicu polarisasi opini, mulai dari perdebatan mengenai keaslian ijazah pejabat publik hingga dinamika sentimen masyarakat menjelang kontestasi Pilkada 2024 [5][6]. Pelantikan Menteri Keuangan Purbaya merupakan momentum krusial yang mengundang beragam reaksi dari warganet, mulai dari harapan positif hingga kritik mengenai kebijakan ekonomi ke depan. Karena jumlah komentar yang masuk sangat besar dan terus bertambah, diperlukan sebuah metode otomatis untuk memahami kecenderungan suara masyarakat tanpa harus melakukan pembacaan secara manual.

Analisis sentimen, atau yang sering disebut sebagai *opinion mining*, hadir sebagai solusi untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan pola opini dalam teks ke dalam kategori tertentu seperti positif, negatif, atau netral [7]. Dengan menggunakan teknik *Natural Language Processing* (NLP), data komentar yang bersifat subjektif dapat ditransformasikan menjadi informasi yang terukur untuk memahami bagaimana audiens mengevaluasi suatu peristiwa [7]. Analisis ini sangat penting dilakukan untuk mengetahui penilaian publik terhadap isu yang sedang terjadi secara *real-time* [8].

Keberhasilan dalam melakukan klasifikasi sentimen sangat bergantung pada pemilihan algoritma pembelajaran mesin yang tepat [7]. Algoritma Naïve Bayes sering digunakan karena kemampuannya dalam memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalamannya serta efisiensi waktunya yang cepat [8]. Efektivitas algoritma ini juga terlihat pada kemampuannya mengolah berbagai variabel prediktor, seperti dalam sistem prediksi kelulusan mahasiswa berdasarkan variabel sosial ekonomi dan akademik [9]. Di sisi lain, *Support Vector Machine* (SVM) merupakan algoritma yang sangat andal dalam menangani data teks berdimensi tinggi karena kemampuannya mencari *hyperplane* pemisah yang optimal antara berbagai kelas sentimen [4]. Selain itu, SVM juga terbukti andal dalam menangani opini publik yang masif di media sosial Twitter terkait kebijakan ekonomi yang sensitif seperti kenaikan harga bahan bakar minyak (BBM)[10].

Beberapa penelitian sebelumnya telah melakukan komparasi antara Naïve Bayes dan SVM dalam konteks media sosial. Penelitian yang dilakukan oleh Irlon (2025) menemukan bahwa SVM menunjukkan stabilitas yang lebih tinggi dengan akurasi sebesar 83% dibandingkan Naïve Bayes yang hanya mencapai 68,54% pada klasifikasi komentar YouTube. Sementara itu, Iedwan dkk. (2024) melaporkan bahwa meskipun kedua model berkinerja baik, SVM sedikit mengungguli Naïve Bayes dalam mendekripsi komentar positif secara akurat. Namun, Sasodro dan Santosa (2023) menambahkan bahwa performa kedua algoritma tersebut sangat dipengaruhi oleh kualitas prapemrosesan data, di mana kombinasi *stemming* dan *tokenizing* diidentifikasi sebagai tahapan yang paling efektif dalam meningkatkan akurasi rata-rata [1].

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan perbandingan performa antara algoritma Naïve Bayes dan SVM dalam mengklasifikasikan sentimen warganet terkait pelantikan Menteri Keuangan Purbaya. Dengan mengevaluasi metrik akurasi, presisi, dan *recall*, penelitian ini berupaya menemukan model yang paling representatif dan stabil dalam mengolah data tekstual dari media sosial [7]. Selain itu, hasil analisis ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai tingkat kepercayaan publik terhadap transisi kepemimpinan di sektor keuangan.

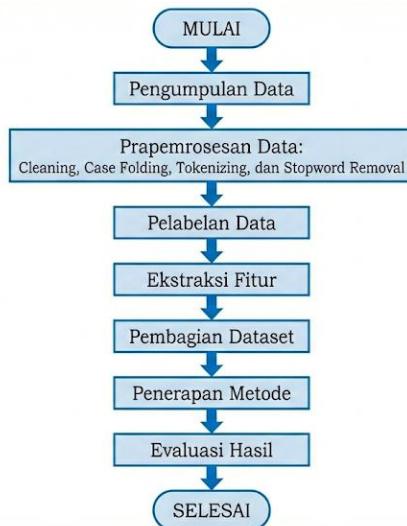
Secara praktis, penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi pihak pemerintah sebagai instrumen pemantauan aspirasi publik di ruang digital. Secara akademis, studi ini memperkuat literatur mengenai perbandingan algoritma klasifikasi pada data media sosial berbahasa Indonesia, serta memberikan acuan bagi peneliti selanjutnya dalam memilih metode prapemrosesan yang paling optimal [1]

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini membandingkan performa dua algoritma pembelajaran mesin dalam mengklasifikasikan data. Secara sistematis, tahapan penelitian dirancang untuk memastikan data mentah dari media sosial dapat diolah menjadi informasi yang valid dan terukur.

