

# Comparison of Naïve Bayes Classifier and Decision Tree Algorithms for Sentiment Analysis on the House of Representatives' Right of Inquiry on Twitter

Putri Wahyuni <sup>1\*</sup>, Moh. Ali Romli <sup>2\*\*</sup>

\* Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta  
[putriwahyuni88991@gmail.com](mailto:putriwahyuni88991@gmail.com) <sup>1</sup>, [ali.romli@uty.ac.id](mailto:ali.romli@uty.ac.id) <sup>2</sup>

## Article Info

### Article history:

Received 2024-10-09

Revised 2024-10-21

Accepted 2024-10-23

### Keyword:

Public Sentiment,  
House of Representatives' Right  
of Inquiry,  
Twitter,  
Naïve Bayes Classifier,  
Decision Tree.

## ABSTRACT

This research analyzes public sentiment towards the topic of the House of Representatives' Right of Inquiry on Twitter using Naïve Bayes Classifier and Decision Tree algorithms. The goal is to compare the effectiveness of the two algorithms in political sentiment analysis. The research methodology includes data collection from Twitter, data pre-processing, sentiment classification, and result analysis. Sentiment analysis reveals the dominance of positive sentiment related to the DPR's Right of Inquiry. However, this study has limitations in terms of dataset size and depth of text-based sentiment analysis. This research contributes to a better understanding of public sentiment towards political issues in Indonesia and highlights the importance of proper algorithm selection in social media sentiment analysis. Development suggestions include exploration of deep learning techniques, integration of multimodal analysis, data balancing (oversampling or undersampling) and improvement of pre-processing so that the model is better able to capture negative contexts. The results of the study showed excellent performance of both Naive Bayes Classifier and Decision Tree algorithms with accuracy above 95%. Decision Tree excels with an accuracy of 99%, while Naïve Bayes Classifier performs better with an accuracy of 96%. The results with the Confusion Matrix test are precision 0.98, recall 1.00, and F1-Score 0.99.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

## I. PENDAHULUAN

Salah diantara fungsi utama DPR, yaitu pengawasan terhadap jalannya pemerintahan, diwujudkan melalui penggunaan Hak Angket, yakni sebagai wewenang legislatif untuk menyelidiki secara mendalam berbagai kebijakan penting dan strategis yang dikeluarkan oleh pemerintah [1]. DPR mempunyai kewenangan guna melakukan penyidikan pada kebijakan pemerintah, bertujuan untuk menilai dampak kebijakan tersebut terhadap kehidupan bermasyarakat, berbangsa dan bernegara. Namun, dalam konteks sistem presidensial Indonesia, penggunaan hak angket telah menunjukkan peningkatan yang signifikan, menimbulkan pertanyaan tentang relevansinya sebagai sarana pengawasan dalam kerangka prinsip *checks and balances*. Beberapa pengamat politik berpendapat bahwa peningkatan penggunaan hak angket ini dapat mengindikasikan pergeseran dinamika kekuasaan antara legislatif dan eksekutif.

Media sosial, khususnya Twitter, telah menjadi platform yang sangat berpengaruh dalam membentuk dan

merefleksikan opini publik. Dengan lebih dari 58% populasi Indonesia yang aktif menggunakan Twitter [4], platform ini menyediakan sumber data yang kaya untuk menganalisis sentimen publik terhadap berbagai isu politik, termasuk penggunaan hak angket oleh DPR. Analisis sentimen, sebuah cabang dari text mining, menawarkan pendekatan sistematis untuk memahami sikap dan opini pengguna media sosial terhadap topik tertentu [3]. Dalam konteks hak angket DPR, analisis sentimen dapat memberikan wawasan berharga tentang persepsi publik terhadap penggunaan instrumen pengawasan legislatif ini.

Penelitian yang dilakukan bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap opini publik di Twitter mengenai hak angket DPR serta diterapkannya algoritma Naive Bayes Classifier dan Decision Tree. Kedua algoritma ini dipilih karena keefektifannya dalam klasifikasi teks dan kemampuannya untuk menangani dataset yang besar. Melalui pengumpulan dan analisis tweet yang membahas hak angket DPR, penelitian yang dilakukan akan mengklasifikasikan sentimen publik ke dalam kategori positif dan negatif. Hasil

dari analisis ini mampu menjelaskan dengan komprehensif mengenai persepsi masyarakat terhadap penggunaan hak angket oleh DPR, serta efektivitasnya sebagai instrumen pengawasan dalam sistem presidensial Indonesia. Penelitian yang dilakukan juga akan membandingkan maupun mengevaluasi Naive Bayes Classifier dan Decision Tree pada konteks analisis sentimen politik di media sosial. Hal tersebut akan memperkaya literatur tentang aplikasi machine learning dalam analisis wacana politik di media sosial sehingga tidak hanya berpaku dengan kontribusinya pada pemahaman kita mengenai sentimen publik terhadap hak angket DPR. Dengan demikian, adapun harapannya mampu memberikan pengetahuan maupun wawasannya yang berarti untuk akademisi, masyarakat umum maupun pembuat kebijakan mengenai dinamika penggunaan hak angket DPR dan persepsi publik terhadapnya, serta menyoroti potensi analisis sentimen sebagai alat untuk memahami opini publik dalam konteks politik Indonesia.

