

Analisis Sentimen Masyarakat Sebelum Dan Sesudah Terpilihnya Gibran Sebagai Cawapres Prabowo Menggunakan Naïve Bayes

Alfito Gaizka, Achmad Rizal Dzirkillah*, Estu Sinduningrum

Fakultas Teknologi Industri dan Informatika, Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. Hamka, Jakarta, Indonesia

Email: ¹alfito9gaizka@email.com, ^{2,*}ahmadrizaldzirkillah@gmail.com, ³estu.ningrum@uhamka.ac.id

Email Penulis Korespondensi: ahmadrizaldzirkillah@gmail.com

Abstrak—Pemilihan presiden dan wakil presiden di Indonesia selalu memicu perdebatan, terutama di tahun 2024 ini dianggap cukup menyita perhatian publik. Kontroversi terbaru muncul terkait pencalonan Gibran sebagai calon wakil dari Prabowo. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perubahan sentimen masyarakat sebelum dan sesudah Gibran terpilih sebagai calon wakil presiden pada ulasan di aplikasi Twitter (X). Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah ulasan dari Twitter (X) dengan rentang waktu mulai bulan Juli 2023 hingga Desember 2023, atau sebelum dan sesudah pencalonan Gibran sebagai cawapres Prabowo, kemudian dataset tersebut disimpan ke dalam file csv menjadi GibranSebelum, GibranSesudah, PrabowoSebelum, dan PrabowoSesudah. Dataset tersebut kemudian dianalisis menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan melakukan klasifikasi sentimen ke dalam kategori positif dan negatif. Tahapan Preprocessing yang dilakukan pada penelitian ini mencakup Cleansing, Tokenizing, Stopwords, dan Transform Cases. Penelitian ini juga menggunakan metode evaluasi Confusion Matrix untuk mengukur akurasi menggunakan tiga parameter yaitu accuracy, precision, dan recall. Hasil penelitian menunjukkan variasi performa model, dataset GibranSebelum mencapai akurasi 42,86%, precision 20,00%, dan recall 100,00%, sementara GibranSesudah menghasilkan akurasi 67,80%, precision 52,50%, dan recall 100,00%. Dataset PrabowoSebelum mencatat akurasi 60,71%, precision 44,07%, dan recall 100,00%, sementara PrabowoSesudah memiliki akurasi 55,00%, precision 35,71%, dan recall 100,00%. Analisis menunjukkan kecenderungan meningkatnya sentimen negatif setelah Gibran dilantik sebagai cawapres Prabowo, menandakan peningkatan ketidakpuasan publik terhadap kondisi tersebut.

Kata Kunci: Gibran; Prabowo; Twitter (X); Analisis Sentimen; Naïve Bayes Classifier

Abstract—The presidential and vice presidential elections in Indonesia always trigger debate, especially in 2024 which is considered quite grabbing public attention. The latest controversy arose regarding Gibran's candidacy as Prabowo's running mate. This study aims to analyze changes in public sentiment before and after Gibran was selected as a vice presidential candidate in reviews on the Twitter (X) application. The dataset used in this study is a review from Twitter (X) with a period of time from July 2023 to December 2023, or before and after Gibran's nomination as Prabowo's vice president, then the dataset is saved into a csv file into GibranSebelum, GibranSesudah, PrabowoSebelum, dan PrabowoSesudah. The dataset was then analyzed using the Naïve Bayes algorithm by classifying sentiment into positive and negative categories. The Preprocessing stages carried out in this study include Cleansing, Tokenizing, Stopwords, and Transform Cases. This study also used the confusion matrix evaluation method to measure accuracy using three parameters, namely accuracy, precision, and recall. The results showed variations in model performance, GibranSebelum's dataset achieved 42.86% accuracy, 20.00% precision, and 100.00% recall, while GibranSesudah produced 67.80% accuracy, 52.50% precision, and 100.00% recall. PrabowoSebelum's dataset recorded 60.71% accuracy, 44.07% precision, and 100.00% recall, while PrabowoSesudah had 55.00% accuracy, 35.71% precision, and 100.00% recall. Analysis shows a trend of increasing negative sentiment after Gibran was sworn in as Prabowo's vice president, signaling an increase in public dissatisfaction with the condition.

Keywords: Gibran; Prabowo; Twitter (X); Sentiment Analysis; Naïve Bayes Classifier

1. PENDAHULUAN

Negara demokrasi Indonesia memiliki pemilihan umum di tingkat nasional dan daerah setiap lima tahun, memicu perdebatan tentang calon dan isu-isu politik. [1] Dengan sistem demokrasinya, Indonesia menganggap tahun 2024 sebagai tahun penting karena akan diadakan pemilihan umum untuk presiden dan wakil presiden baru. [2] Pemilihan presiden dan wakil presiden dalam sistem demokratis memiliki pengaruh signifikan terhadap kebijakan dan kepemimpinan negara, sehingga penting untuk memahami persepsi publik tentang calon presiden dan wakil presiden. [3]

Kontroversi yang muncul terkait pencalonan Gibran Rakabuming Raka sebagai pasangan calon wakil presiden Prabowo Subianto dalam Pemilihan Presiden 2024, [4] terutama menyoroti putusan Mahkamah Konstitusi (MK) yang memperbolehkan kandidat presiden dan wakil presiden yang berumur di bawah 40 tahun, tetapi memiliki pengalaman sebagai kepala daerah atau pejabat negara yang terpilih melalui pemilihan umum. [5] Keputusan ini dipandang kontroversial karena dianggap melanggar konstitusi dan memberikan keuntungan pada Gibran. [6] Selain itu, kritik juga disampaikan terkait dugaan adanya nepotisme, mengingat Gibran merupakan anak dari Presiden Joko Widodo. [7] Kontroversi ini terus menarik perhatian sepanjang proses pendaftaran pasangan Prabowo-Gibran ke KPU dan menjadi fokus perbincangan di berbagai media. [4]

Perbincangan mengenai perubahan dalam Undang-Undang Mahkamah Konstitusi (UU MK) yang berkaitan dengan batasan usia yang diperlukan untuk menjadi calon presiden dan wakil presiden di Indonesia bermunculan setelah diputuskannya Keputusan Nomor 90/PUU-XXI/2023 oleh Mahkamah Konstitusi. [8] Keputusan tersebut menciptakan polemik di antara publik serta para pakar hukum. [9] Beberapa orang menyalahkan keputusan tersebut karena dianggap sebagai penambahan aturan baru yang tidak sejalan dengan prinsip awal Mahkamah Konstitusi, yang semestinya hanya menilai apakah suatu aturan sesuai dengan konstitusionalitas norma yang sudah ada. [5] Di samping itu, terjadi perbedaan pendapat di antara para hakim yang duduk dalam majelis, [9] perdebatan ini mengundang pertanyaan mengenai bagaimana implikasi dari keputusan tersebut terhadap citra Mahkamah Konstitusi serta sistem hukum Indonesia secara keseluruhan. [10]

Dalam pemilihan presiden dan wakil presiden, opini positif atau negatif di *tweet* dapat ditemukan, tetapi dengan banyak pengguna *Twitter (X)*, analisis manual tidak efektif. Oleh karena itu, penelitian ini memanfaatkan analisis sentimen untuk memahami perubahan sentimen masyarakat terkait calon presiden 2024. [2] Analisis sentimen, juga disebut *opinion mining*, adalah jenis penelitian komputasional untuk menilai pendapat, sentimen, dan perasaan individu terhadap isu atau objek tertentu, [11] juga diterapkan dalam berbagai konteks, seperti politik, penggalian teks, dan media sosial, analisis ini membantu memahami pandangan dan opini individu serta pemilihan. [12]