### 3.1 Diagram Alir Penelitian

Berikut adalah urutan langkah-langkah penelitian yang dilakukan :



Gambar 1. Flowchart.

### 3.2 Penjelasan

- a) Pengumpulan Data: Proses pengumpulan data dilakukan melalui teknik *web crawling* dengan memanfaatkan fitur API yang disediakan oleh YouTube [4]. Berdasarkan implementasi, pengambilan data difokuskan pada video dengan ID: N3uLUZwmqfc yang berkaitan dengan pelantikan Menteri Keuangan Purbaya dimana data diambil 5 hari setelah video diupload.
- b) Prapemrosesan Data (*Preprocessing*): Tahapan ini dilakukan untuk mentransformasi teks tidak terstruktur menjadi data yang siap dianalisis secara sistematis [4]. Mengikuti alur pada kode program, prapemrosesan meliputi:
  - *Case Folding*: Mengubah seluruh karakter teks menjadi huruf kecil guna menjaga konsistensi ([4]).
  - *Cleaning*: Menghapus elemen derau (*noise*) seperti URL, *username* (@), angka, serta tanda baca yang tidak memiliki nilai informatif dalam analisis sentimen.
  - *Tokenizing*: Memecah kalimat utuh menjadi potongan kata atau token [4].
  - *Stopword Removal*: Menghilangkan kata-kata umum (seperti "dan", "yang", "di") yang sering muncul namun tidak membawa makna signifikan dalam penentuan polaritas sentimen [1].
- c) Pelabelan Data: Setiap komentar diberi label secara otomatis berdasarkan skor polaritas leksikon. Jika skor lebih besar dari 0 maka berlabel positif, lebih kecil dari 0 berlabel negatif, dan skor 0 berlabel netral. Pemberian label ini berfungsi sebagai target kategori yang akan dipelajari oleh model pembelajaran mesin [4].
- d) Ekstraksi Fitur: Data teks yang telah bersih diubah menjadi representasi vektor numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) [7].
- e) Proses Penerapan Metode: Dataset kemudian dibagi dengan proporsi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji [7]. Dua algoritma diterapkan secara komparatif:
  - Naïve Bayes: Dipilih karena efisiensi waktu pemrosesan yang cepat dan kemampuannya memprediksi peluang berdasarkan data masa lalu [8].
  - Support Vector Machine (SVM): Digunakan dengan kernel linear untuk mencari *hyperplane* pemisah yang optimal antar kelas sentimen [4].
- f) Tahap Evaluasi Hasil: Kinerja model dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* untuk menghitung nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* [1]. Hasil evaluasi ini menjadi dasar untuk menentukan algoritma mana yang paling efektif dalam menangani kasus sentimen pelantikan menteri ini [7].

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, akan dipaparkan hasil eksperimen yang telah dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dalam lingkungan Google Colab. Pembahasan mencakup analisis distribusi sentimen, efektivitas tahapan prapemrosesan, hingga evaluasi komparatif antara algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* (SVM).

### 3.1 Gambaran Umum Data dan Hasil Prapemrosesan

Data primer yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 56 komentar yang diekstraksi dari video pelantikan Menteri Keuangan Purbaya Yang diambil 5 hari setelah video diupload. Berdasarkan hasil pengolahan data mentah tersebut memiliki karakteristik teks yang tidak terstruktur, mengandung banyak tanda baca, serta penggunaan bahasa yang tidak baku.

```
... [INFO] Data Komentar Bersih (Head):  
0 Selamat bekerja pak Purbaya... Selamat telah men...  
1 Semoga Pak Purbaya Bisa memajukan ekonomi RI D...  
2 Jangan puas jabatan pak cbrxkalau belum bisa m...  
3 Menteri baru ini lebih parah guys hahahaha indo...  
4 Kita pantau ya temen-temen kenerja mentri baru...  
  
cleaned text  
0 selamat purbaya selamat mentri kabinet merah p...  
1 semoga purbaya memajukan ekonomi lapangan peke...  
2 puas jabatan brkalau masyarakat miskin indones...  
3 mentri parah guys hahahaha indo bubar  
4 pantau tementemen kenerja mentri
```

