Vol. 6 No. 1 Juni 2025 Hal : 83 - 102 E-ISSN: 2723-1089
P-ISSN: 2776-7779

# Analisis Sentimen Masyarakat pada Platform Media Sosial X (Twitter) terhadap Pelantikan Kabinet Merah Putih Menggunakan *Bernoulli Naïve Bayes*

**M. Riski Andika Rambe[1*], Ilka Zufria[2], Mhd. Ikhsan Rifki[3]**

1,2,3) Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

*Coresponding Email: rizkiandika038@gmail.com

**Abstrak**

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap pelantikan Kabinet Merah Putih melalui platform media sosial X (sebelumnya Twitter) menggunakan algoritma Bernoulli Naive Bayes. Data sebanyak 1.000 tweet dikumpulkan dan diproses melalui tahapan preprocessing, tokenisasi, penghapusan stopwords, stemming, serta pembobotan menggunakan TF-IDF. Selanjutnya, data diklasifikasikan ke dalam sentimen positif dan negatif. Model dilatih dengan 700 data dan diuji dengan 300 data. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 78%, dengan precision untuk kelas positif sebesar 0.775 dan recall sebesar 0.677, sedangkan precision dan recall untuk kelas negatif masing-masing sebesar 0.783 dan 0.856. Temuan ini menunjukkan bahwa Bernoulli Naive Bayes efektif dalam mengidentifikasi sentimen masyarakat secara umum, terutama pada sentimen negatif. Penelitian ini memberikan gambaran persepsi publik terhadap pelantikan kabinet serta menjadi dasar untuk pengambilan keputusan kebijakan komunikasi pemerintah yang lebih baik.

**Kata Kunci : analisis sentiment, media sosial, twitter, Bernolli Naïve bayes.**

***Abstract***

*This study aims to analyze public sentiment towards the inauguration of the Red and White Cabinet through the social media platform X (formerly Twitter) using the Bernoulli Naive Bayes algorithm. Data of 1,000 tweets were collected and processed through the stages of preprocessing, tokenization, removal of stopwords, stemming, and weighting using TF-IDF. Furthermore, the data was classified into positive and negative sentiments. The model was trained with 700 data and tested with 300 data. The evaluation results showed that the model achieved an accuracy of 78%, with a precision for the positive class of 0.775 and a recall of 0.677, while the precision and recall for the negative class were 0.783 and 0.856, respectively. These findings indicate that Bernoulli Naive Bayes is effective in identifying public sentiment in general, especially negative sentiment. This study provides an overview of public perception towards the inauguration of the cabinet and becomes the basis for making better government communication policy decisions.*

***Keywords: sentiment analysis, social media, twitter, Bernolli Naïve bayes.***

## PENDAHULUAN

Pelantikan Kabinet Merah Putih merupakan momen penting dalam pemerintahan yang menentukan arah kebijakan negara ke depan. Masyarakat kerap mengekspresikan opini mereka melalui media sosial, baik berupa sentimen positif berupa dukungan dan apresiasi, maupun sentimen negatif yang mencerminkan kritik atau ketidakpuasan. Berdasarkan berbagai komentar yang tersebar di *platform online*, sentimen negatif sering kali muncul karena ketidakpuasan terhadap komposisi kabinet, di mana beberapa menteri dinilai kurang berkompeten atau tidak sesuai dengan harapan publik. Selain itu, isu seperti minimnya transparansi dalam proses pemilihan kabinet, kekecewaan terhadap kinerja pemerintahan sebelumnya, serta ketidaksesuaian antara janji kampanye dan realitas kebijakan turut menjadi pemicu. Adanya komentar yang menyoroti ketimpangan representasi daerah atau kelompok tertentu serta keraguan terhadap efektivitas kerja kabinet baru menunjukkan bahwa opini negatif mencerminkan keresahan publik yang memerlukan perhatian lebih dari pemerintah.

*Platform* X (sebelumnya *Twitter*) merupakan salah satu media sosial yang paling aktif digunakan masyarakat untuk menyampaikan opini terkait berbagai isu, termasuk pelantikan Kabinet Merah Putih. Berdasarkan sejumlah komentar yang beredar, sentimen negatif sering kali dipicu oleh ketidakpuasan terhadap komposisi kabinet, minimnya transparansi pemilihan menteri, serta kekecewaan terhadap kinerja pemerintahan sebelumnya yang belum memenuhi harapan publik. *Volume* komentar yang besar, spontan, dan beragam ini menjadikan analisis sentimen sangat penting untuk memahami persepsi publik secara cepat dan sistematis. Jika sentimen negatif mendominasi, hal ini dapat menjadi peringatan dini bagi pemerintah untuk mengevaluasi kebijakan komunikasi dan merumuskan strategi pemulihan kepercayaan publik. Dominasi sentimen negatif juga mencerminkan adanya kesenjangan antara harapan masyarakat dan realisasi kebijakan, yang jika tidak ditangani dengan baik, berpotensi menurunkan legitimasi pemerintah di mata rakyat.