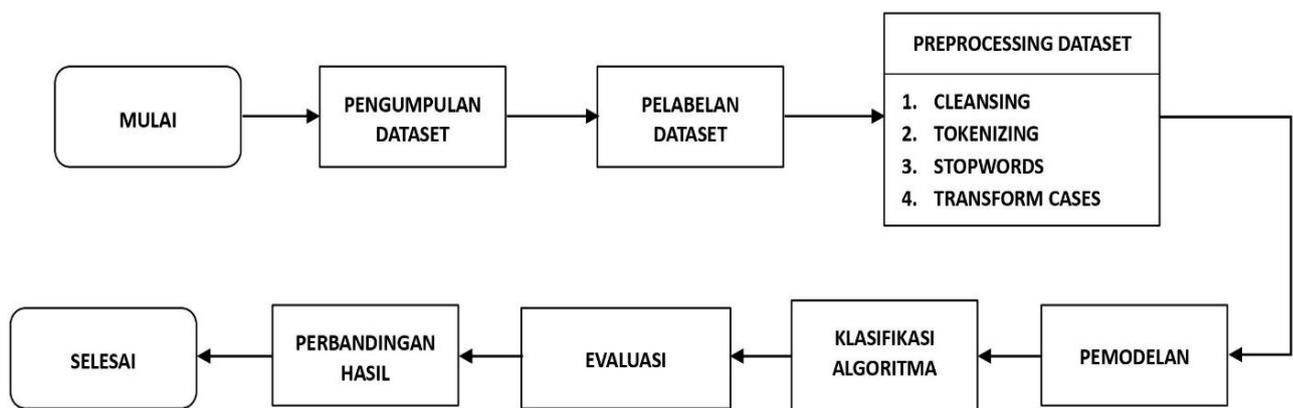
Twitter (X) populer di Indonesia untuk berbagi informasi, membangun jejaring sosial, dan berbagi opini, termasuk dalam konteks politik yang menghasilkan informasi bermanfaat tentang isu politik dan sentimen masyarakat. [1] Setiap pengguna dapat berkomunikasi secara cepat dan singkat di seluruh dunia melalui pesan publik dengan batasan 140 karakter. [13] Platform media sosial digunakan untuk menyebarkan informasi politik dan memengaruhi pendapat masyarakat mengenai kandidat presiden dan calon wakil presiden, berdampak pada pandangan publik tentang topik politik seperti pemilihan presiden dan wakil presiden. [2] Setiap memanfaatkan *Twitter (X)* untuk menyampaikan pendapat politik melalui "*tweet*," tetapi karena banyaknya *tweet*, identifikasi sentimen positif, atau negatif menjadi sulit. [12]

Penelitian ini akan mengevaluasi opini masyarakat terhadap kandidat presiden dan calon wakil presiden Indonesia 2024 menggunakan data dari *Twitter (X)* untuk memahami dampak media sosial pada proses politik. [14] Mayoritas pengguna *Twitter (X)* adalah pemilih potensial, sehingga penelitian ini mengevaluasi perubahan sentimen masyarakat sebelum dan setelah Gibran terpilih sebagai calon wakil presiden Prabowo. [15] Penelitian ini juga berfokus untuk mengidentifikasi pandangan positif atau negatif dalam teks yang di posting di media sosial [13] untuk memahami ekspresi emosional, opini, dan tanggapan masyarakat terhadap isu-isu terkait Gibran Rakabuming Raka sebagai cawapres Prabowo Subianto, serta memberikan wawasan tentang pandangan dan sentimen masyarakat. [16]

Berdasarkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Putra & Pramusinto (2023), evaluasi sentimen pada tweet terkait potensi elektabilitas calon presiden 2024 telah dilakukan dengan memanfaatkan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Penelitian ini menggunakan KNN untuk mengidentifikasi pola dan tren pendapat masyarakat serta memantau perubahan sentimen dari waktu ke waktu. [17] Namun, penelitian ini belum menggunakan metode lain yang mungkin memberikan perspektif berbeda dalam analisis sentimen. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi gap tersebut dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen masyarakat sebelum dan sesudah terpilihnya Gibran sebagai cawapres Prabowo. Penggunaan Naïve Bayes diharapkan dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan efisien dalam mengklasifikasikan sentimen publik, sehingga menawarkan kontribusi baru dalam pendekatan metodologis analisis sentimen politik.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini secara khusus memfokuskan pada proses klasifikasi sentimen dari ulasan yang telah terkumpul. Proses ini dicapai dengan menerapkan metode *Naïve Bayes*. Data ulasan dikumpulkan melalui layanan *Google Colab* untuk pengolahan data, sementara proses klasifikasi dilakukan melalui alat bantu *RapidMiner*. **Gambar 1** menampilkan prosedur penelitian secara visual, yang mencakup perencanaan dan pelaksanaan penelitian oleh peneliti.



Gambar 1. Diagram Alir Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Dataset

Dalam penelitian ini, *dataset* diperoleh melalui teknik pengambilan data dengan menggunakan metode *crawling* yang dijalankan pada *Google Colab*. Data yang diambil berasal dari platform *Twitter (X)*. Data diambil dengan menggunakan *query* yang sesuai dengan fokus penelitian, yaitu sentimen publik terkait pemilihan Gibran sebagai calon wakil presiden Prabowo. Beberapa kata kunci yang terlibat mencakup 'gibran' dan 'prabowo'. Pengumpulan data juga memiliki batasan atau limit yang ditetapkan berdasarkan jumlah *tweet* yang dihasilkan oleh pengguna setiap hari. [18] *Data crawling* dilaksanakan dua kali, sebelum dan setelah Gibran dilantik sebagai calon wakil presiden Prabowo. Rentang waktu pengumpulan data mencakup periode mulai bulan Juli 2023 hingga Oktober 2023, dan dari Oktober 2023 hingga

Desember 2023. Hasil pengumpulan data disimpan dalam format *file csv*, yang mencakup jumlah ulasan aplikasi yang diperlukan oleh peneliti. [19]

2.2 Pelabelan Dataset

Setelah mendapatkan data dari proses *crawling*, setiap ulasan diberi label sentimen, dengan menggunakan label positif (P) dan negatif (N). Label positif (P) diberlakukan pada kalimat yang mencerminkan kepuasan terhadap terpilihnya Gibran sebagai calon wakil presiden Prabowo, sementara label negatif (N) diberikan pada kalimat yang menyampaikan ketidakpuasan atau kritik terhadap terpilihnya Gibran sebagai calon wakil presiden Prabowo. Tujuan dari tahap ini adalah untuk melatih model yang akan digunakan pada tahap pelatihan data dan mempermudah pengidentifikasian sentimen dalam *dataset*. [20] Proses pelabelan data dilakukan secara manual oleh tiga orang menggunakan *Microsoft Excel* dalam format *.csv*. Jika terdapat perbedaan pendapat, individu ketiga berperan sebagai penengah untuk menentukan apakah suatu kalimat akan mendapatkan label positif (P) atau negatif (N), dengan tujuan menghindari subjektivitas dalam penelitian ini. [21]

2.3 Preprocessing Dataset

Dataset yang telah didapatkan akan mengalami proses *preprocessing* sebelum dilanjutkan ke tahap selanjutnya. Tujuan dari *preprocessing* data adalah mengonversi data mentah ke dalam format yang lebih optimal dan sesuai dengan kebutuhan analisis. [22] Pada sub bab ini, akan dijelaskan diuraikan langkah-langkah *preprocessing* yang diperlukan untuk memproses data dalam penelitian ini :

- a. *Cleansing* proses untuk menghapus tanda baca, angka, simbol, tautan *URL*, dan nama pengguna (*username*) dari dalam teks. Hal ini dilakukan dengan tujuan menghasilkan data cuitan yang bersih, bebas dari elemen tambahan yang tidak relevan, sehingga mempermudah analisis dan memastikan keaslian informasi yang terkandung dalam setiap cuitan. [23]
- b. *Tokenizing* adalah proses memotong setiap kata dalam dokumen dengan maksud mengonversi huruf besar diubah menjadi huruf kecil. Proses ini hanya melibatkan pengolahan huruf, sehingga karakter atau tanda baca lainnya dihilangkan. Hanya huruf dari 'a' hingga 'z' yang tetap ada selama tahap ini. *Tokenizing* memungkinkan teks untuk dipecah menjadi unit-unit terkecil yang dapat diolah secara lebih efisien dalam analisis teks atau pemrosesan bahasa alami. [24]
- c. *Filter Stopwords* merupakan tahap dimana kata-kata kunci diambil dari hasil *tokenizing*. Dalam konteks ini, terdapat daftar kata yang disebut algoritma *stoplist* yang digunakan untuk mengeliminasi kata-kata yang dianggap tidak relevan atau kurang penting. Selain itu, terdapat pula daftar kata yang berperan sebagai wadah untuk menyimpan kata-kata yang dianggap penting atau relevan. dalam analisis atau pemrosesan lebih lanjut. [24] Dengan demikian, langkah ini membantu menyaring dan mengekstrak informasi yang lebih relevan dari teks yang diolah.
- d. *Transform Cases* merupakan proses standarisasi atau normalisasi teks, di mana semua huruf dalam teks diubah menjadi huruf kecil atau besar. [25] Misalnya, kata "BAIK" dan "baik" dianggap sama setelah proses transformasi kasus. Hal ini membantu meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen karena mengurangi variasi dalam data yang diperlakukan sebagai informasi yang berbeda oleh model. [26]