Gambar 2. Prapemrosesan teks

Penerapan fungsi prapemrosesan teks terbukti sangat krusial dalam menyederhanakan dimensi data. Sebagai contoh, kalimat asli seperti "Selamat bekerja pak Purbaya..." berhasil ditransformasikan menjadi bentuk token dasar seperti "selamat", "purbaya", dan "mentri" melalui tahapan *case folding* dan pembersihan karakter khusus. Proses pembersihan ini sejalan dengan teori dari Irlon (2025) yang menyatakan bahwa tahapan prapemrosesan berfungsi untuk menyiapkan teks tidak terstruktur menjadi data siap analisis agar algoritma dapat mengenali pola kata dengan lebih optimal[4].

### 3.2 Analisis Distribusi Sentimen Publik

Berdasarkan hasil pelabelan otomatis menggunakan pendekatan skor leksikon, diperoleh persebaran sentimen sebagai berikut:

```
...  
[INFO] Distribusi Label Sentimen (Sederhana):  
sentiment_label  
Netral      52  
Positif      3  
Negatif      1  
Name: count, dtype: int64
```

Gambar 3. Hasil Pelabelan

Berdasarkan gambar 3. menghasilkan data sebagai berikut.

Netral : 52 komentar  
Positif : 3 komentar  
Negatif : 1 komentar

Analisis menunjukkan bahwa sentimen netral sangat mendominasi opini publik (mencapai 92,8%). Hal ini mengindikasikan bahwa mayoritas warganet memberikan respons yang bersifat informatif, normatif, atau sekadar ucapan selamat yang tidak mengandung emosi polaritas kuat pada tahap awal pelantikan tersebut. Fenomena dominasi sentimen netral ini juga ditemukan dalam penelitian Fatah & Syarifah (2025), di mana dalam isu-isu tertentu, komentar masyarakat sering kali terkonsentrasi pada kategori netral sebelum isu tersebut berkembang menjadi perdebatan yang lebih tajam.

### 3.3 Evaluasi Performa

Algoritma Pengujian dilakukan dengan membagi dataset menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Mengingat ukuran dataset yang terbatas, data uji yang dihasilkan berjumlah 11 sampel. Hasil pengujian yang ditunjukkan melalui matriks evaluasi adalah sebagai berikut:

```
...  
[INFO] Ukuran data Training: (44, 305)  
[INFO] Ukuran data Testing: (11, 305)  
=====  
MODEL 1: Naïve Bayes  
=====  
Akurasi Naïve Bayes: 1.0000  
  
Classification Report (NB):  
precision    recall   f1-score   support  
Netral       1.00     1.00     1.00      11  
accuracy          1.00     1.00      11  
macro avg       1.00     1.00     1.00      11  
weighted avg    1.00     1.00     1.00      11  
  
Confusion Matrix (NB):  
[[11]]
```

Gambar 4. Model 1 Naive Bayes

```
...  
=====  
MODEL 2: SVM (Linear Kernel)  
=====  
Akurasi SVM: 1.0000  
  
Classification Report (SVM):  
precision    recall   f1-score   support  
Netral       1.00     1.00     1.00      11  
accuracy          1.00     1.00      11  
macro avg       1.00     1.00     1.00      11  
weighted avg    1.00     1.00     1.00      11  
  
Confusion Matrix (SVM):  
[[11]]  
  
=====  
RINGKASAN HASIL UTS  
=====  
Akurasi Naïve Bayes: 1.0000  
Akurasi SVM: 1.0000
```

Gambar 5. Model 2 SVM Linear

Berdasarkan hasil gambar 4 dan gambar 5 model mencapai tingkat akurasi yang luar biasa:

Model 1 (Naïve Bayes): Akurasi 1.0000 (100%)  
Model 2 (SVM Linear): Akurasi 1.0000 (100%)

Analisis menyimpulkan bahwa perolehan akurasi sempurna (100%) pada kedua model ini disebabkan oleh ketidakseimbangan data (*class imbalance*) yang ekstrem pada data uji. Karena seluruh 11 sampel data uji secara kebetulan memiliki label "Netral", model yang telah dilatih cenderung memprediksi seluruh data sebagai kategori mayoritas tersebut, sehingga menghasilkan nilai presisi, *recall*, dan *f1-score* sebesar 1.00 untuk kelas netral. Hal ini sesuai dengan peringatan dalam jurnal Sasodro & Santosa (2023) bahwa distribusi data yang tidak merata dapat menyebabkan metrik akurasi menjadi bias dan tidak sepenuhnya mencerminkan kemampuan model dalam menangani variasi kelas lainnya[1].