Penelitian yang dilakukan oleh [2] dengan judul “Analisis Sentimen Sistem E-Tilang Pada Platform Twitter Menggunakan Metode *Naive Bayes*”, pada penelitian ini bertujuan untuk mengetahui apa pendapat masyarakat tentang sistem e-Tilang. Dataset dikumpulkan dari komentar-komentar di Twitter tentang e-Tilang, lalu menggolongkannya menjadi tiga kategori seperti netral, negatif maupun positif. Metode yang digunakan untuk analisis sentimen menggunakan Naive Bayes Classifier. Setelah data preprocessing dan diolah menghasilkan akurasi sebesar 80%.

Pada temuan [3] dengan judul penelitian “Analisis Sentimen Pengguna Youtube Terhadap Tayangan #Matanajwamenantiterawan Dengan Metode *Naive Bayes Classifier*”, adapun tujuannya pada temuan ini guna mengeksplorasi sentimen publik terkait tayangan #MataNajwaMenantiTerawan melalui media platform YouTube. Data diperoleh melalui proses scraping dari kolom komentar pada video tersebut. Pengolahan data menggunakan algoritma Naive Bayes, yang mencapai tingkat akurasi sebesar 90,36%. Hasil analisa menegaskan jika sentimen netral mendominasi dengan total 1.232 data netral, sementara sentimen negatif teridentifikasi pada 90 data dan hanya 78 data yang bersifat positif. Serta hasilnya menunjukkan dominasi netral, mengindikasikan bahwa mayoritas audiens memiliki pandangan yang tidak terlalu ekstrem terhadap tayangan tersebut.

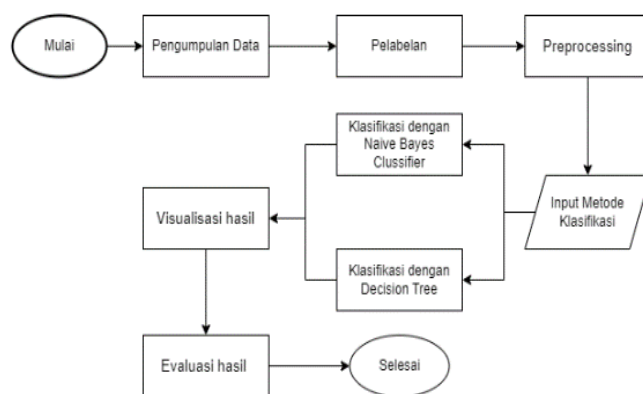
Penelitian yang terakhir dilakukan oleh [4] dengan judul penelitian “Analisis Sentimen Terhadap Pengguna Qris (*Quick Respond Code Indonesian Standart*) Pada Twitter Menggunakan Metode *Naive Bayes Classifier*”, penelitian ini berfokus pada analisis sentimen publik terhadap penerapan QRIS di Indonesia. Dengan menggunakan data Twitter sebagai pengambilan dataset, penelitian ini berhasil mengidentifikasi bahwa mayoritas public memiliki persepsi positif terhadap QRIS, dengan persentase sentimen positif sebesar 65%. Penerapan algoritma Naive Bayes sebagai klasifikasi sentiment menghasilkan akurasi yang sangat tinggi

sebesar 99,89%. Hasil ini mengidentifikasi bahwa algoritma Naive Bayes efektif dalam mengklasifikasikan sentiment public terhadap QRIS.

Penelitian yang dilakukan berfokus pada penerapan algoritma Naive Bayes Classifier dan Decision Tree dengan menggunakan pembobotan TF-IDF dan N-grams dalam analisis sentimen terhadap hak angket DPR. Rumusan masalah utama yang ingin dijawab adalah bagaimana kedua algoritma tersebut dapat diterapkan untuk menganalisis sentimen publik berdasarkan tingkat akurasi yang diperoleh, dengan tujuan mengidentifikasi opini publik yang lebih spesifik, baik itu positif, netral, maupun negatif. Untuk menjaga fokus dan menghindari perluasan pembahasan, ruang lingkup penelitian dibatasi pada penggunaan kedua algoritma tersebut untuk analisis sentimen, dengan dataset yang diambil dari Twitter menggunakan kata kunci "Hak Angket DPR". Tujuan utama dari penelitian yang dilakukan untuk mengeksplorasi sentiment public terhadap hak angket DPR melalui analisis sentiment terhadap data dari Twitter. Digunakannya algoritma Naive Bayes Classifier maupun Decision Tree, penelitian ini membandingkan kinerja kedua algoritma dalam mengklasifikasikan sentiment. Adapun perolehan analisis pada kajian ini diharapkan untuk mampu memberikan pemahaman maupun pengetahuannya yang berharga tentang persepsi public terhadap mekanisme pengawasan legislatif, serta berkontribusi pada pengembangan metodologi analisis sentiment dalam konteks politik Indonesia.

## II. METODE

Penelitian yang telah dilakukan menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis sentimen untuk mengkaji opini publik terhadap hak angket DPR pada platform Twitter.



Gambar 1. Alur Penelitian

Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan yang sistematis, meliputi pengumpulan data, pre-processing data, pembobotan kata, klasifikasi sentimen, dan analisis hasil. Pengolahan data dan pengujian klasifikasi menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier* dan *Decision Tree* lalu kemudian analisis hasil. Penelitian ini memanfaatkan

lingkungan pengembangan terintegrasi (IDE) *Goggle Collab* dan *Visual Studio Code* untuk menjalankan kode Python. Proses analisis sentiment didukung oleh berbagai *library*, termasuk *pandas*, *Numpy* untuk komputasi numerik, *Matplotlib* untuk visualisasi, *scikit-learn*, dan *sastrawi*. Dapat dilihatnya diagram alur tahapan pada gambar 1.