Pendekatan analisis sentimen dengan menggunakan algoritma *Bernoulli*

*Naive Bayes* dipilih karena metode ini efektif dalam mengklasifikasikan opini dalam bentuk teks pendek menjadi dua kategori utama, yakni positif dan negatif. Algoritma ini cocok untuk menangani data dalam jumlah besar seperti komentar di media sosial yang bersifat spontan dan sering kali mengandung kata-kata kunci sederhana (Dhery, Assyam, & Hasan, 2023). Melalui analisis ini, pola dominasi sentimen publik terhadap pelantikan kabinet dapat dipetakan dengan cepat dan sistematis. Jika hasil penelitian menunjukkan dominasi sentimen negatif, maka temuan ini dapat memberikan masukan strategis bagi pemerintah untuk mengevaluasi kebijakan yang diambil, merumuskan strategi komunikasi yang lebih efektif, serta mengambil langkah-langkah konkret guna menjembatani kesenjangan antara ekspektasi publik dan realisasi kebijakan. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan mampu menjadi landasan bagi pemerintah untuk lebih responsif dalam meningkatkan kepercayaan dan dukungan masyarakat. (Rozaq et al., 2022).

Analisis sentimen adalah metode pengolahan teks yang digunakan untuk mengidentifikasi sentimen yang terkandung dalam suatu teks. Proses ini mencakup langkah-langkah seperti *preprocessing*, klasifikasi, dan interpretasi hasil untuk menentukan apakah suatu teks mengandung sentimen positif dan negatif. (Normawati & Prayogi, 2021). Analisis sentimen pada *platform* X dapat dilakukan dengan mengumpulkan data *tweet* menggunakan API *platform* tersebut dan kemudian menganalisis konten teks untuk menentukan sentimen nya. *Bernoulli Naive Bayes*, sebagai salah satu metode yang umum dalam klasifikasi teks, bekerja dengan mengklasifikasikan kata-kata dalam teks sebagai indikator hadir atau tidaknya suatu kategori. Metode ini cocok digunakan dalam kasus analisis sentimen, di mana kata-kata tertentu sering menunjukkan sentimen tertentu dalam konteks tertentu.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Wardani et al, 2020) yang melakukan penelitian terkait analisis sentimen dari pemindahan ibukota negara dengan membandingkan klasifikasi model *Bernoulli Naïve Bayes dan multinomial Naïve Bayes* menyimpulkan bahwa klasifikasi *Bernoulli Naïve Bayes* memperoleh performa sensitivitas sebesar 93,45% sedangkan multinomial *Naïve Bayes*

memperoleh 90,19%. Kemudian pada penelitian (Putri et al, 2023) penerapan *Bernoulli Naïve Bayes* untuk analisis sentimen pengguna *Twitter* terhadap layanan *online food delivery* di Indonesia menunjukkan hasil prediksi yang cukup baik yakni dengan nilai akurasi masing-masing sebesar 89%, 87%, 86%, dan 85% padaseluruh data maupun *platform Go Food*, *Shopee Food*, dan *Grab Food*.

Adapun perbedaan dan pembaharuan ialah penelitian terdahulu berfokus pada analisis sentimen terhadap isu pemindahan ibu kota negara serta layanan *online food delivery* dengan menggunakan metode *Bernoulli Naïve Bayes* dan *Multinomial Naïve Bayes*. Penelitian tersebut menyoroti performa klasifikasi model pada berbagai kasus dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi, menunjukkan kemampuan metode tersebut dalam menganalisis opini publik. Namun, penelitian ini memiliki fokus yang berbeda dengan penelitian yang akan dilakukan. Penelitian saya berfokus pada analisis sentimen masyarakat terhadap pelantikan Kabinet Merah Putih melalui media sosial X (*Twitter*), yang mencakup respons publik terhadap peristiwa politik strategis di Indonesia. Pembaruan dari penelitian ini terletak pada penerapan metode analisis sentimen pada isu politik terkini, dengan menggali persepsi publik terhadap struktur kabinet dan arah kebijakan, sehingga memberikan wawasan baru terkait penerimaan masyarakat terhadap pemerintahan yang sedang berjalan.

Berdasarkan uraian permasalahan di atas, maka penulis melakukan penelitian dengan judul "**Analisis Sentimen Masyarakat pada *Platform* Media Sosial X (*Twitter*) Terhadap Pelantikan Kabinet Merah Putih Menggunakan *Bernoulli Naive Bayes***".

## METODE PENELITIAN

### A. Alat dan Bahan

Dalam pembuatan sistem ini, digunakan alat dan bahan untuk Penentuan Sentimen Masyarakat Terhadap Kabinet Merah Putih Menggunakan Metode *Bernoulli Naïve Bayes* sebagai berikut:

#### 1. Perangkat Keras (*Hardware*)

Untuk mengimplementasikan sistem Penentuan Sentimen Masyarakat Terhadap Kabinet Merah Putih Menggunakan Metode *Bernoulli Naïve Bayes* menggunakan sebuah computer yang mempunyai spesifikasi sebagai berikut:

Tabel 1. Perangkat Keras (*Hardware*)

| No | Nama *Hardware* | Spesifikasi |
|---|---|---|
| 1 | *Processor* | 1 CPU *Core* 1.60 GHz |
| 2 | *Memory* | 256 GB |
| 3 | RAM | 1 GB |

### *2.* Perangkat Lunak (*Software*)

Perangkat lunak (*Software*) yang dibutuhkan agar sebuah sistem dapat berjalan dengan baik adalah sebagai berikut:

Tabel 2. Perangkat Lunak (*Software*)

| No | Nama *Software* | Spesifikasi |
|---|---|---|
| 1 | Sistem Operasi | *Windows* 7 32 *Bit* |
| 2 | *Browser* | *Google Chrome* 131.0.6778.109 |
| 3 | *Platform* Kolaborasi | *Google Colab* |

## B. Kerangka Berpikir

Kerangka berpikir berfungsi sebagai panduan sistematis untuk menjelaskan alur pemikiran dalam penelitian, mulai dari identifikasi masalah hingga penyelesaian.