### 3.4 Perbandingan dengan Literatur Terkait

Jika hasil ini dibandingkan dengan literatur yang ada, terdapat perbedaan signifikan. Dalam penelitian Irlon (2025), algoritma *Naïve Bayes* hanya mencapai akurasi sebesar 68,54% dan memiliki kesulitan dalam mendekripsi sentimen netral pada dataset yang berjumlah 15.423 komentar. Sebaliknya, dalam penelitian ini, *Naïve Bayes* memberikan akurasi 100%. Perbedaan mencolok ini disebabkan oleh volume data; pada dataset kecil dengan pola kata yang seragam, *Naïve Bayes* yang berbasis probabilistik sederhana mampu memetakan fitur dengan sangat mudah.

Di sisi lain, keunggulan SVM yang dilaporkan oleh Iedwan dkk. (2024), di mana SVM sedikit mengungguli *Naïve Bayes* dalam hal presisi, tidak terlihat secara nyata dalam eksperimen ini karena keterbatasan data minoritas (positif dan negatif). Meskipun demikian, potensi keunggulan SVM dalam konteks pelantikan figur publik tetap didukung oleh penelitian Mola dkk. (2024) pada kasus pelantikan artis sebagai anggota DPR RI. Dalam penelitian tersebut, SVM terbukti mencapai akurasi lebih tinggi sebesar 91% dibandingkan *Naïve Bayes* sebesar 80% karena kemampuannya dalam menangani struktur teks komentar yang kompleks [11]. Hal ini juga konsisten dengan temuan Irlon (2025) yang menempatkan SVM sebagai algoritma yang paling efektif untuk klasifikasi sentimen teks karena kemampuannya mencari *hyperplane* pemisah yang optimal meskipun dihadapkan pada dimensi fitur yang besar (TF-IDF).

## 4. SIMPULAN

Tuliskan Kesimpulan Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan mengenai analisis sentimen pelantikan Menteri Keuangan Purbaya, maka dapat ditarik beberapa kesimpulan utama sebagai berikut:

1. Implementasi algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* (SVM) terbukti sangat efektif dalam mengklasifikasikan data tekstual dari komentar YouTube dengan tingkat akurasi mencapai 100% pada dataset yang digunakan.
2. Hasil analisis menunjukkan bahwa respons masyarakat di platform YouTube terhadap pelantikan Menteri Keuangan Purbaya didominasi oleh sentimen Netral (92,8%), yang menunjukkan bahwa pada awal masa jabatan, publik cenderung memberikan komentar yang bersifat normatif atau informatif. Hal ini sejalan dengan karakteristik media sosial sebagai ruang ekspresi publik yang dinamis dalam merespons peristiwa aktual [2].
3. Tahapan prapemrosesan teks, khususnya pembersihan data dan penghapusan *stopwords*, memiliki peran krusial dalam meningkatkan kualitas data sehingga algoritma klasifikasi dapat bekerja secara optimal dalam mengenali pola kata [4].
4. Meskipun kedua model menunjukkan performa sempurna secara statistik, hasil ini sangat dipengaruhi oleh jumlah dataset yang terbatas dan distribusi label yang tidak seimbang, sehingga akurasi tersebut belum sepenuhnya mencerminkan tantangan klasifikasi pada data yang lebih kompleks.