2.4 Pemodelan

Pada tahap ini, dilakukan pemodelan yaitu proses membangun model untuk mengklasifikasikan teks menjadi sentimen positif atau negatif. [27] Proses ini dimulai dengan menggunakan data yang telah dipersiapkan dan dihubungkan dengan operator *Naïve Bayes*, yang menganalisis hubungan antara kata-kata yang digunakan dalam teks berhubungan dengan perasaan yang ingin disampaikan. [28] Selanjutnya, hasil model disimpan untuk mengevaluasi performanya pada kedua data uji dan latih. Data uji menunjukkan seberapa baik model dapat memprediksi sentimen pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, dan data latih menunjukkan seberapa baik model dapat membangun dan melatih model. [26] Dengan demikian, proses pemodelan ini memastikan bahwa model yang dihasilkan dapat mengidentifikasi sentimen positif dan negatif dalam teks dengan akurasi yang dapat dievaluasi dan diperbaiki sesuai kebutuhan. [29]

2.5 Klasifikasi Algoritma

Setelah *dataset* melalui proses *preprocessing* dan pemodelan, selanjutnya masuk ke tahap klasifikasi yang melibatkan penggunaan algoritma *Naïve Bayes Classifier*. Evaluasi model dilakukan melalui penggunaan operator *cross-validation*, yang terdiri dari dua *subproses*, yaitu data training dan data testing. [30] Proses data latih menerapkan algoritma *Naïve Bayes Classifier*, sementara proses data testing mengukur tingkat akurasi, presisi, *recall*, dan menampilkan kurva *Area Under the Curve (AUC)* [24] Peneliti memanfaatkan model *Naïve Bayes Classifier* yang telah direncanakan sebelumnya untuk menentukan atribut atau kelas dari data baru yang belum memiliki informasi atribut atau kelasnya. Metode ini menggunakan *teorema bayes* sebagai dasar sebagai cara untuk memprediksi kemungkinan hal-hal di masa depan berdasarkan informasi masa lalu. [31] Secara khusus, metode ini digunakan untuk memprediksi tingkat akurasi komentar publik terhadap terpilihnya Gibran sebagai calon wakil presiden Prabowo dalam yang telah dikategorikan sebagai positif atau negatif. Metode *Naive Bayes* dianggap efektif untuk menganalisis sentimen dalam kumpulan data dengan kelebihan berupa kebutuhan data pelatihan minimal dan kemudahan penggunaan. [32] Dalam pengolahan teks, *Naive Bayes Classifier* sangat umum digunakan dan tetap sederhana dengan tingkat akurasi dan kinerja yang tinggi. [33]

2.6 Evaluasi

Pada tahap evaluasi, *output* dari langkah-langkah *preprocessing* dan penerapan algoritma dinilai menggunakan metrik seperti Akurasi, Presisi, dan *Recall*. [34] Akurasi mengukur total prediksi yang benar dari model, Presisi memberikan perhitungan akurasi dalam memprediksi kasus positif, dan *recall* sejauh mana model mampu memprediksi dengan tepat nilai positif aktual. [35] Evaluasi ini melibatkan pengukuran akurasi, presisi, dan *recall* dengan menggunakan *confusion matrix* untuk menilai keberhasilan analisis pada model yang telah dibangun. [36] Berikut merupakan model dasar dari Gambar 2 yang merupakan tabel *confusion matrix* :

	<i>Positive</i>	<i>Negative</i>
<i>Positive</i>	TP	FP
<i>Negative</i>	FN	TN

Gambar 2. Confusion Matrix

Dengan TP (*True Positive*) yang merupakan prediksi data positif yang akurat, FP (*False Positive*) adalah data yang seharusnya negatif tetapi diidentifikasi sebagai data positif, FN (*False Negative*) adalah data yang seharusnya positif tetapi diidentifikasi sebagai data negatif, dan TN (*True Negative*) adalah data negatif yang diprediksi secara akurat. *confusion matrix* dapat digunakan sebagai alat untuk mengukur tingkat akurasi, presisi, dan *recall*. Rumus yang dapat digunakan untuk menghitung metrik-metrik ini, seperti yang dijelaskan oleh [37] adalah sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

2.7 Perbandingan Hasil

Perbandingan hasil sebelum dan sesudah terpilihnya Gibran sebagai cawapres Prabowo dalam penelitian ini menunjukkan beberapa perubahan pada aspek pengumpulan data, tetapi konsistensi dalam metode pelebelan, *preprocessing*, pembobotan kata, dan klasifikasi. Terdapat pemisahan periode pengumpulan data sebelum dan sesudah terpilihnya Gibran, yang dapat menunjukkan perubahan dalam persepsi publik. Hubungan antar metode ini memberikan konsistensi dalam analisis, meskipun tidak ada perbedaan yang signifikan antara tahap pelebelan dan *preprocessing*. Metode pemodelan data digunakan secara konsisten, mengklasifikasikan teks menjadi sentimen positif atau negatif. Model dievaluasi menggunakan data uji dan data latih untuk memastikan akurasi dalam mengidentifikasi sentimen dalam teks. Penggunaan algoritma klasifikasi *Naïve Bayes* yang sama pada kedua periode memungkinkan perbandingan yang valid terkait kemampuan model dalam memprediksi sentimen. Evaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, dan *recall* memberikan informasi yang lebih terperinci mengenai kinerja model dalam menginterpretasikan sentimen masyarakat sebelum dan setelah dilantiknya Gibran sebagai cawapres Prabowo.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Dataset

Pada tahap pengumpulan data, peneliti menggunakan metode *crawling* melalui *Google Colab* untuk mengakses data dari *Twitter (X)*. Proses *crawling* dilakukan dua kali, yaitu sebelum dan setelah Gibran dilantik sebagai calon wakil presiden Prabowo. Hasil pengumpulan data disimpan dalam format *file csv* yang mencatat jumlah ulasan aplikasi yang diperlukan oleh peneliti menggunakan bahasa Indonesia. Proses *crawling* data sesuai dengan yang ditunjukkan dalam **Gambar 3** di bawah ini.



Gambar 1. Proses *Crawling* Data

Langkah-langkah pada **Gambar 3** menunjukkan tahapan *crawling* data di *Google Colab*. Variabel *filename* digunakan untuk memberikan nama file hasil *crawling*, yang dalam hal ini ada empat, *GibranSebelum.csv*, *GibranSesudah.csv*, *PrabowoSebelum.csv*, dan *PrabowoSesudah.csv*. Variabel *search_keyword* mengatur kata kunci pencarian, yaitu "gibran" dan "prabowo" dalam bahasa Indonesia. Variabel *limit* menentukan jumlah data yang akan diambil dari internet. Dua baris terakhir variabel untuk mengatur batas waktu pengambilan data dari *Twitter (X)*,

since_date sebagai batas awal dan *until_date* sebagai batas akhir. Rentang waktu pengumpulan data mencakup periode Juli hingga Oktober 2023, dan Oktober hingga Desember 2023.

```
# Crawl Data
filename = 'GibranSebelum.csv'
search_keyword = 'gibran lang:id'
limit = 500
since_date = '2023-7-22'
until_date = '2023-10-22'

# Crawl Data
filename = 'GibranSesudah.csv'
search_keyword = 'gibran lang:id'
limit = 500
since_date = '2023-10-22'
until_date = '2023-12-22'
```

Gambar 2. Variabel *Crawling* Data

3.2 Pelabelan *Dataset*

Setelah *dataset* yang didapatkan dari proses *crawling* data, tahap berikutnya adalah pelabelan. Pada tahap ini, semua data dibagi menjadi dua bagian, data latih dan data uji. Data latih dilabelkan sebagai contoh untuk pengolahan data uji nantinya. Hanya data yang relevan yang digunakan dalam penelitian ini dari data yang berhasil dikumpulkan dari internet untuk meningkatkan akurasi. Data dibagi dengan perbandingan 70:30 oleh peneliti. Jika data latih mengandung pendapat positif, mereka dilabelkan positif, dan jika mengandung pendapat negatif, mereka dilabelkan negatif, sesuai yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Pelabelan Data Ulasan GibranSebelum

Opini	Sentimen
Gibran kan otaknye martabak Kagak ngerti ilmu ~~	Negatif
Meski begitu kuat pengaruh Bowo dan timnya serta dukungan rejim orba Bowo akan kalah dengan kuda troya Gibran	Negatif
Keraguan publik akan kemampuan Wali Kota Solo Gibran Rakabuming Raka setelah ditunjuk menjadi cawapres Prabowo Subianto tampaknya akan segera hilang setelah melihat berbagai tokoh yang akan menjadi mentor politik di belakangnya https://tco/28BSnZzb3X	Positif
stay up demi deklarasi prabowocipung eh mas gibran i love you pak wowo yakin beliau bisa tumpas opm di papua https://tco/tRvwV94iwz	Positif
Emang yg asik buat dipilih sih cuman 2 yg rambut putih ga ada asik2nya Sayangnya yang ini kok sama gibran coba sama yg laen pilih yg ini gua	Negatif

Tabel 1 menunjukkan beberapa contoh hasil pelabelan pada data yang didapatkan terkait Gibran sebelum pelantikan. Sentimen negatif mencakup keraguan terhadap kapabilitas Gibran, politik dinasti, dan potensi konflik kepentingan. Sentimen positif mencakup keyakinan pada kemampuan kepemimpinannya, harapan inovasi, dan dukungan terhadap visinya.