### 1. Teknik Pengumpulan Data

Teknik ini juga merupakan tahapan yang penting untuk menjadi bahan penelitian. Dan penelitian ini menggunakan data sekunder. Berikut 2 cara yang digunakan untuk mengumpulkan data, yaitu : studi pustaka dan observasi.

### 2. Analisis Data

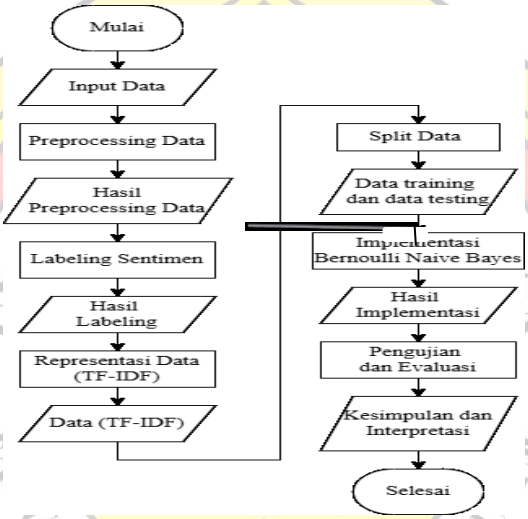
Analisis data dalam penelitian ini dilakukan menggunakan *Google Colab*, dengan beberapa langkah analisis sebagai berikut:

a. Pengambilan Data
b. Data *Pre-processing*
c. Pemberian Label Sentimen
d. Pengurangan Dimensi

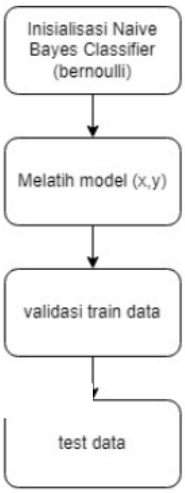
e. Tokenisasi dan *Stemming*
f. Visualisasi Data
g. Pembobotan Kata
h. Pembangunan Model Klasifikasi
i. Evaluasi Model

**3. Perancangan Model**

Untuk melakukan sebuah penelitian, diperlukan rancangan sistem yang jelas yang akan dikembangkan dalam penelitian. Salah satu cara untuk merancang system adalah dengan menggunakan diagram alir atau *Flowchart*.




Gambar 2. *Flowchart* Analisis Sentimen




Gambar 3. *Flowchart* Implementasi *Bernoulli Naïve Bayes*

*Flowchart* pada Gambar (2) dimulai dari proses pengambilan data (*input* data) yang diperoleh melalui *Twitter* API atau *dataset* yang berisi *tweet* terkait pelantikan Kabinet Merah Putih. Selanjutnya, data akan melalui tahap *preprocessing*, yang meliputi penghapusan data tidak relevan, tokenisasi, penghapusan *stopwords*, normalisasi teks, dan *stemming* untuk memastikan teks bersih dan siap diolah. Setelah itu, data diberi label sentimen (positif, negatif, atau netral) secara manual atau menggunakan dataset berlabel. Tahap berikutnya adalah representasi data menggunakan metode TF-IDF untuk mengubah teks menjadi vektor biner sesuai kebutuhan algoritma *Bernoulli Naive Bayes*. Data kemudian dibagi menjadi data *training* dan data *testing* untuk melatih dan menguji model. Proses implementasi *Bernoulli Naive Bayes* dilakukan dengan menghitung probabilitas berdasarkan *teorema Bayes*. Selanjutnya, model diuji menggunakan data *testing*, dan hasil prediksi dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, F1-*score*, serta *Confusion Matrix*. Hasil evaluasi divisualisasikan dalam bentuk grafik distribusi sentimen dan *Confusion Matrix* untuk memudahkan interpretasi.

**4. Penerapan**

Implementasi atau penerapan metode *Bernoulli Naive Bayes* dilakukan dengan memanfaatkan *Google Colab* sebagai *platform* analisis.

**5. Pengujian**

Pengujian dalam penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi performa model *Bernoulli Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen masyarakat terhadap pelantikan Kabinet Merah Putih berdasarkan data yang diambil dari *platform* media sosial X (*Twitter*). Proses pengujian melibatkan pembagian dataset menjadi data latih dan data uji untuk memastikan keakuratan model.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Representasi Data

Dalam penelitian analisis sentimen masyarakat terhadap pelantikan Kabinet Merah Putih menggunakan algoritma *Bernoulli Naive Bayes*, terdapat 1.000 *tweet*

hasil *crawling* dari *platform* media sosial X (*Twitter*) akan digunakan. Berikut ini data yang akan digunakan dalam penelitian terlihat pada Tabel (3) sebagai berikut:

Tabel 3. *Dataset Crawling*

| No | *Tweet* |
|---|---|
| 1 | @DivHumas_Polri wahhh kerenn sekali semangaaat terus untuk Kabinet Merah Putih #SukseskanAstaCita bentuk Pilar kemajuan indonesia |
| 2 | @KompasTV Perintahkan dulu kepada seluruh anggota kabinet merah putih. baru ke yang lain. karena koruptor nya kumpul semua disana |
| 3 | @kementan @Amran_Sulaiman1 @SudaryonoSudar Sukses selalu pak Mentan dan Wamentan Yang telah mengikuti Rangkaian acara Retreat Kabinet Merah Putih |
| 4 | @DeaPatriliana Kabinet Merah Putih serius dalam penanganan isu-isu sosial! Banyak yang terbantu! |
| 5 | @AgusMagelangan Isunya masuk kabinet merah putih wamen kemenpora |
| 6 | @ListyoSigitP Selamat bekerja Kabinet Merah Putihɪɒ |
| 7 | @kementan @Amran_Sulaiman1 @SudaryonoSudar Semakin makin maju pertanian di kabinet merah putih |
| 8 | @DeaPatriliana Program digitalisasi makin terasa terima kasih Kabinet Merah Putih! |
| 9 | @Mdy_Asmara1701 Prabowo Minta Seluruh Kabinet Merah Putih Gunakan Mobil Dalam Negeri https://t.co/qY93Db9hJT |
| 10 | @Kris_rosari Kabinet Merah Putih berkomitmen untuk meningkatkan kesejahteraan sosial! |
| ... | ... |
| ... | ... |
| 1000 | @Papa_loren @DPDRI Tarik menarik dlm kabinet merah putih pst smakin keras |

Pada Tabel (3) diatas, *dataset crawling* diwakili melalui beberapa tahap, dimulai dengan tokenisasi, di mana setiap *tweet* dipecah menjadi kata-kata atau frasa. Proses pembersihan kemudian dilakukan untuk menghapus elemen yang tidak relevan, seperti tautan dan emot ikon, serta *stop words* yang tidak memiliki nilai informatif. Setelah itu, data diubah menjadi representasi *biner*, di mana setiap kata diberi nilai 1 jika muncul dalam *tweet*, dan 0 jika tidak.

**B. *Pre-processing Dataset***

Data hasil *crawling* perlu melalui tahap *pre-processing* sebelum dapat dianalisis untuk memastikan data siap digunakan. Langkah-langkah *pre-processing* meliputi *case folding* untuk mengubah semua huruf menjadi kecil, cleansing untuk menghapus tanda baca dan simbol yang tidak relevan, *tokenizing* untuk memecah

teks menjadi kata-kata, mengganti kata-kata slang atau informal dengan kata baku, filtering untuk menghapus kata-kata yang tidak penting, dan *stemming* untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya.

1 *Cleaned Text*

*Tabel 4. Cleaned Text*

| No | *Tweet* | *Cleaned Text* |
|---|---|---|
| 1 | @DivHumas_Polri wahhh kerenn sekali semangaaat terus untuk Kabinet Merah Putih #SukseskanAstaCita bentuk Pilar kemajuan indonesia | wahhh kerenn sekali semangaaat terus untuk kabinet merah putih bentuk pilar kemajuan indonesia |
| 2 | @KompasTV Perintahkan dulu kepada seluruh anggota kabinet merah putih. baru ke yang lain. karena koruptor nya kumpul semua disana | perintahkan dulu kepada seluruh anggota kabinet merah putih baru ke yang lain karena koruptor nya kumpul semua disana |
| 3 | @kementan @Amran_Sulaiman1 @SudaryonoSudar Sukses selalu pak Mentan dan Wamentan Yang telah mengikuti Rangkaian acara Retreat Kabinet Merah Putih | sukses selalu pak mentan dan wamentan yang telah mengikuti rangkaian acara retreat kabinet merah putih |
| 4 | @DeaPatriliana Kabinet Merah Putih serius dalam penanganan isu-isu sosial! Banyak yang terbantu! | kabinet merah putih serius dalam penanganan isuisu sosial banyak yang terbantu |
| 5 | @AgusMagelangan Isunya masuk kabinet merah putih wamen kemenpora | isunya masuk kabinet merah putih wamen kemenpora |
| 6 | @ListyoSigitP Selamat bekerja Kabinet Merah Putih🇮🇩 | selamat bekerja kabinet merah putih |
| 7 | @kementan @Amran_Sulaiman1 @SudaryonoSudar Semakin makin maju pertanian di kabinet merah putih | semakin makin maju pertanian di kabinet merah putih |
| 8 | @DeaPatriliana Program digitalisasi makin terasa terima kasih Kabinet Merah Putih! | program digitalisasi makin terasa terima kasih kabinet merah putih |
| 9 | @Mdy_Asmara1701 Prabowo Minta Seluruh Kabinet Merah Putih Gunakan Mobil Dalam Negeri https://t.co/qY93Db9hJT | prabowo minta seluruh kabinet merah putih gunakan mobil dalam negeri |
| 10 | @kris_rosari Kabinet Merah Putih berkomitmen untuk meningkatkan kesejahteraan sosial! | kabinet merah putih berkomitmen untuk meningkatkan kesejahteraan sosial |

2 *Folded & Slang Text*

Lipatan & *Slang* Teks, yang bertujuan untuk menyatukan variasi kata yang memiliki arti yang sama (pelipatan) serta mengubah penggunaan kata tidak resmi atau *slang* menjadi kata yang lebih standar.