#### A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam kajian ini bersumber dari platform media sosial Twitter. Data yang dikumpulkan melalui *crawling* menggunakan Twitter API dengan *#hakangketDPR*. Dataset yang dihasilkan sebanyak 475 dataset yang dipublikasikan 2024 dengan rentang waktu 10 April tahun 2024 sampai 16 Mei tahun 2024, menjadi dasar untuk menganalisis sentiment public terhadap hak angket DPR. Representasi visual awal dari dataset ini disajikan pada Gambar 2.

```
0 @AnKiiim_@BabehAldoAje135 Untuk DPR mana Hak ...
1 @msaid_didu DPR cuci tangan? Gimik politik nye...
2 @OposisiCerdas Ngemeng doang knp ga disampaika...
3 @alisyarief @mohmahfudmd payah gk pantas meren...
4 Terbongkar kecurangan sirekap @KPU_ID @bawaslu...
...
470 Wacana pengguliran hak angket DPR untuk menyel...
471 Wacana pengguliran hak angket DPR untuk menyel...
472 Wacana Pengguliran Hak Angket DPR Terancam Gag...
473 Wacana Pengguliran Hak Angket DPR Terancam Gag...
474 Jika Hak Angket DPR Gagal Masyarakat Harus Tet...
Name: full_text, Length: 475, dtype: object
```

Gambar 2. Dataset opini masyarakat

#### B. Preprocessing Data

Text preprocessing merupakan langkah krusial dalam analisis teks yang tujuannya guna mempersiapkan data teks yang mentah sehingga dapat diproses oleh algoritma machine learning seperti *Naïve Bayes Classifier* dan *Decision Tree*. Adapun tahapannya dalam teks preprocessing, diantaranya:[5].

1). *Case Folding*: Proses ini dilakukan pada seluruh data teks untuk memastikan konsistensi dalam representasi kata. Dalam penelitian ini, semua kata diubah menjadi huruf kecil (lowercase) guna menyederhanakan proses analisis dan menghindari ambiguitas yang disebabkan oleh perbedaan kapitalisasi. Contoh penerapannya dirincikan pada Gambar 3.

```
wacana pengguliran hak angket dpr untuk menyel...
wacana pengguliran hak angket dpr untuk menyel...
wacana pengguliran hak angket dpr terancam gag...
wacana pengguliran hak angket dpr terancam gag...
jika hak angket dpr gagal masyarakat harus tet...
full_text, Length: 475, dtype: object
```

Gambar 3. Contoh Case Folding

2). *Tokenizing*: Teknik pra pemrosesan teks yang bertujuan untuk memecah teks menjadi token-token. Token dalam konteks ini merujuk pada kata-kata individu atau subkata yang menjadi unit dasar analisis. Proses tokenisasi ini dapat diaplikasikan pada tingkat kalimat, paragraf, atau bahkan dokumen utuh. Adapun contoh nya dari teknik ini dirincikan pada Gambar 4.

Tokenizing Result :

```
0 [untuk, dpr, mana, hak, angketnya, jika, benar...
1 [didu, dpr, cuci, tangan, gimik, politik, nyer...
2 [ngemeng, doang, knp, ga, disampaikan, dari, d...
3 [payah, gk, pantas, merengek, ngadu, kpd, raky...
4 [terbongkar, kecurangan, sirekap, id, ri, meme...
Name: tweet_tokens, dtype: object
```

Gambar 4. Contoh Tokenizing

3). *Filtering (Stopword Removal)*: *stopword* merupakan tahap penting dalam pra pemrosesan teks dengan tujuannya untuk tidak membawa informasi signifikan dalam sebuah dokumen serta menghilangkan kalimat maupun kata yang umum. Daftar *stopword* umumnya tersedia dalam bentuk digital library, namun tidak selalu relevan untuk semua dataset. Proses penghapusan *stopword* ini dapat meningkatkan kualitas fitur yang diekstrak dari teks dan ditunjukkan pada Gambar 5.

```
0 [dpr, hak, angketnya, peduli, pemilu, pilpres,...
1 [didu, dpr, cuci, tangan, gimik, politik, nyer...
2 [ngemeng, doang, knp, ga, knp, hak, angket, me...
3 [payah, gk, merengek, ngadu, kpd, rakyat, aja,...
4 [terbongkar, kecurangan, sirekap, id, ri, meme...
...
470 [wacana, pengguliran, hak, angket, dpr, menyel...
471 [wacana, pengguliran, hak, angket, dpr, menyel...
472 [wacana, pengguliran, hak, angket, dpr, teranc...
473 [wacana, pengguliran, hak, angket, dpr, teranc...
474 [hak, angket, dpr, gagal, masyarakat, utamakan...
Name: tweet_tokens_WSW, Length: 475, dtype: object
```

Gambar 5. Contoh Filtering

4). *Stemming*: sebagai proses dalam mereduksi kata menjadi bentuk awal dengan melakukan penghilangan imbuhan seperti awalan atau akhiran [4]. Dalam penelitian ini, pustaka *Sastrawi* digunakan untuk melakukan stemming terhadap kata-kata berbahasa Indonesia. Proses ini bertujuan untuk menyatukan berbagai kalimat yang memiliki akar kata yang sama, sehingga memudahkan dalam analisis teks. Adapun contohnya diketahui dari gambar 6.

```
0 [dpr, hak, angketnya, peduli, pemilu, pilpr, l...
1 [didu, dpr, cuci, tangan, gimik, politik, nyer...
2 [ngemeng, doang, knp, ga, knp, hak, angket, me...
3 [payah, gk, merengek, ngadu, kpd, rakyat, aja,...
4 [terbongkar, kecurangan, sirekap, id, ri, meme...
...
470 [wacana, pengguliran, hak, angket, dpr, menyel...
471 [wacana, pengguliran, hak, angket, dpr, menyel...
472 [wacana, pengguliran, hak, angket, dpr, teranc...
473 [wacana, pengguliran, hak, angket, dpr, teranc...
474 [hak, angket, dpr, gagal, masyarakat, utamakan...
Name: steamed_texts, Length: 475, dtype: object
```