Tabel 2. Pelabelan Data Ulasan GibranSesudah

Opini	Sentimen
Jauhlah antara langit dan lumpur https://tco/oJK21Jmlt	Negatif
Kubu sebelah emx udh pade somplak otak nya ?? Krn susah up postingan prestasi capres nya yg emx ga ada Jd nyinyir mulu cari bahan bullyan dgn memotong judul dr berita luar negeri utk julukan buat gibran Stlh samsul gagal skrg nepo baby ?? Capres sm pndukung sama	Negatif
Rakabuming Raka membuktikan dirinya layak menjadi cawapres dengan memberikan jawaban yang tajam dan jelas Kritik yang awalnya menghujam berubah menjadi pujian setelah melihat performa Gibran Rakabuming Raka dalam debat cawapres Semoga	Positif
Hilirisasi digital adalah sebuah frase baru yang dibuat sendiri oleh Gibran Maka sebaiknya si pembuat menjelaskan dengan rinci apa artinya secara bahasa dan istilah agar bisa masuk dalam frase akademis	Positif
Yg meremehkan anda itu diri anda sendiri yg memghinakan anda itu diri anda sendiri sadarlah wahai anak haram kontitusi https://tco/748WFavIxO	Negatif

Tabel 2 menunjukkan beberapa contoh hasil pelabelan pada data yang didapatkan terkait Gibran setelah pelantikan. Sentimen negatif mencakup keraguan yang berkelanjutan terhadap kapabilitas Gibran, isu politik dinasti, dan potensi konflik kepentingan. Sentimen positif mencakup keyakinan pada kemampuan kepemimpinannya berdasarkan visinya, harapan akan inovasi yang dijanjikan, dan dukungan terhadap rencana-rencana yang diusungnya.

Tabel 3. Pelabelan Data Ulasan PrabowoSebelum

Opini	Sentimen
Naif sekali melihat dagelan politik ala pak BELIAU	Negatif

wkwkwk engga mau pilih Prabowo karna dosa masa lalu dan pengen banget jadi presiden mau apaaa gitu lhoo engga mau pilih Ganjar karna plek ketiplek kaya Jokowi dan sering gaslighting engga mau pilih Anies karna secara langsung melanggengkan korupsi	Negatif
seru ngeliat bagaimana pak prabowo dengan segala skemanya menemukan plafond yang lebih tinggi untuk pemilu sekarang sedangkan ganjar mencoba mengulang formula jokowi dengan baju dan wakilnya Bersihbersih rumah sambil liat proses pendaftaran Capres Cawapres Prabowo Gibran ke KPU~...	Positif
https://tco/WZanG1Kktr	Positif
kesalahan terulang lagi pak Prabowo bawa Gibran daftar ke kpu	Negatif

Tabel 3 menampilkan hasil pelabelan terkait Prabowo sebelum pelantikan Gibran sebagai cawapresnya. Sentimen negatif mencakup ketidakpastian terhadap kebijakan politik dan kekhawatiran terhadap pemilihan Gibran sebagai cawapresnya. Sentimen positif mencakup perubahan sikap Prabowo yang lebih terbuka, harapan akan perubahan yang diusunginya, keyakinan akan kekuatan kepemimpinannya yang baru, dukungan terhadap kelanjutan program-program presiden sebelumnya, serta antusiasme atas kemungkinan terpilihnya Gibran sebagai cawapresnya.

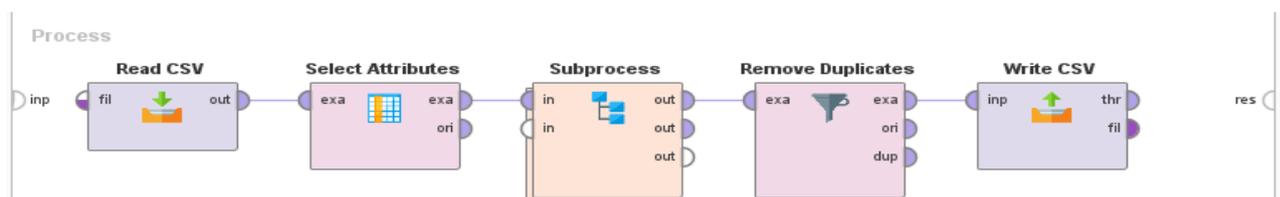
Tabel 4. Pelabelan Data Ulasan PrabowoSesudah

Opini	Sentimen
Nah ini kan video 2016 Pertanyaannya isu apa yg lagi disembunyiin sama buzzer prabowo ini	Negatif
Lbh baik pisahkan diri dari NKRI jika prabowo gibran menang Raka	Negatif
Dukung Anies Pilih Ganjar Coblos Prabowo £	Positif
11 12 lah ama yg nangisin prabowo	Negatif
Saya pilih Prabowo karena beliau sosok yg mapan Sosok yg tegas Sosok yg berwibawa Beliau didukung para ulama Kyai dan Habaib Beliau juga sangat dicintai pendukungnya TAPI ITU DULU KALAU SEKARANG SORRY YE SORRY YE WAKANDA NO MORE INDONESIA FOREVER ‘?’, https://tco/INnlztpZ5k	Negatif

Tabel 4 menunjukkan hasil pelabelan data terkait Prabowo setelah pelantikan Gibran sebagai cawapresnya. Sentimen negatif mencakup ketidakpastian terhadap kebijakan politik, keinginan besar untuk memimpin karena pengalaman sebelumnya, dan keraguan terhadap pemilihan Gibran sebagai cawapresnya. Sentimen positif mencakup perubahan sikap Prabowo yang lebih terbuka, harapan akan perubahan yang diusunginya, keyakinan akan kekuatan kepemimpinannya yang baru, serta dukungan terhadap kelanjutan program-program presiden sebelumnya.

3.3 Preprocessing Dataset

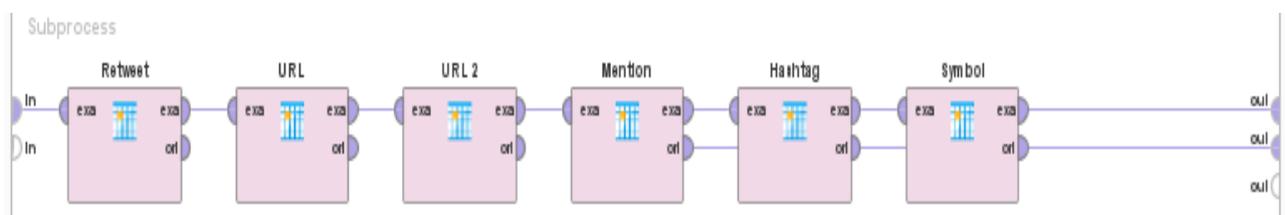
Pada tahap *preprocessing* data ini, langkah awalnya adalah *cleansing* data untuk menghilangkan duplikasi dan karakter yang tidak relevan. Setelah itu, *dataset* yang terkumpul akan diproses menggunakan aplikasi *RapidMiner Studio*. *Preprocessing* bertujuan untuk mengubah kalimat yang tidak terstruktur menjadi dataset yang terstruktur, sehingga lebih efektif dalam proses analisis. Langkah-langkah dalam *preprocessing dataset* yang dilakukan peneliti mencakup *cleansing*, *tokenizing*, *filter stopwords*, dan *transform cases*.