Tabel 5. *Folded & Slang Text*

| No | *Cleaned Text* | *Folded & Slang Text* |
|---|---|---|
| 1 | wahhh kerenn sekali semangaaat terus untuk kabinet merah putih bentuk pilar kemajuan indonesia | wah sangat keren sekali semangat terus untuk kabinet merah putih bentuk pilar kemajuan indonesia |
| 2 | perintahkan dulu kepada seluruh anggota kabinet merah putih baru ke yang lain karena koruptor nya kumpul semua disana | perintahkan dulu kepada seluruh anggota kabinet merah putih baru ke yang lain karena koruptor nya kumpul semua disana |
| 3 | sukses selalu pak mentan dan wamentan yang telah mengikuti rangkaian acara mundur kabinet merah putih | sukses selalu pak mentan dan wamentan yang telah mengikuti rangkaian acara mundur kabinet merah putih |
| 4 | kabinet merah putih serius dalam penanganan isuisu sosial banyak yang terbantu | kabinet merah putih serius dalam penanganan isu isu sosial banyak yang terbantu |
| 5 | isunya masuk kabinet merah putih wamen kemenpora | isunya masuk kabinet merah putih wamen kemenpora |
| 6 | selamat bekerja kabinet merah putih | selamat bekerja kabinet merah putih |
| 7 | semakin makin maju pertanian di kabinet merah putih | semakin semakin maju pertanian di kabinet merah putih |
| 8 | program digitalisasi makin terasa terima kasih kabinet merah putih | program digitalisasi semakin terasa terima kasih kabinet merah putih |
| 9 | prabowo minta seluruh kabinet merah putih gunakan mobil dalam negeri | prabowo minta seluruh kabinet merah putih gunakan mobil dalam negeri |
| 10 | kabinet merah putih berkomitmen untuk meningkatkan kesejahteraan sosial | kabinet merah putih berkomitmen untuk meningkatkan kesejahteraan sosial |

3. Tokenisasi *Text*

Tokenisasi, yang berarti membagi teks menjadi unit-unit yang lebih kecil seperti kata atau token. Setiap kata dalam sebuah kalimat akan dipecah sehingga dapat dianalisis lebih lanjut, misalnya untuk menghitung frekuensi atau digunakan dalam model pembelajaran mesin.

4. Penghapusan *Stopwords*

Penghapusan *Stopwords* merupakan kata-kata umum yang biasanya tidak memiliki kontribusi signifikan dalam analisis teks, seperti "yang", "dan", "di", "ini", dan sejenisnya. Menghapus *stopwords* membantu mengurangi kata-kata tidak relevan, sehingga analisis lebih terfokus pada kata-kata yang bermakna.

Tabel 6. *Stopwords Removal*

| No | *Tokenized Text* | *Text after Stopwords Removal* |
|---|---|---|
| 1 | wah, sangat, keren, sekali, semangat, terus, untuk, kabinet, merah, putih, bentuk, pilar, kemajuan, indonesia | ['sangat', 'keren', 'sekali', 'semangat', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'bentuk', 'pilar', 'kemajuan', 'indonesia'] |

| No | *Tokenized Text* | *Text after Stopwords Removal* |
|---|---|---|
| 2 | perintahkan, dulu, kepada, seluruh, anggota, kabinet, merah, putih, baru, ke, yang, lain, karena, koruptor, nya, kumpul, semua, disana | ['perintahkan', 'anggota', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'koruptor', 'kumpul', 'disana'] |
| 3 | sukses, selalu, pak, mentan, dan, wamentan, yang, telah, mengikuti, rangkaian, acara, mundur, kabinet, merah, putih | ['sukses', 'pak', 'mentan', 'wamentan', 'mengikuti', 'rangkaian', 'acara', 'mundur', 'kabinet', 'merah', 'putih'] |
| 4 | kabinet, merah, putih, serius, dalam, penanganan, isu, isu, sosial, banyak, yang, terbantu | ['kabinet', 'merah', 'putih', 'serius', 'penanganan', 'isu', 'isu', 'sosial', 'terbantu'] |
| 5 | isunya, masuk, kabinet, merah, putih, wamen, kemenpora | ['isunya', 'masuk', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'wamen', 'kemenpora'] |
| 6 | selamat, bekerja, kabinet, merah, putih | ['selamat', 'bekerja', 'kabinet', 'merah', 'putih'] |
| 7 | semakin, semakin, maju, pertanian, di, kabinet, merah, putih | ['semakin', 'semakin', 'maju', 'pertanian', 'kabinet', 'merah', 'putih'] |
| 8 | program, digitalisasi, semakin, terasa, terima, kasih, kabinet, merah, putih | ['program', 'digitalisasi', 'semakin', 'terasa', 'terima', 'kasih', 'kabinet', 'merah', 'putih'] |
| 9 | prabowo, minta, seluruh, kabinet, merah, putih, gunakan, mobil, dalam, negeri | ['prabowo', 'minta', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'gunakan', 'mobil', 'negeri'] |
| 10 | kabinet, merah, putih, berkomitmen, untuk, meningkatkan, kesejahteraan, sosial | ['kabinet', 'merah', 'putih', 'berkomitmen', 'meningkatkan', 'kesejahteraan', 'sosial'] |