Gambar 6. Contoh Stemming

### C. Naïve Bayes Classifier

Klasifikasi ini sebagai pendekatan probabilistik yang umumnya digunakan dan sederhana namun efektif dalam memprediksi kelas suatu data. Algoritma ini bekerja dengan mengasumsikan bahwa setiap atribut dari suatu data bersifat independen satu sama lain, diberikan kelas tertentu. Dengan menggunakan teorema Bayes, Naive Bayes menghitung probabilitas posterior suatu kelas berdasarkan probabilitas prior dan probabilitas bersyarat dari setiap atribut.

Teorema Bayes memiliki bentuk umum diantaranya meliputi [6]

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B)} \quad (1)$$

Dimana:

$P(A|B)$  = Peluang kejadian A jika diketahui B

$P(B|A)$  = Peluang kejadian B jika diketahui A

$P(A)$  = Peluang kejadian A

$P(B)$  = Peluang kejadian B

### D. Decision Tree

Pohon keputusan sebagai salah satu model pembelajaran mesin yang sangat populer dan sering diterapkan dalam tugas-tugas klasifikasi maupun regresi. Model ini menggambarkan alur pengambilan keputusan melalui struktur berbentuk pohon, di mana setiap node internal melambangkan suatu pengujian terhadap atribut tertentu, setiap cabang mencerminkan hasil dari pengujian tersebut, dan setiap daun menggambarkan kelas atau nilai prediksi. Algoritma C4.5 menjadi salah satu metode yang paling umum digunakan dalam membangun pohon keputusan, serta memiliki kemampuan untuk menangani berbagai jenis data dan menghasilkan model yang akurat. Adapun rumusannya guna menghitung nilai entropy meliputi:

$$Entropy(N) = \sum_{i=1}^p -p_i * \log_2 p_i \quad (2)$$

Dimana:

N: Himpunan kasus

P: Jumlah Partisi N

Pi: Proporsi dari Ni terhadap N

### E. Pembobotan TF-IDF

TF-IDF sebagai metode yang menghitung bobot pada kata dalam dokumen dengan mengintegrasikan banyaknya kemunculan kata maupun frekuensi invers dokumen. Adapun bobot ini menghasilkan cerminan signifikansi kata pada konteks dokumen tertentu, sambil memperhitungkan kemunculannya di seluruh kumpulan dokumen. Bermanfaatnya pendekatan ini pada analisa reks, dikarenakan mampu mengidentifikasi kembali kata-kata yang informatif maupun relevan pada korpus teks [7]

### F. Pembobotan N-grams

N-grams merujuk pada string yang telah menjadi unit terkecil berdasarkan jumlah karakter yang ditentukan oleh N atau sebagai pemecah pada kalimat. Sebuah "gram" diartikan sebagai suburutan yang terdiri dari N karakter yang dihasilkan dari proses tersebut. Metode ini digunakan untuk menganalisis struktur teks dalam berbagai aplikasi pemrosesan bahasa alami [8]. Diterapkannya metode ini dengan tujuannya menangkap setiap makna atas urutan karakter maupun kata dalam sebuah kalimat. Pendekatan ini bekerja dengan mengambil sejumlah n karakter secara berurutan dari suatu kalimat. Proses ini dilakukan secara berkelanjutan, mulai dari awal hingga akhir dokumen, guna menganalisis hubungan antara elemen-elemen teks tersebut [9]. N-gram diklasifikasikan atas dasar jumlah karakter, n. Namun umumnya, proses ini diterapkan dengan menambahkan spasi di awal maupun pada akhir teks [10].

### G. Visualisasi Data

Visualisasi data analisis sentimen memungkinkan peneliti untuk mengidentifikasi tren sentimen dari waktu ke waktu, penelitian dapat memberikan wawasan mengenai bagaimana opini dan persepsi publik berkembang terkait hak angket DPR. Teknik visualisasi yang digunakan adalah word cloud, yang memperlihatkan kata kunci yang selalu muncul pada data terkait hak angket DPR di Twitter. Word cloud memberikan representasi visual yang membantu dalam mengidentifikasi topik-topik yang paling banyak dibahas, serta memfasilitasi analisis terhadap sentimen yang muncul [11].