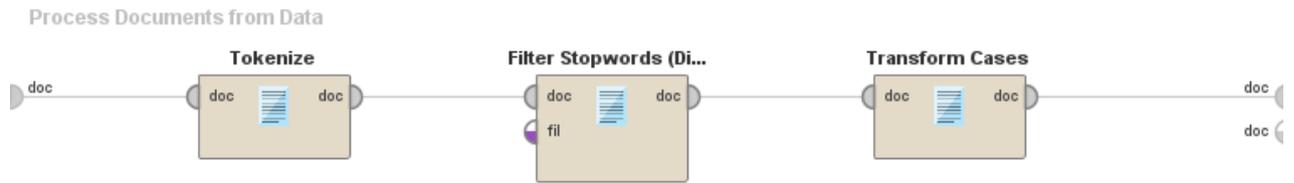
Gambar 3. Operator Tahapan *Cleansing*

Gambar 5 memperlihatkan tahap *cleansing* dari data yang telah diambil dan disimpan dalam *file CSV*. Proses pembersihan diperlukan karena adanya simbol-simbol seperti `{!@#%&*}[];''",./<>?}`, *URL*, dan *mention* dalam ulasan komentar seperti yang terdapat pada Gambar 6. Langkah selanjutnya melibatkan penggunaan operator *Remove Duplicates* untuk menghilangkan data yang diambil beberapa kali atau duplikat selama proses *crawling*.

Selain itu, dalam penelitian ini, beberapa operator proses dokumen dalam *RapidMiner* digunakan untuk menyesuaikan langkah-langkah *preprocessing*, termasuk *Cleansing* yang sudah dilakukan sebelumnya, *Tokenizing*, *Stopwords*, dan *Transform Cases*, seperti yang terlihat pada Gambar 7.



Gambar 4. Operator *Subproses* Tahapan *Cleansing*



Gambar 5. Operator Tahapan *Preprocessing Dataset*

- a. *Cleansing* dilakukan untuk menghilangkan tanda baca, angka, simbol, tautan *URL*, dan nama pengguna (*username*) dari teks. Ini bertujuan untuk menghasilkan cuitan yang bersih dan relevan, memudahkan analisis, dan memastikan keaslian informasi. [23] Tabel 5 memperlihatkan perbandingan sebelum dan sesudah dilakukan *cleansing*.

Tabel 5. Perbandingan Hasil *Cleansing*

Sebelum <i>Cleansing</i>	Sesudah <i>Cleansing</i>
Merespon sikap @prima_or_id yang akhirnya masuk kedalam Koalisi Indonesia Maju, serta mendukung Prabowo dan Gibran sebagai capres dan cawapres 2024. Saya mendukung penuh jalan partai, walupun sekarang belum bisa menjadi bagian dari mereka secara penuh. #MenangkanPancasila	Merespon sikap yang akhirnya masuk kedalam Koalisi Indonesia Maju serta mendukung Prabowo dan Gibran sebagai capres dan cawapres Saya mendukung penuh jalan partai walupun sekarang belum bisa menjadi bagian dari mereka secara penuh

- b. *Tokenizing* untuk memecah teks menjadi unit-unit terkecil yang dapat diolah lebih efisien dalam analisis teks atau pemrosesan bahasa alami, dan memudahkan proses penghapusan *Stopwords*. [24] Tabel 6 menunjukkan visualisasi sebelum dan sesudah tahap *tokenizing* :

Tabel 6. Perbandingan Hasil *Tokenizing*

Sebelum <i>Tokenizing</i>	Sesudah <i>Tokenizing</i>
Merespon sikap yang akhirnya masuk kedalam Koalisi Indonesia Maju serta mendukung Prabowo dan Gibran sebagai capres dan cawapres Saya mendukung penuh jalan partai walupun sekarang belum bisa menjadi bagian dari mereka secara penuh	'Merespon', 'sikap', 'yang', 'akhirnya', 'masuk', 'kedalam', 'Koalisi', 'Indonesia', 'Maju', 'serta', 'mendukung', 'Prabowo', 'dan', 'Gibran', 'sebagai', 'capres', 'dan', 'cawapres'. 'Saya', 'mendukung', 'penuh', 'jalan', 'partai', 'walupun', 'sekarang', 'belum', 'bisa', 'menjadi', 'bagian', 'dari', 'mereka', 'secara', 'penuh'

- c. *Filter Stopwords* adalah tahap di mana kata-kata penghubung dihapus dari *dataset* untuk menyaring informasi yang lebih relevan. Proses ini menggunakan algoritma *stoplist* untuk menghilangkan kata-kata yang tidak penting dan mempertahankan kata-kata kunci yang relevan. [24] Peneliti menggunakan kamus *stopwords* dari situs *web Kaggle*. Tabel 7 menampilkan contoh sebelum dan sesudah proses *filter stopwords* :

Tabel 7. Perbandingan Hasil *Filter Stopwords*

Sebelum <i>Stopwords</i>	Sesudah <i>Stopwords</i>
'Merespon', 'sikap', 'yang', 'akhirnya', 'masuk', 'kedalam', 'Koalisi', 'Indonesia', 'Maju', 'serta', 'mendukung', 'Prabowo', 'dan', 'Gibran', 'sebagai', 'capres', 'dan', 'cawapres'. 'Saya', 'mendukung', 'penuh', 'jalan', 'partai', 'walupun', 'sekarang', 'belum', 'bisa', 'menjadi', 'bagian', 'dari', 'mereka', 'secara', 'penuh'	'Merespon', 'sikap', 'akhirnya', 'masuk', 'Koalisi', 'Indonesia', 'Maju', 'mendukung', 'Prabowo', 'Gibran', 'capres', 'cawapres', 'Saya', 'mendukung', 'jalan', 'partai', 'walaupun', 'belum', 'bagian', 'penuh'

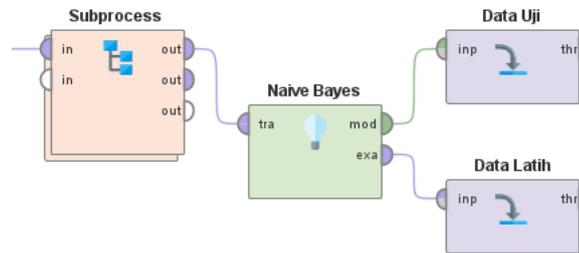
- d. *Transform Cases* adalah proses standarisasi teks dengan mengubah semua huruf menjadi huruf kecil atau besar. Langkah ini meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen dengan mengurangi variasi data yang dianggap berbeda oleh model. [25] Tabel 8 menunjukkan contoh sebelum dan sesudah proses *transform cases* (*lower case* / huruf kecil) :

Tabel 8. Perbandingan Hasil *Transform Cases*

Sebelum <i>Transform Cases</i>	Sesudah <i>Transform Cases</i>
'Merespon', 'sikap', 'akhirnya', 'masuk', 'Koalisi', 'Indonesia', 'Maju', 'mendukung', 'Prabowo', 'Gibran', 'capres', 'cawapres', 'Saya', 'mendukung', 'jalan', 'partai', 'walaupun', 'belum', 'bagian', 'penuh'	'merespon', 'sikap', 'akhirnya', 'masuk', 'koalisi', 'indonesia', 'maju', 'mendukung', 'prabowo', 'gibran', 'capres', 'cawapres', 'saya', 'mendukung', 'jalan', 'partai', 'walaupun', 'belum', 'bagian', 'penuh'

3.4 Pemodelan

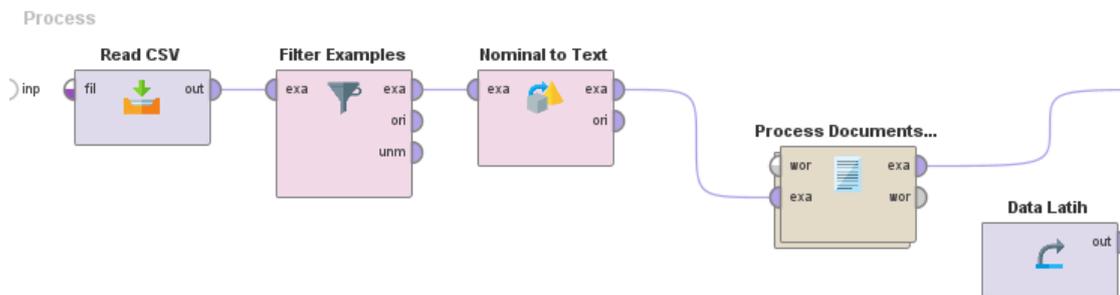
Selanjutnya tahapan pemodelan, menggunakan operator *subproses* sebelumnya lalu dihubungkan dengan operator *Naïve Bayes*, kemudian dihubungkan dengan dua operator *store*. Operator *store* pertama digunakan sebagai hasil data uji dan operator *store* yang kedua digunakan untuk data latih, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 6. Operator Tahapan Pemodelan

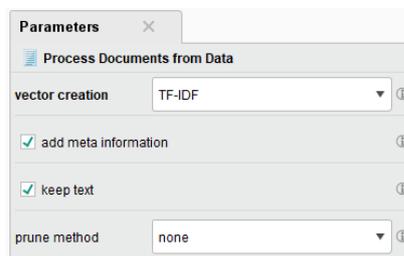
3.5 Klasifikasi

Setelah pembuatan data uji dan data latih selesai, langkah berikutnya adalah klasifikasi *Naïve Bayes*. Operator *RapidMiner* yang digunakan untuk proses ini ditunjukkan pada Gambar 9.