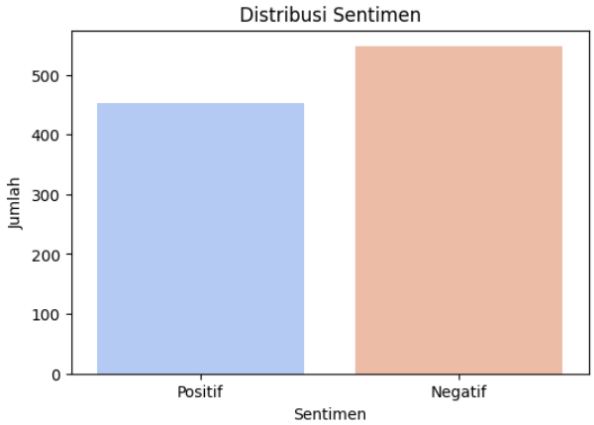
5. *Stemming*

Langkah selanjutnya ialah *stemming* yang didefinisikan sebagai proses mengubah kata-kata menjadi bentuk dasar atau akar. Misalnya, kata "pemilihan" diubah menjadi "pilih" dan "mengeluarkan" menjadi "keluar."

6. *Labelling Dataset*

Dalam kasus analisis sentimen masyarakat terhadap pelantikan Kabinet Merah Putih menggunakan data dari *platform* media sosial X (*Twitter*), *labelling dataset* dilakukan dengan memberikan kategori sentimen pada setiap *tweet* yang berisi pendapat atau reaksi pengguna. Setiap *tweet* diberi label "positif" jika isi *tweet* menunjukkan dukungan atau pandangan yang mengarah pada hal positif terhadap pelantikan, dan diberi label "negatif" jika *tweet* tersebut mengandung kritikan atau pandangan yang menunjukkan ketidaksetujuan. Proses *labelling* ini penting untuk memungkinkan model dalam menganalisis pola kata atau frasa yang sering muncul dalam *tweet* positif dan negatif, sehingga model dapat memprediksi sentimen pada

data *tweet* lainnya secara akurat menggunakan metode seperti *Bernoulli Naïve Bayes*.




Gambar 4. *Labelling Dataset*

7. Pembagian *Dataset*

Pada proses selanjutnya dalam penelitian ini, *dataset* yang terdiri dari 1.000 *tweet* hasil *crawling* dari *platform* media sosial X (*Twitter*) akan dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan teknik *train-test split*. Sebanyak 70% (700 data) akan digunakan untuk melatih model, sementara 30% (300 data) akan digunakan untuk menguji performa nya. Pembagian ini dilakukan secara acak untuk memastikan model dapat belajar mengenali pola dengan baik dan diuji secara objektif pada data baru.

8. Pembobotan TF-IDF

Setelah tahap pelabelan dan pembersihan data sentimen, langkah berikutnya adalah pembobotan menggunakan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). Metode ini menghitung frekuensi kemunculan kata dalam dokumen (TF) dan mengalikan nilainya dengan IDF, yang menunjukkan seberapa jarang kata tersebut muncul di seluruh dokumen. Dengan pendekatan ini, kata-kata yang lebih spesifik dan relevan akan memiliki bobot lebih tinggi, sementara kata yang umum muncul akan memiliki bobot lebih rendah. Sebagai ilustrasi, dari 1.000 *tweet* yang dianalisis, sampel perhitungan TF dan DF dari 10 *tweet* digunakan untuk menunjukkan proses pembobotan. TF-IDF membantu mengidentifikasi kata kunci signifikan dalam dokumen, sehingga mempermudah analisis dan prediksi sentimen.

Tabel 7. *Dataset* Implementasi

| No | *Tweet* | Label |
|---|---|---|
| 1 | ['sangat', 'keren', 'sekali', 'semangat', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'bentuk', 'pilar', 'kemajuan', 'indonesia'] | Negattif |
| 2 | ['perintahkan', 'anggota', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'koruptor', 'kumpul', 'sana'] | Negattif |
| 3 | ['sukses', 'pak', 'mentan', 'wamentan', 'mengikuti', 'rangkaian', 'acara', 'mundur', 'kabinet', 'merah', 'putih'] | Positif |
| 4 | ['kabinet', 'merah', 'putih', 'serius', 'penanganan', 'isu', 'isu', 'sosial', 'terbantu'] | Negattif |
| 5 | ['isu', 'masuk', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'wamen', 'kemenpora'] | Negattif |
| 6 | ['selamat', 'kerja', 'kabinet', 'merah', 'putih'] | Negattif |
| 7 | ['semakin', 'semakin', 'kemajuan', 'pertanian', 'kabinet', 'merah', 'putih'] | Positif |
| 8 | ['program', 'digitalisasi', 'semakin', 'terasa', 'terima', 'kasih', 'kabinet', 'merah', 'putih'] | Negattif |
| 9 | ['prabowo', 'minta', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'gunakan', 'mobil', 'negeri'] | Negattif |
| 10 | ['kabinet', 'merah', 'putih', 'berkomitmen', 'meningkatkan', 'kesejahteraan', 'sosial'] | Negattif |

Dari dokumen pertama kata “kabinet”, “keren” dan “kemajuan” muncul 1 kali, dengan total kata 11. Maka hasil TF nya ialah:

$$TF_{kabinet} = \frac{1}{11} = 0.0909$$

Langkah selanjut perhitungan IDF, Berikut ada rumus untuk menentukan nilai IDF dari setiap kata.