### H. Evaluasi Hasil

Evaluasi hasil penelitian dilakukan dengan menggunakan Confusion Matrix untuk menghitung akurasi dan performa model, yang mencakup nilai perkiraan benar atau salah pada keluaran dengan dua kelas atau lebih [12]. Metode evaluasi yang digunakan meliputi nilai F1-Score, precision, recall maupun accuracy untuk menilai keakuratan hasil pengujian [13-17]. Metode evaluasi ini dapat menilai keakuratan hasil pengujian.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (3)$$

$$Presisi = \frac{TP}{FP+TP} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam kajian ini, peneliti melakukan analisis sentimen dengan topik Hak Angket DPR khususnya menggunakan twitter dengan menerapkan metode Naïve Bayes Classifier maupun Decision Tree disertai penggunaan pembobotan TF-IDF dan N-grams. Dataset yang digunakan diperoleh melalui

*crawling* menggunakan Twitter API dengan #hakangketDPR. Dataset yang dihasilkan sebanyak 475 dataset yang dipublikasikan 2024 dengan rentang waktu 10 April tahun 2024 sampai 16 Mei tahun 2024, menjadi dasar untuk menganalisis sentiment public terhadap hak angket DPR. Dataset yang sudah dilakukan preprocessing melalui beberapa tahapan seperti, *case folding* (mengubah teks menjadi huruf kecil), *Tokenizing* (untuk memecah teks menjadi token-token), *Filtering (Stopword Removal)* (penghapusan kata-kata umum), *Stemming*: (mengubah kata menjadi bentuk dasar seperti menghapus awalan atau akhiran). Dataset bersih diberikan label yaitu positif dan negative.

Pengujian model dilakukan dengan mengevaluasi akurasi pada data training dan testing, menggunakan dataset untuk menilai konsistensi dan keandalan model. Pada uji dengan dataset berukuran 475 sampel, Naïve Bayes Classifier mencapai akurasi 96%, sementara Decision Tree menunjukkan performa yang lebih unggul dengan akurasi 99%. Hasil ini sejalan *Decision Tree* sering mengungguli Naïve Bayes dalam klasifikasi teks, terutama pada dataset yang lebih besar. Pentingnya pemilihan algoritma yang tepat berdasarkan karakteristik dataset. Seperti yang diargumentasikan oleh [15] tidak ada pendekatan "*one-size-fits-all*" dalam analisis sentimen, dan performa algoritma dapat bervariasi signifikan tergantung pada konteks dan ukuran data.

|     |       |          |        |        |      |       |      |     |      |     |     |
|-----|-------|----------|--------|--------|------|-------|------|-----|------|-----|-----|
|     | abuse | ada      | adalah | adanya | adil | agama | agar | ah  | ahli | ahm | ... |
| 0   | 0.0   | 0.000000 | 0.0    | 0.0    | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0 | 0.0  | 0.0 | ... |
| 1   | 0.0   | 0.103171 | 0.0    | 0.0    | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0 | 0.0  | 0.0 | ... |
| 2   | 0.0   | 0.139169 | 0.0    | 0.0    | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0 | 0.0  | 0.0 | ... |
| 3   | 0.0   | 0.000000 | 0.0    | 0.0    | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0 | 0.0  | 0.0 | ... |
| 4   | 0.0   | 0.000000 | 0.0    | 0.0    | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0 | 0.0  | 0.0 | ... |
| ... | ...   | ...      | ...    | ...    | ...  | ...   | ...  | ... | ...  | ... | ... |
| 470 | 0.0   | 0.155356 | 0.0    | 0.0    | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0 | 0.0  | 0.0 | ... |
| 471 | 0.0   | 0.155356 | 0.0    | 0.0    | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0 | 0.0  | 0.0 | ... |
| 472 | 0.0   | 0.000000 | 0.0    | 0.0    | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0 | 0.0  | 0.0 | ... |
| 473 | 0.0   | 0.000000 | 0.0    | 0.0    | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0 | 0.0  | 0.0 | ... |
| 474 | 0.0   | 0.000000 | 0.0    | 0.0    | 0.0  | 0.0   | 0.0  | 0.0 | 0.0  | 0.0 | ... |

|     |          |      |      |     |     |       |       |          |          |        |
|-----|----------|------|------|-----|-----|-------|-------|----------|----------|--------|
|     | wewenang | wong | wowo | wr  | ya  | yaitu | yakin | yang     | yg       | zainal |
| 0   | 0.0      | 0.0  | 0.0  | 0.0 | 0.0 | 0.0   | 0.0   | 0.000000 | 0.000000 | 0.0    |
| 1   | 0.0      | 0.0  | 0.0  | 0.0 | 0.0 | 0.0   | 0.0   | 0.000000 | 0.088869 | 0.0    |
| 2   | 0.0      | 0.0  | 0.0  | 0.0 | 0.0 | 0.0   | 0.0   | 0.000000 | 0.119876 | 0.0    |
| 3   | 0.0      | 0.0  | 0.0  | 0.0 | 0.0 | 0.0   | 0.0   | 0.000000 | 0.090756 | 0.0    |
| 4   | 0.0      | 0.0  | 0.0  | 0.0 | 0.0 | 0.0   | 0.0   | 0.000000 | 0.000000 | 0.0    |
| ... | ...      | ...  | ...  | ... | ... | ...   | ...   | ...      | ...      | ...    |
| 470 | 0.0      | 0.0  | 0.0  | 0.0 | 0.0 | 0.0   | 0.0   | 0.167655 | 0.000000 | 0.0    |
| 471 | 0.0      | 0.0  | 0.0  | 0.0 | 0.0 | 0.0   | 0.0   | 0.167655 | 0.000000 | 0.0    |
| 472 | 0.0      | 0.0  | 0.0  | 0.0 | 0.0 | 0.0   | 0.0   | 0.000000 | 0.000000 | 0.0    |
| 473 | 0.0      | 0.0  | 0.0  | 0.0 | 0.0 | 0.0   | 0.0   | 0.000000 | 0.000000 | 0.0    |
| 474 | 0.0      | 0.0  | 0.0  | 0.0 | 0.0 | 0.0   | 0.0   | 0.000000 | 0.000000 | 0.0    |

[475 rows x 1011 columns]