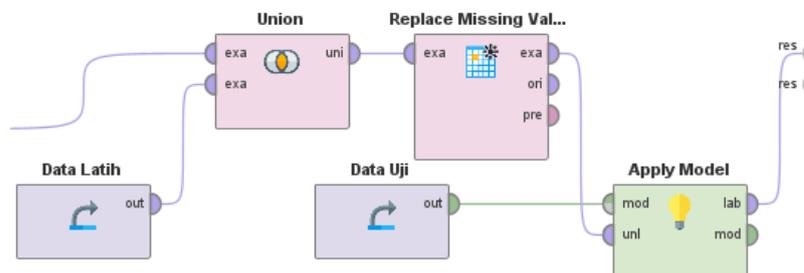
Gambar 7. Operator Import Data Latih

Klasifikasi *Naïve Bayes* dimulai dengan operator *read csv* yang dihubungkan dengan *filter example*, yang diatur pada opsi *is missing* untuk mengambil dan memproses data latih yang masih kosong atau belum dilabeli. Selanjutnya, operator *nominal to text* digunakan sehingga operator *process document from data* dapat membaca dan memproses data. Opsi *TF-IDF* juga digunakan untuk mengatur parameter operator ini, sesuai yang ditunjukkan pada Gambar 10.



Gambar 8. Parameter Pembuatan Vektor

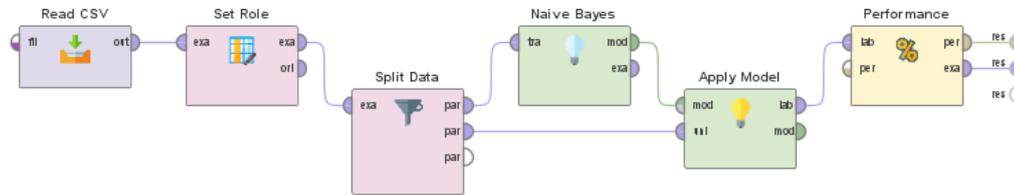
Selanjutnya, operator *union* digunakan untuk menggabungkan data uji dengan data latih yang telah dibuat. Untuk mengatasi kekosongan data saat pemrosesan, agar sistem tidak mengalami kesalahan, digunakan operator *replace missing value* dengan kondisi *default zero*. Operator *apply model* kemudian ditambahkan untuk menyimpan dan menampilkan hasil sentimen dari pemrosesan *Naïve Bayes*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 11.



Gambar 9. Operator Implementasi Naïve Bayes

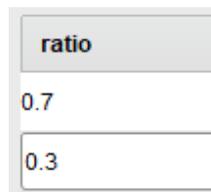
3.6 Evaluasi

Setelah dataset dianalisis menggunakan metode *Naive Bayes*, pengujian dilakukan menggunakan *confusion matrix*. Tujuan dari pemeriksaan ini adalah untuk menghitung tingkat akurasi berdasarkan evaluasi dan validasi. *Accuracy*, *precision*, dan *recall* adalah tiga parameter yang digunakan dalam *confusion matrix* untuk mengukur akurasi. Gambar 12 menunjukkan operator yang digunakan dalam proses perhitungan *confusion matrix* di aplikasi *RapidMiner*.



Gambar 10. Operator Perhitungan *Confusion Matrix*

Perhitungan *confusion matrix* dimulai dengan membaca data latih menggunakan operator *read csv*, selanjutnya dihubungkan dengan operator *set role* yang bertugas untuk mengatur kolom hasil sentimen sebagai atribut label. Setelah itu, data tersebut dihubungkan dengan operator *split data* untuk membagi data dengan perbandingan 70:30 atau ratio seperti yang ditunjukkan pada Gambar 13.



Gambar 11. Ratio Pada Operator Split Data

Selanjutnya, data dihubungkan dengan operator *Naive Bayes* dan *apply model*, dan diakhiri dengan menyajikan hasil pengukuran akurasi menggunakan operator *performance*. Hasil *confusion matrix* menunjukkan akurasi sebesar 60.71% untuk *dataset* GibranSebelum, 55.00% untuk *dataset* GibranSesudah, 67.80% untuk *dataset* PrabowoSesudah, dan 42.86% untuk *dataset* PrabowoSesudah. Berikut merupakan tabel dan perhitungan dari *confusion matrix* setiap *dataset*.

Tabel 9. *Confusion Matrix* Dataset GibranSebelum

	True Negative	True Positive	Class Precision
Pred. Negative	25	0	100.00%
Pred. Positive	33	26	44.07%
Class Recall	43.10%	100.00%	

Dengan perhitungan dari Tabel 9 sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} = \frac{26 + 25}{26 + 33 + 25 + 0} = \frac{51}{84} = 60,71\%$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{26}{26 + 33} = \frac{26}{59} = 44,07\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{26}{26 + 0} = \frac{26}{26} = 100,00\%$$

Berdasarkan perhitungan dari Tabel 9 yang berisi hasil perhitungan menggunakan algoritma *naive bayes* yang diambil dari hasil *confusion matrix*, yaitu *accuracy* 60,71%, *precision* 44,07%, dan *recall* 100,00% dari *dataset* GibranSebelum.

Tabel 10. *Confusion Matrix* Dataset GibranSesudah

	True Negative	True Positive	Class Precision
Pred. Negative	18	0	100.00%
Pred. Positive	27	15	35.71%
Class Recall	40.00%	100.00%	

Dengan perhitungan dari Tabel 10 sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} = \frac{15 + 18}{15 + 27 + 18 + 0} = \frac{33}{60} = 55,00\%$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{15}{15 + 27} = \frac{15}{42} = 35,71\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{15}{15+0} = \frac{15}{15} = 100,00\%$$

Berdasarkan perhitungan dari Tabel 10 yang berisi hasil perhitungan menggunakan algoritma *naïve bayes* yang diambil dari hasil *confusion matrix*, yaitu *accuracy* 55,00%, *precision* 35,71%, dan *recall* 100,00% dari *dataset* GibranSesudah.

Tabel 11. *Confusion Matrix* Dataset PrabowoSebelum

	<i>True Negative</i>	<i>True Positive</i>	<i>Class Precision</i>
<i>Pred. Negative</i>	19	0	100.00%
<i>Pred. Positive</i>	19	21	52.50%
<i>Class Recall</i>	50.00%	100.00%	

Dengan perhitungan dari Tabel 11 sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} = \frac{21+19}{21+19+19+0} = \frac{40}{59} = 67,80\%$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{21}{21+19} = \frac{21}{40} = 52,50\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{21}{21+0} = \frac{21}{21} = 100,00\%$$

Berdasarkan perhitungan dari Tabel 11 yang berisi hasil perhitungan menggunakan algoritma *naïve bayes* yang diambil dari hasil *confusion matrix*, yaitu *accuracy* 67,80%, *precision* 52,50%, dan *recall* 100,00% dari *dataset* PrabowoSebelum.