$$IDF = \log\left(\frac{N}{dF}\right)$$

Kata "kabinet" muncul di 10 kali dari 10 data:

$$IDF_{kabinet} = \log\left(\frac{10}{10}\right) = \log(1) = 0$$

Setelah memiliki TF dan IDF untuk setiap kata. Langkah berikutnya adalah menghitung TF-IDF.

$$TF - IDF = TF \cdot IDF$$

$$TF - IDF_{kabinet} = 0.0909\ x\ 0 = 0$$

Setelah dilakukan pembobotan TF-IDF, data teks yang telah dikonversi ke dalam bentuk vektor *term-weighting* akan digunakan sebagai masukan untuk tahap klasifikasi. Selanjutnya, proses klasifikasi akan dilakukan menggunakan algoritma

*Bernoulli Naive Bayes*, yang akan mengidentifikasi pola distribusi kata dalam dokumen untuk menentukan kategori atau sentimen yang sesuai.

## C. Hasil

### 1. Implementasi *Bernoulli Naive Bayes*

Terapkan algoritma *Bernoulli Naive Bayes* untuk mengklasifikasikan data ke dalam kategori sentimen (positif dan negatif) berdasarkan distribusi probabilitas dari fitur *biner* tersebut. Dalam kasus ini, dari total 700 data latih, kita akan mengambil 7 data secara acak untuk memastikan bahwa variasi dalam *dataset* terwakili dengan baik. Adapun *dataset training* yang digunakan dapa dilihat pada Tabel (9) sebagai berikut:

Tabel 8. Implementasi *Dataset Training*

| No | *Tweet* | Label |
|---|---|---|
| 1 | ['sangat', 'keren', 'sekali', 'semangat', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'bentuk', 'pilar', 'kemajuan', 'indonesia'] | Negattif |
| 2 | ['perintahkan', 'anggota', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'koruptor', 'kumpul', 'sana'] | Negattif |
| 3 | ['sukses', 'pak', 'mentan', 'wamentan', 'mengikuti', 'rangkaian', 'acara', 'retreat', 'kabinet', 'merah', 'putih'] | Positif |
| 4 | ['kabinet', 'merah', 'putih', 'serius', 'penanganan', 'isu', 'isu', 'sosial', 'terbantu'] | Negattif |
| 5 | ['isu', 'masuk', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'wamen', 'kemenpora'] | Negattif |
| 6 | ['selamat', 'kerja', 'kabinet', 'merah', 'putih'] | Negattif |
| 7 | ['semakin', 'semakin', 'kemajuan', 'pertanian', 'kabinet', 'merah', 'putih'] | Positif |

Kemudian dari data *training* yang telah disediakan, kita akan mencari hasil klasifikasi pada data *testing* di bawah ini, yang terdiri dari 3 data *testing* yang dipilih dari total 300 data *testing* yang tersedia. Adapun *dataset testing* yang digunakan dapa dilihat pada Tabel 9 sebagai berikut:

Tabel 9. Implementasi *Dataset Testing*

| No | *Tweet* | Label |
|---|---|---|
| 1 | ['program', 'digitalisasi', 'semakin', 'terasa', 'terima', 'kasih', 'kabinet', 'merah', 'putih'] | ? |
| 2 | ['prabowo', 'minta', 'kabinet', 'merah', 'putih', 'gunakan', 'mobil', 'negeri'] | ? |
| 3 | ['kabinet', 'merah', 'putih', 'berkomitmen', 'meningkatkan', 'kesejahteraan', 'sosial'] | ? |

Langkah selanjutnya setelah TF-IDF pada penerapan algoritma *Bernoulli Naive Bayes* ialah mengubah data menjadi bentuk *biner* (0 atau 1). Setelah

mendapatkan nilai TF-IDF, setiap kata akan diberi nilai 1 jika TF-IDF-nya lebih besar dari *threshold* = 0.1 yang ditentukan, dan 0 jika lebih kecil.

Langkah selanjutnya hitung probabilitas *prior* tiap kategori, yang menjadi kategori ada 2 kategori yaitu label positif dan negatif.

$$P(label) = \frac{\text{Jumlah data dengan label tersebut}}{\text{Total jumlah data}}$$

$$P(Positif) = \frac{2}{7} = 0.286$$

$$P(negatif) = \frac{5}{7} = 0.714$$

Langkah selanjutnya adalah menghitung *likelihood* setiap *term* dari keseluruhan data. Terdapat total 36 kata, yang termasuk dalam kategori label positif dan negatif.

$$\mathrm{P}(term \mid label) = \frac{tf(label) + 1}{N_{label} + 2}$$

a. Probabilitas kata "acara"

$$P(\,acara \mid positif\,) = \frac{1+1}{2+2} = \frac{2}{4} = 0.5$$

$$P(\,acara \mid negatif\,) = \frac{0+1}{5+2} = \frac{1}{7} = 0.143$$

Dan seterusnya hingga kata "wamentan".