Gambar 7. Hasil Pembobotan menggunakan TF-IDF

Ekstraksi fitur pada penelitian yang dilakukan menggunakan TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) dan N-grams. TF-IDF memberikan bobot kata-kata penting berdasarkan frekuensinya dalam sebuah tweet dan distribusinya di seluruh dataset, sedangkan N-grams mempertimbangkan kombinasi kata berurutan. Kedua metode pembobotan kata digunakan untuk meningkatkan performa

prediksi sentiment. Tahap pembobotan ini berperan penting dalam meningkatkan kualitas data input yang kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan *Decision Tree*. Contoh hasil pembobotan menggunakan TF-IDF dapat dilihat pada Gambar 7 dan 8.

```

('sehingga', 'berharap'): 0.047619047619047616
('berharap', 'di'): 0.047619047619047616
('di', 'hak'): 0.047619047619047616
('hak', 'angket'): 0.047619047619047616
('angket', 'juga'): 0.047619047619047616
('juga', 'susah'): 0.047619047619047616
N-gram weights for row 256:
('jgj', 'beda'): 0.02564102564102564
('beda', 'faksi'): 0.02564102564102564
('faksi', 'hasto'): 0.02564102564102564
('hasto', 'ganjar'): 0.02564102564102564
('ganjar', 'faksinya'): 0.02564102564102564
('faksinya', 'prananda'): 0.02564102564102564
('prananda', 'sedangkan'): 0.02564102564102564
('sedangkan', 'dpr'): 0.02564102564102564
('dpr', 'dikuasai'): 0.02564102564102564
('dikuasai', 'faksinya'): 0.02564102564102564
('faksinya', 'puan'): 0.02564102564102564
('puan', 'yg'): 0.02564102564102564
('yg', 'sejak'): 0.02564102564102564
('sejak', 'awal'): 0.02564102564102564
('awal', 'gak'): 0.02564102564102564
('gak', 'ingin'): 0.02564102564102564
('ingin', 'ganjar'): 0.02564102564102564
    
```

Gambar 8. Hasil Pembobotan menggunakan N-grams

Selanjutnya mengimplementasikan klasifikasi menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. Prinsip dasar Naïve Bayes adalah menghitung probabilitas kemunculan kelas berdasarkan atribut pada data. Model Naïve Bayes yang digunakan yaitu Multinomial Naïve Bayes. Model tersebut dipilih penulis karena mampu menangkap pola frekuensi kata dengan baik. Setiap kata dianggap sebagai fitur independent, sehingga model menghitung probabilitas sentiment berdasarkan kemunculan kata-kata tertentu.

Analisis performa model dengan metode Naïve Bayes Classifier pada Gambar 9 dilakukan dengan menggunakan *Confusion Matrix*. Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa Multinomial Naïve Bayes memiliki sejumlah *False Positive* dan *False Negative* meskipun jumlahnya relatif kecil.

Hasil dari pengujian Confusion Matrix persentase yang keluar cenderung terhadap label positif dengan hasil precision 0.98, recall 1.00, dan F1-score 0.99. Hasil pengujian *Confusion Matrix* dapat dilihat pada Gambar 9.

```

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   Negatif         0.00         0.00         0.00         2
   Positif         0.98         1.00         0.99        93

 accuracy         0.98         0.98         0.98         95
 macro avg         0.49         0.50         0.49         95
 weighted avg         0.96         0.98         0.97         95

Confusion Matrix:
[[ 0  2]
 [ 0 93]]
    
```

Gambar 9. Hasil Klasifikasi Naïve Bayes Classifier

Pengujian Hasil klasifikasi *Naïve Bayes Classifier* dengan pembobotan TF-IDF diketahui dari Gambar 10.

### Akurasi Naive Bayes TF - IDF :

96 %

|             | POSITIF | NEGATIF |
|-------------|---------|---------|
| Klasifikasi | 137     | 6       |
| Naive Bayes | 143     | 0       |
| Selisih     | 6       | 6       |

Gambar 10. Hasil Klasifikasi Naïve Bayes Classifier

Sedangkan hasil Klasifikasi Naïve Bayes Classifier menggunakan pembobotan N-grams dapat dilihat Gambar 11.

### Akurasi Naive Bayes N - Gram :

96 %

|             | POSITIF | NEGATIF |
|-------------|---------|---------|
| Klasifikasi | 137     | 6       |
| Naive Bayes | 143     | 0       |
| Selisih     | 6       | 6       |

Gambar 11. Hasil Klasifikasi Naïve Bayes Classifier

Metode Naïve Bayes Classifier menunjukkan *Accuracy* sebesar 96% menandakan bahwa model klasifikasi Naïve Bayes Classifier dapat membuat prediksi yang besar pada topik hak angket DPR.

Sementara itu, Decision Tree umumnya diterapkan pada kasus-kasus dengan keluaran bernilai diskrit. Walaupun terdapat sejumlah variasi dalam model Pohon Keputusan yang masing-masing memiliki tingkat efisiensi dan persyaratan yang berbeda-beda, kedua metode klasifikasi ini akan dianalisa serta dibandingkan berdasarkan hasil akurasi yang diperoleh. Evaluasi pada kinerja classifier dilakukan menggunakan confusion matrix, yang merupakan alat visualisasi penting dalam metode pembelajaran mesin dan biasanya digunakan untuk dua kategori atau lebih.