Tabel 12. *Confusion Matrix* Dataset PrabowoSesudah

	<i>True Negative</i>	<i>True Positive</i>	<i>Class Precision</i>
<i>Pred. Negative</i>	2	0	100.00%
<i>Pred. Positive</i>	4	1	20.00%
<i>Class Recall</i>	33.33%	100.00%	

Dengan perhitungan dari Tabel 12 sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} = \frac{1+2}{1+4+2+0} = \frac{3}{7} = 42,86\%$$

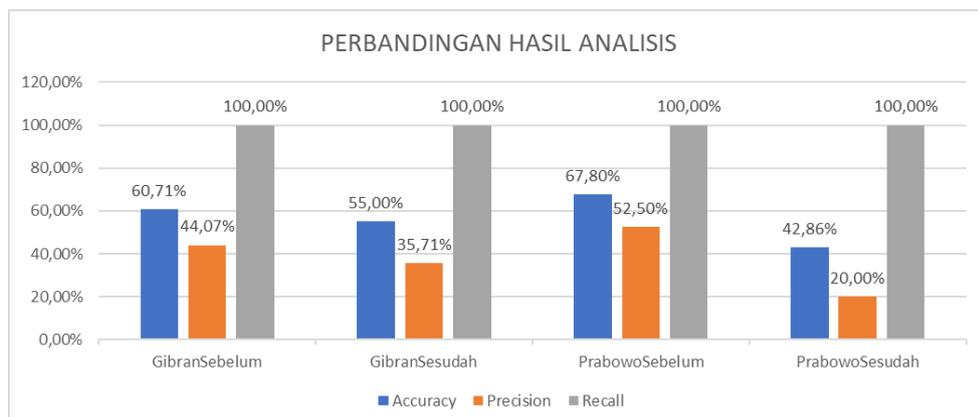
$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{1}{1+4} = \frac{1}{5} = 20,00\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{1}{1+0} = \frac{1}{1} = 100,00\%$$

Berdasarkan perhitungan dari Tabel 12 yang berisi hasil perhitungan menggunakan algoritma *naïve bayes* yang diambil dari hasil *confusion matrix*, yaitu *accuracy* 42,86%, *precision* 20,00%, dan *recall* 100,00% dari *dataset* PrabowoSesudah.

3.7 Perbandingan Hasil

Setelah semua tahapan analisis dilakukan sampai tahap terakhir yaitu evaluasi, maka selanjutnya akan dilakukan perbandingan yang dihasilkan dari semua *dataset* yang telah dianalisis, yaitu GibranSebelum, GibranSesudah, PrabowoSebelum, dan PrabowoSesudah.



Gambar 12. Perbandingan Hasil Analisis Semua *Dataset*

Berdasarkan Gambar 14 diatas yang menampilkan perbandingan hasil analisis berdasarkan *confusion matrix* menunjukkan bahwa analisis terhadap empat *dataset* menggunakan algoritma *Naïve Bayes* menunjukkan variasi dalam kinerja model tergantung pada karakteristik *dataset* yang digunakan. Meskipun akurasi relatif tinggi, presisi sering kali rendah, terutama dengan *false positive* yang signifikan. Namun, *recall* tetap tinggi, menunjukkan kemampuan model mengidentifikasi sebagian besar sentimen positif. *Dataset* GibranSebelum dan PrabowoSebelum cenderung menghasilkan hasil yang lebih positif, sementara GibranSesudah dan PrabowoSesudah menunjukkan penurunan hasil, mungkin karena penunjukkan atau dilantiknya Gibran sebagai cawapres Prabowo terhadap sentimen publik. Ini menunjukkan pentingnya memperhatikan faktor eksternal yang memengaruhi *dataset* dalam pengembangan model lebih lanjut.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian menggunakan algoritma *Naïve Bayes* pada empat *dataset* menunjukkan variasi dalam performa model. *Dataset* GibranSebelum mencapai akurasi sebesar 42,86%, dengan *precision* 20,00% dan *recall* 100,00%. Sementara itu, *dataset* GibranSesudah menunjukkan peningkatan signifikan dalam akurasi menjadi 67,80%, dengan *precision* mencapai 52,50% dan *recall* 100,00%. PrabowoSebelum mencatat akurasi 60,71%, *precision* 44,07%, dan *recall* 100,00%, sementara PrabowoSesudah memiliki akurasi 55,00%, *precision* 35,71%, dan *recall* 100,00%. Ditemukan bahwa akurasi bervariasi antara 42,86% hingga 67,80%. Hasil tertinggi tercatat pada *dataset* PrabowoSebelum dengan akurasi 67,80%, sedangkan hasil terendah pada *dataset* PrabowoSesudah dengan akurasi 42,86%. *Precision* juga menunjukkan variasi, dimana nilai tertinggi adalah 52,50% pada *dataset* PrabowoSebelum, sementara nilai terendah adalah 20,00% pada *dataset* PrabowoSesudah. Meskipun demikian, *recall* tetap konsisten mencapai 100% untuk semua *dataset*, hal ini menandakan kemampuan model untuk mengidentifikasi sebagian besar sentimen positif secara benar. Namun, analisis menunjukkan bahwa pada beberapa *dataset*, seperti pada GibranSebelum dan GibranSesudah, terdapat kecenderungan untuk memiliki lebih banyak sentimen negatif setelah dilantiknya Gibran sebagai cawapres Prabowo. Hal ini menandakan adanya peningkatan ketidaksukaan atau ketidakpuasan publik terhadap Gibran setelah peristiwa tersebut. Oleh karena itu, dalam meningkatkan performa keseluruhan model *Naïve Bayes* pada *dataset* tersebut, penting untuk memperbaiki kemampuan dalam mengidentifikasi sentimen negatif dengan lebih akurat.

REFERENCES

- [1] F. A. Wenando, R. Hayami, dan A. J. Anggrawan, "ANALISIS SENTIMEN PADA PEMERINTAHAN TERPILIH PADA PILPRES 2019 DITWITTER MENGGUNAKAN ALGORITME NAÏVEBAYES," JURTEKSI (Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi), vol. 7, no. 1, hlm. 101–106, Des 2020, doi: 10.33330/jurteksi.v7i1.851.
- [2] A. R. Dewi, S. Diana, M. A. Fakhrezi, N. Awang, H. Ma'arif, dan D. D. Saputra, "SENTIMEN ANALISIS TERHADAP PUAN MAHARANI SEBAGAI KANDIDAT CALON PRESIDEN 2024 BERDASARKAN OPINI TWITTER MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES DAN ADABOOST," JSiI (Jurnal Sistem Informasi), vol. 10, no. 1, hlm. 75–80, Mar 2023, doi: 10.30656/jsii.v10i1.5785.
- [3] O. Manullang dan C. Prianto, "Analisis Sentimen dalam Memprediksi Hasil Pemilu Presiden dan Wakil Presiden : Systematic Literature Review," Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer (JICOM), vol. 4, no. 2, hlm. 104–113, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournalunsam.id/index.php/jicom/>
- [4] M. U. Hasanah, W. Widiastuti, dan A. Makhrian, "Konstruksi Berita Pencalonan Prabowo Subianto dan Gibran Rakabuming Raka sebagai Capres dan Cawapres 2024 : Analisis Framing Pada Media Kompas.com dan CNN Indonesia (Edisi 16-25 Oktober 2023)," Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi, vol. 5, no. 1, hlm. 988–999, Jan 2024, doi: 10.35870/jimik.v5i1.586.
- [5] A. B. Adji, H. A. Mau, dan M. Candra, "KONSTITUSIONALITAS PERUBAHAN USIA CALON PRESIDEN DAN CALON WAKIL PRESIDEN DALAM NEGARA HUKUM DEMOKRASI," SENTRI : Jurnal Riset Ilmiah, vol. 3, no. 1, Jan 2024.
- [6] S. S. Aulia, Salsabilla, dan F. A. Pitakon, "Analisis Politik Dinasti Jokowi dalam Lensa Patologi Birokrasi: Grand Corruption," Nusantara Journal of Multidisciplinary Science, vol. 1, no. 5, hlm. 1044–1053, Des 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://jurnal.intekom.id/index.php/njms>
- [7] M. Muhdar dan T. Susilowati, "Analisis Yuridis Putusan Mahkamah Konstitusi Tentang Penetapan Pasangan Calon Presiden dan Wakil Presiden Terhadap Penegakan dan Kepastian Hukum di Indonesia," Perkara : Jurnal Ilmu Hukum dan Politik, vol. 1, no. 4, hlm. 148–167, Des 2023, doi: 10.51903/perkara.v1i4.1494.
- [8] R. E. Saputra, T. R. Pandiangan, A. S. Pifua, dan A. S. Okhir, "Pengaruh Putusan MK NOMOR 1/PUU-XXI/2023 Terhadap Sikap Politik Mahasiswa Fakultas Hukum Universitas Jambi," Perkara : Jurnal Ilmu Hukum dan Politik, vol. 2, no. 1, hlm. 198–208, Mar 2024, doi: 10.51903/perkara.v2i1.1633.
- [9] M. S. Suat, "PUTUSAN MAHKAMAH KONSTITUSI YANG DISERTAI DENGAN PENDAPAT HAKIM BERBEDA (DISSENTING OPINION) DALAM PEMENUHAN PRINSIP-PRINSIP KEADILAN," Jurnal Al-Qodiri : Jurnal Pendidikan, Sosial, dan Keagamaan, vol. 20, no. 3, Jan 2023, doi: 10.53515/qodiri.
- [10] S. Riskawati, "RASIO DECIDENDI PUTUSAN MAHKAMAH KONSTITUSI NOMOR 18/PUU-XVII/2019 DAN PERUBAHAN KONSTRUKSI NORMA EKSEKUSI DAN WANPRESTASI DALAM SISTEM HUKUM INDONESIA," ACTA DIURNAL Jurnal Ilmu Hukum Kenotariatan, vol. 5, no. 1, Des 2021, doi: 10.23920/acta.v5i1.613.
- [11] R. Asmara, M. Febrian Ardiansyah, dan M. Anshori, "Analisa Sentiment Masyarakat terhadap Pemilu 2019 berdasarkan Opini di Twitter menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," JURNAL INOVTEK POLBENG - SERI INFORMATIKA, vol. 5, no. 2, 2020, [Daring]. Tersedia pada: www.kominfo.go.id