## 5. SARAN

Untuk pengembangan penelitian di masa mendatang, penulis menyarankan beberapa hal sebagai berikut:

1. Perluasan Dataset: Menambah jumlah data komentar dengan mengambil dari rentang waktu yang lebih lama atau dari berbagai kanal berita yang berbeda guna memperoleh variasi opini positif dan negatif yang lebih kaya.
2. Penanganan Ketidakseimbangan Data: Menggunakan teknik seperti SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk menyeimbangkan jumlah data antar kelas sentimen guna menghindari bias model terhadap kelas mayoritas [12].
3. Eksperimen Metode Lain: Mempertimbangkan penggunaan model pembelajaran mendalam (*deep learning*) seperti ROBERTa yang dalam beberapa studi terbukti memiliki akurasi lebih unggul

dibandingkan algoritma tradisional seperti *Multinomial Naïve Bayes* [3]. Penerapan teknik deteksi sarkasme juga disarankan untuk penelitian selanjutnya guna mengatasi kendala ironi dalam komentar politik, di mana makna yang tersirat sering kali berlawanan dengan pernyataan eksplisitnya[6]

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. R. Sasodro And Y. P. Santosa, “Sentiment Analysis Of Youtube Comments About Indonesian Lgbt Using Support Vector Machine And Naïve Bayes Algorithms.” [Online]. Available: [Https://Www.Trustpilot.Com/Categories/Travel\\_Holidays](Https://Www.Trustpilot.Com/Categories/Travel_Holidays)
- [2] Z. Fatah And L. Syarifah, “Analisis Sentimen Komentar Youtube Pada Video Terkait Insiden Pengemudi Ojek Online Dan Anggota Brimob Menggunakan Algoritma Naive Bayes.”
- [3] U. Inas Shabrina, M. Iskandar Java, S. Rochimah, Dan Siti Rochimah, And I. Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya, “Optimizing Sentiment Analysis In Educational Youtube Videos: A Comparative Study Of Roberta And Multinomial Naive Bayes.”
- [4] Irlon, “Analisis Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Svm Dan Random Forest Pada Klasifikasi Sentimen Komentar Youtube ‘Clash Of Champions’ Ruangguru.”
- [5] Y. I. Muasaroh1, Z. Fatah2, And A. Baijuri, “Analisis Sentimen Komentar Youtube Terhadap Isu Ijazah Presiden Jokowi Menggunakan Support Vector Machine Dan Random Forest,” 2025.
- [6] M. Hilman, H. Habibi, E. D. Wahyuni, And R. Permatasari, “Komparasi Kinerja Algoritma Svm Dan Rf Dalam Klasifikasi Sentimen Dengan Deteksi Sarkasme Pada Komentar Youtube,” 2025.
- [7] A. S. Iedwan, N. Mauliza, Y. Pristyanto, A. D. Hartanto, And A. N. Rohman, “Comparative Performance Of Svm And Multinomial Naïve Bayes In Sentiment Analysis Of The Film ‘Dirty Vote,’” *Scientific Journal Of Informatics*, Vol. 11, No. 3, Pp. 839–848, Nov. 2024, Doi: 10.15294/Sji.V11i3.10290.
- [8] M. Hudha, E. Supriyati, And T. Listyorini, “Analisis Sentimen Pengguna Youtube Terhadap Tayangan #Matanajwamenantiterawan Dengan Metode Naïve Bayes Classifier,” *Jurnal Informatika Dan Komputer) Akreditasi Kemenristekdikti*, Vol. 5, No. 1, Pp. 2614–8897, 2022, Doi: 10.33387/Jiko.
- [9] R. A. Iswantoro, J. Sahertian, And M. A. D. Widyadara, “Pengembangan Sistem Prediksi Kelulusan Mahasiswa Berdasarkan Nilai Disiplin, Hasil Belajar, Aktivitas Sosial Ekonomi, Dan Aktivitas Organisasi Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” 2022.
- [10] S. Nurhaliza, “Klasifikasi Sentimen Masyarakat Di Twitter Terhadap Kenaikan Harga Bbm Dengan Metode Support Vector Machine.”
- [11] S. A. S. Mola, P. R. Lete, B. J. A. J. A. Pa, Triyanto, And T. Widiastuti, “Analisis Sentimen Menggunakan Metode Naive Bayes Dan Metode Support Vector Machine Pada Kasus Pelantikan Artis Sebagai Anggota Dpr Ri Tahun 2024,” *Hoaq (High Education Of Organization Archive Quality) : Jurnal Teknologi Informasi*, Vol. 15, No. 1, Pp. 22–32, May 2024, Doi: 10.52972/Hoaq.Vol15no1.P22-32.
- [12] T. D. Pernama, Y. B. Pratama, Z. Wahyuzi, E. Altiarika, And A. Pramudyantoro, “Perbandingan Performa Algoritma Naive Bayes Dan Svm Untuk Analisis Sentimen Komentar Youtube Terhadap Industri Esports Di Indonesia,” Nov. 2025.