Analisis kinerja model menggunakan metode Decision Tree pada Gambar 12 dilakukan dengan memanfaatkan confusion matrix. Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa hasil dari pengujian Confusion Matrix persentase terhadap label negatif

dengan hasil precision 1.00, recall 0.50, dan F1-score 0.67. Sedangkan, label positif menghasilkan precision 0.99, recall 1.00 dan F1-Score 0.99. Hasil pengujian *Confusion Matrix* dapat dilihat pada Gambar 12 berikut

```

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   Negatif         1.00      0.50      0.67         2
   Positif         0.99      1.00      0.99        93

   accuracy              0.99              0.99              95
  macro avg              0.99              0.75              95
 weighted avg              0.99              0.99              95

Confusion Matrix:
[[ 1  1]
 [ 0 93]]

```

Gambar 12. Hasil Klasifikasi Decision Tree

Pengujian Hasil klasifikasi *Decision Tree* dengan pembobotan TF-IDF diketahui dari Gambar 13 berikut.

### Akurasi Desicion Tree TF - IDF :

99 %

|               | POSITIF | NEGATIF |
|---------------|---------|---------|
| Klasifikasi   | 137     | 6       |
| Desicion Tree | 138     | 5       |
| Selisih       | 1       | 1       |

Gambar 13. Hasil Klasifikasi Decision Tree

Sedangkan perolehan Klasifikasi Decision Tree dengan menerapkan pembobotan N-grams dapat dilihat Gambar 14.

### Akurasi Desicion Tree N - Gram

: 96 %

|               | POSITIF | NEGATIF |
|---------------|---------|---------|
| Klasifikasi   | 137     | 6       |
| Desicion Tree | 143     | 0       |
| Selisih       | 6       | 6       |

Gambar 14. Hasil Klasifikasi Decision Tree

Model ini menunjukkan akurasi sebesar 99% dengan pembobotan TF-IDF, yang mengindikasikan bahwa model Decision Tree mampu melakukan prediksi yang tepat terkait topik hak angket DPR. Sementara itu, pembobotan yang menggunakan N-grams menunjukkan akurasi yang lebih rendah, yakni hanya 96%. Dalam model ini, hasil yang dihasilkan mudah untuk dibaca dan diinterpretasikan tanpa memerlukan pemahaman statistik yang mendalam. Namun, model tersebut cenderung kurang stabil, di mana perubahan kecil dalam data dapat berdampak besar pada hasil akhir. Meskipun demikian, klasifikasi yang dilakukan dengan pendekatan ini menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode Naïve Bayes Classifier.

Visualisasi analisis sentiment menghasilkan *Word Cloud* yang disajikan pada Gambar 13. Word cloud ini memberikan gambaran visual mengenai kata kunci yang seringkali muncul pada opini masyarakat.



Gambar 13. Word Cloud

Dalam analisis sentimen ini, kedua metode diaplikasikan sebagai tolok ukur untuk mengukur akurasi hasil klasifikasi sentimen yang terjadi di masyarakat terkait hak angket DPR. Data yang telah menjalani tahap pra-preprocessing kemudian dilanjutkan dengan proses ekstraksi fitur. Tahapan ini mencakup penghitungan Term Frequency, diikuti dengan perhitungan TF-IDF serta N-grams. Langkah pertama dalam perhitungan TF-IDF melibatkan penghitungan IDF. Setelah nilai IDF ditentukan, langkah selanjutnya menentukan bobot TF-IDF dengan cara mengalikan nilai Term Frequency dengan nilai IDF untuk setiap istilahnya. Kemudian melakukan perhitungan bobot kata dengan menggunakan N-grams. Setelah proses ekstraksi fitur selesai, langkah selanjutnya adalah klasifikasi komentar. Klasifikasi ini menggunakan Naïve Bayes Classifier dan Decision Tree. Dibandingkannya kedua pendekatan ini guna menentukan mana yang mempunyai akurasi yang tinggi. Hasil klasifikasi atas opini masyarakat yang berhubungan dengan hak angket DPR menunjukkan akurasi sebesar 96% untuk Naïve Bayes Classifier dan 99% untuk Decision Tree. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode Decision Tree

efektif dalam mengklasifikasikan opini. Sementara itu, pada Naïve Bayes Classifier memperoleh akurasi yang lebih rendah saat diterapkan dengan tweet mengenai hak angket DPR.

#### IV. KESIMPULAN

Adapun kesimpulannya yang penting terkait analisis sentimen terhadap topik Hak Angket DPR pada Twitter dengan digunakannya algoritma Naïve Bayes Classifier maupun Decision Tree. Pertama, kedua algoritma tersebut memperlihatkan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen, dengan rincian akurasinya 95% pada kedua dataset yang diuji. Namun, performa relatif kedua algoritma bervariasi tergantung pada ukuran dataset. Decision Tree unggul pada dataset yang lebih besar dengan akurasi 99%, sementara Naïve Bayes Classifier dengan akurasi 96%.

Dengan demikian, adanya temuan ini menekankan dalam pemilihan algoritma yang tepat penting untuk didasari pada karakteristik dataset dalam analisa sentimen. Kedua, perolehan analisa menunjukkan dominasi sentimen positif terkait topik Hak Angket DPR pada Twitter. Dominasi sentimen positif terhadap Hak Angket DPR memberikan sinyal bahwa publik menyambut baik langkah ini dan memiliki harapan akan adanya peningkatan transparansi serta akuntabilitas. Meskipun menarik, temuan ini perlu diinterpretasikan dengan hati-hati mengingat kompleksitas isu politik dan potensi bias dalam data media sosial. Ketiga, penelitian ini berhasil memudahkan pengguna dalam melakukan analisis dan interpretasi hasil dikarenakan antarmuka yang user-friendly. Ukuran dataset yang relatif kecil membatasi generalisasi temuan. Selain itu, analisis sentimen berbasis teks saja mungkin tidak menangkap nuansa penuh dari opini yang diekspresikan di media sosial, terutama dalam konteks politik yang kompleks.