- [12] O. Manullang dan C. Prianto, "Analisis Sentimen dalam Memprediksi Hasil Pemilu Presiden dan Wakil Presiden : Systematic Literature Review," *Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer*, vol. 4, no. 2, hlm. 104–113, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournalunsam.id/index.php/jicom/>
- [13] S. Puad dan A. Susilo Yuda Irawan, "ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT PADA TWITTER TERHADAP PEMILIHAN UMUM 2024 MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES," 2023.
- [14] A. Azzawagama Firdaus, A. Yudhana, dan I. Riadi, "ANALISIS SENTIMEN PADA PROYEKSI PEMILIHAN PRESIDEN 2024 MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE," *DECODE: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 2, hlm. 236–245, 2023, doi: 10.51454/decode.v3i2.172.
- [15] M. R. Fais Sya' bani, U. Enri, dan T. N. Padilah, "Analisis Sentimen Terhadap Bakal Calon Presiden 2024 Dengan Algoritme Naïve Bayes," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 2, hlm. 265, Apr 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i2.3989.
- [16] Ardiansyah R, "ANALISIS SENTIMEN CALON PRESIDEN DAN WAKIL PRESIDEN PERIODE 2019-2024 PASCA DEBAT PILPRES DI TWITTER," *ScientiCO : Computer Science and Informatics Journal*, vol. 2, no. 1, 2019.
- [17] R. A. Putra dan W. Pramusinto, "PENERAPAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) ANALISIS SENTIMEN TWEET PADA ELEKTABILITAS BAKAL CALON PRESIDEN 2024," Jakarta, Agu 2023.
- [18] A. Wibowo, F. Noor Hasan, L. Akbar Ramadhan, R. Nurhayati, dan A. Wibowo, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Keefektifan Pembelajaran Daring Selama Pandemi COVID-19 Menggunakan Naïve Bayes Classifier," *Jurnal Asimetrik: Jurnal Ilmiah Rekayasa Dan Inovasi*, vol. 4, no. 2, hlm. 239–248, Jul 2022.
- [19] V. Fitriyana dkk., "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Jamsostek Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine," 2023.
- [20] L. A. Pramesti dan N. Pratiwi, "Analisis Sentimen Twitter Terhadap Program MBKM Menggunakan Decision Tree dan Support Vector Machine," *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 4, no. 4, hlm. 1145–1154, Jul 2023, doi: 10.47065/josh.v4i4.3807.
- [21] G. A. Mursianto, D. Widiyanto, dan B. T. Wahyono, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Pada Aplikasi Google Classroom Menggunakan Metode SVM Dan Seleksi Fitur PSO," *Informatik: Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 18, no. 3, Des 2022.
- [22] C. Leto, D. Sujana, V. Septiana, W. Mahmudin, dan M. Ridwan, *BUKU TEKS KONSEP DATA MINING DAN PENERAPAN*. Bandarlampung: CV. Keranjang Teknologi Media, 2023.
- [23] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, dan S. Al Faraby, "Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19)," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 5, no. 2, hlm. 406, Apr 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2835.
- [24] D. Normawati dan S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," 2021.
- [25] G. Radiena dan A. Nugroho, "ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA ULASAN APLIKASI KAI ACCESS MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE," *Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi (JUKANTI)*, vol. 6, no. 1, Apr 2023.
- [26] I. Oktavia dan A. R. Isnain, "Analisis Sentimen Opini Terhadap Tools Artificial Intelligence (AI) Berdasarkan Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 8, no. 2, hlm. 777–787, Apr 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7524.
- [27] B. Bayu Baskoro dkk., "Analisis Sentimen Pelanggan Hotel di Purwokerto Menggunakan Metode Random Forest dan TF-IDF (Studi Kasus: Ulasan Pelanggan Pada Situs TRIPADVISOR)," *Journal of Informatics, Information System, Software Engineering and Applications*, vol. 3, no. 2, hlm. 21–29, Mei 2021, doi: 10.20895/INISTA.V3I2.
- [28] S. D. I. Mau, I. Sembiring, dan H. Purnomo, "Analisis Pengguna Media Sosial Terhadap Isu UU Cipta Kerja Menggunakan SNA dan Naive Bayes," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 1, hlm. 149–155, Jun 2022, doi: 10.47065/bits.v4i1.1610.
- [29] D. Pratmanto, F. F. D. Imaniawan, dan V. Maarif, "ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN PENGGUNA APLIKASI IDENTITAS KEPENDUDUKAN DIGITAL DENGAN METODE NAIVE BAYES DAN K-NEAREST," *Computatio: Journal of Computer Science and Information Systems*, vol. 7, no. 2, hlm. 151–161, 2023.
- [30] C. R. Andreansyach, T. S. Fardiansyah, D. Apriani, dan A. Sani, "Prediksi Persentase Kelulusan Mahasiswa STMIK Widuri Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JBPI-Jurnal Bidang Penelitian Informatika*, vol. 1, no. 2, hlm. 75–84, Jun 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournal.kreatifcemerlang.id/index.php/jbpi>
- [31] H. Paul, A. S. Wiguna, dan H. Santoso, "PENERAPAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE DAN NAIVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI JENIS MOBIL TERLARIS BERDASARKAN PRODUKSI DI INDONESIA," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, Des 2023.
- [32] F. Fathonah dan A. Herliana, "Penerapan Text Mining Analisis Sentimen Mengenai Vaksin Covid - 19 Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 7, no. 2, hlm. 155–164, Des 2021, doi: 10.34128/jsi.v7i2.331.
- [33] C. F. Hasri dan D. Alita, "PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER DAN SUPPORT VECTOR MACHINE PADA ANALISIS SENTIMEN TERHADAP DAMPAK VIRUS CORONA DI TWITTER," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak (JATIKA)*, vol. 3, no. 2, hlm. 145–160, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informatika>
- [34] M. R. A. Surya, Martanto, dan U. Hayati, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA OVO MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES PADA GOOGLE PLAY STORE," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 3, Jun 2024.
- [35] A. Fatunnisa dan H. Marcos, "Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Siswa SMK Teknik Komputer Menggunakan Algoritma Random Forest," *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 14, no. 1, hlm. 101–111, Apr 2024, doi: 10.34010/jamika.v14i1.12114.
- [36] I. B. G. Sarasvananda, D. Selivan, M. L. Radhitya, dan I. N. T. A. Putra, "Analisis Sentimen Pada Pembelajaran Daring Di Indonesia Melalui Twitter Menggunakan Naïve Bayes Classifier," *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, vol. 5, no. 2, Okt 2022, [Daring]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.31598>
- [37] P. R. Alvita Wagiswari D, I. Susilawati, A. Witanti, P. Studi Informatika, F. Teknologi Informasi, dan U. Mercu Buana Yogyakarta, "Analisis Sentimen pada Komentar Aplikasi MyPertamina dengan Metode Multinomial Naïve Bayes," Yogyakarta, 2023.