Secara keseluruhan, hasil analisis ini cenderung menunjukkan sentimen positif karena pengaruh ketidakseimbangan data, bias model terhadap kelas mayoritas, serta kemungkinan dominasi fitur positif dalam teks. Untuk meningkatkan akurasi deteksi sentimen negatif, diperlukan penyeimbangan data (oversampling atau undersampling) dan peningkatan pre-processing agar model lebih mampu menangkap konteks negatif dengan baik.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Magister *et al.*, "Nommensen Journal of Legal Opinion (NJLO) Implementasi Hak Angket Dewan Perwakilan Rakyat Dalam Melakukan Kontrol Atas Kebijakan Pemerintah", [Online]. Available: <http://ejournal.uhn.ac.id/index.php/opinion>
- [2] S. Ayudya, A. Armand, M. Hafid, and M. R. Muttaqin, "Analisis Sentimen Sistem E-Tilang Pada Platform Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes," 2023.
- [3] M. Hudha, E. Supriyati, and T. Listyorini, "Analisis Sentimen Pengguna Youtube Terhadap Tayangan #Matanajwamenaniterawan Dengan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Informatika dan Komputer) Akreditasi KEMENRISTEKDIKTI*, vol. 5, no. 1, pp. 2614–8897, 2022, doi: 10.33387/jiko.
- [4] P. Paramita and A. Ibrahim, "Analisis Sentimen Terhadap Pengguna Qris (Quick Respond Code Indonesian Standart) Pada Twitter

- Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier,” *JOISIE Journal Of Information System And Informatics Engineering*, vol. 7, no. 1, pp. 1–6, 2023, [Online]. Available: <https://t.co/lJemg7TbKb>
- [5] F. Septarian and A. Nugroho, “3 rd Seminar Nasional Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi (SENAFTI) 30 Agustus 2023-Jakarta,” 2023.
- [6] A. Rozaq, Y. Yunitasari, K. Sussolaikah, E. R. N. Sari, and R. I. Syahputra, “Analisis Sentimen Terhadap Implementasi Program Merdeka Belajar Kampus Merdeka Menggunakan Naïve Bayes, K-Nearest Neighbors Dan Decision Tree,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 6, no. 2, p. 746, Apr. 2022, doi: 10.30865/mib.v6i2.3554.
- [7] D. Atika, A. Ari Aldino, S. Informasi, J. Pagar Alam No, L. Ratu, and K. Kedaton, “Term Frequency-Inverse Document Frequency Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Tekanan Mental Pada Media Sosial Twitter,” 2022. [Online]. Available: <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTSI>
- [8] R. Aulianita, L. A. Utami, N. Musyaffa, G. Wijaya, A. Mukhayaroh, and A. Yoraeni, “Sentiment Analysis Review of Smartphones with Artificial Intelligent Camera Technology Using Naive Bayes and n-gram Character Selection,” in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Nov. 2020. doi: 10.1088/1742-6596/1641/1/012076.
- [9] A. M. Priyatno and F. I. Firmananda, “N-Gram Feature for Comparison of Machine Learning Methods on Sentiment in Financial News Headlines,” *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, vol. 1, no. 1, pp. 01–06, Jul. 2022, doi: 10.31004/riggs.v1i1.4.
- [10] M. Agus, P. Subali, and C. Fatichah, “Kombinasi Metode Rule-Based Dan N-Gram Stemming Untuk Mengenali Stemmer Bahasa Bali A Combination Of Methods Rule-Based And N-Gram Stemming To Recognize Balinese Language Stemmer,” vol. 6, no. 2, pp. 219–228, 2019, doi: 10.25126/jtiik.201961105.
- [11] S. Abdullah, “Penulis Pertama: Visualisasi Data Analisa Sentimen ... 261 Visualisasi Data Analisa Sentimen RUU Omnibus law Kesehatan Menggunakan KNN dengan Software RapidMiner,” vol. 8, no. 3, 2023.
- [12] T. Arlovin, “Analisis Sentimen Review Pengguna Aplikasi Fizzo Novel Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” 2024.
- [13] E. H. Muktafin, K. Kusriani, and E. T. Luthfi, “Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di Marketplace Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing,” *Jurnal Eksplorasi Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 32–42, Sep. 2020, doi: 10.30864/eksplorasi.v10i1.390.
- [14] Hootsuite (We are Social): Indonesian Digital Report 2021. (2021). Accessed: March. 05, 2024. Retrieved from Andi.Link: <https://andi.link/hootsuite-we-are-social-indonesian-digitalreport-2021/>
- [15] D. Vonega, A. Fadila, and D. Kurniawan, “Analisis Sentimen Twitter Terhadap Opini Publik Atas Isu Pencalonan Puan Maharani dalam PILPRES 2024”, *JAIC*, vol. 6, no. 2, pp. 129-135, Nov. 2022.
- [16] J. Friadi, and D. E. Kurniawan, "Analisis Sentimen Ulasan Wisatawan Terhadap Alun-Alun Kota Batam: Perbandingan Kinerja Metode Naive Bayes dan Support Vector Machine," *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, vol. 14, no. 4, pp. 403-407, Oct. 2024. <https://doi.org/10.21456/vol14iss4pp403-407>
- [17] Liu, B. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Chicago: Morgan & Claypool Publisher