Langkah selanjutnya ialah menghitung *posterior probability* untuk masing-masing label (Positif dan Negatif) menggunakan rumus *Teorema Bayes* pada data ke 3 data uji yang ada:

$$P(uji \mid label) = P(label\,) * P(kata|label\,) * \ldots * n(P(kata|label\,))$$

a. Untuk data uji pertama "program, digitalisasi, semakin, terasa, terima, kasih, kabinet, merah, putih", yang kata nya termasuk ke dalam data *training* ialah 'semakin', 'kabinet', 'merah' dan 'putih'.

$$P(uji \mid positif) = P(positif\,) * P(kabinet|positif\,) * P(merah|positif\,) * P(putih|positif\,) * P(kemarin|positif\,)$$

$$= 0.286 * 0.75 * 0.75 * 0.75 * 0.5 = 0.0603$$

$$P(uji \mid negatif) = P(negatif) * P(kabinet|negatif) * P(merah|negatif\,) * P(putih|negatif) * P(kemarin|negatif)$$

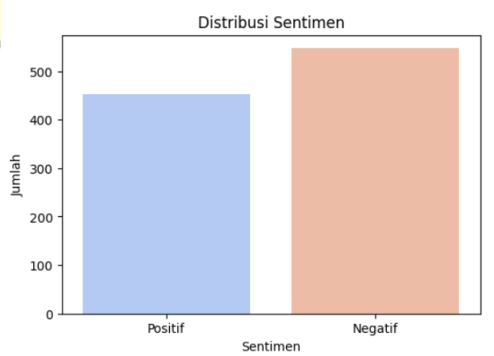
$$= 0.714 * 0.857 * 0.857 * 0.857 * 0.143 = 0.0643$$

Kesimpulan: hasil perhitungan menunjukkan bahwa probabilitas data uji untuk diklasifikasikan ke dalam label Positif adalah 0.0603, sementara probabilitas untuk label Negatif adalah 0.0643. Karena probabilitas untuk label Negatif lebih besar, data uji tersebut lebih cenderung diklasifikasikan sebagai Negatif. Dengan demikian untuk data uji pertama pada kata semakin, kabinet, merah, dan putih diklasifikasikan ke dalam label Negatif.

## D. Penerapan Model

Setelah merancang dan membangun sistem, tahap selanjutnya adalah penerapan untuk mengevaluasi sejauh mana sistem memenuhi tujuan awal serta menguji performa dan ke andalannya dalam kondisi nyata. Dalam penelitian ini, metode *Bernoulli Naive Bayes* diterapkan menggunakan *Google Colab*, yang memfasilitasi analisis data dan klasifikasi berdasarkan pola yang teridentifikasi. Proses penerapan dimulai dengan mengimpor *dataset* yang bersih, kemudian menambahkan operator *Bernoulli Naive Bayes*, menentukan parameter seperti probabilitas *prior* dan *threshold*, serta mengatur fitur-fitur yang relevan untuk klasifikasi. Setelah semua pengaturan selesai, proses klasifikasi dijalankan, menghasilkan prediksi berdasarkan distribusi *Bernoulli* dari fitur-fitur dalam *dataset*.

Hasil akhirnya adalah teks yang telah dibersihkan dan dikembalikan dalam bentuk *string*.




Gambar 5. Tampilan Hasil Jumlah Data untuk Setiap Label

Tampilan *Word Cloud*

```
[ ] # Plotting
    plt.figure(figsize=(10, 6))
    plt.bar(results_df['Sentiment'], results_df['Count'], color=['blue', 'red', 'orange', 'green'], alpha=0.7)

    # Menambahkan label dan judul
    plt.ylabel('Count of Sentiments')
    plt.title('Count of Sentiments: Actual vs Predicted')
    plt.ylim(0, max(results_df['Count']) + 1)  # Mengatur batas y-axis
    plt.show()


    # Inisiasi Variabel untuk Tweet dan Sentiment
    texts = data['Tweet']
    labels = data['Sentiment']

    # Pisahkan teks berdasarkan label
    positive_texts = ' '.join(texts[labels == 'Positif'])
    negative_texts = ' '.join(texts[labels == 'Negatif'])

    # Buat WordCloud untuk label positif
    positive_wordcloud = WordCloud(width=800, height=400, background_color='white').generate(positive_texts)

    # Buat WordCloud untuk label negatif
    negative_wordcloud = WordCloud(width=800, height=400, background_color='white').generate(negative_texts)

    # Tampilkan kedua Word Cloud
    plt.figure(figsize=(15, 7))

    # Word Cloud untuk label positif
    plt.subplot(1, 2, 1)
    plt.imshow(positive_wordcloud, interpolation='bilinear')
    plt.title("Word Cloud - Positif")
    plt.axis('off')

    # Word Cloud untuk label negatif
    plt.subplot(1, 2, 2)
    plt.imshow(negative_wordcloud, interpolation='bilinear')
    plt.title("Word Cloud - Negatif")
    plt.axis('off')

    plt.show()

    # Menampilkan tabel
    print("Tabel Sentimen:")
    print(results_df)
```

Gambar 6. Tampilan *Word Cloud*

Kode pada Gambar 6. di atas bertujuan untuk menganalisis dan memvisualisasikan distribusi sentimen dalam sebuah *dataset tweet*.

Gambar 7. Tampilan Hasil *Word Cloud*

## E. Pengujian

Dalam pengujian *Bernoulli Naive Bayes* untuk analisis sentimen opini masyarakat terhadap pelantikan Kabinet Merah Putih, evaluasi model dilakukan untuk menilai kinerja sistem secara menyeluruh dengan menghitung metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan F1-*score*. Akurasi mengukur proporsi prediksi yang benar, sementara presisi menilai sejauh mana prediksi positif benar-benar relevan.

1. Pengujian Evaluasi

Tujuan perhitungan akurasi adalah untuk mengevaluasi seberapa baik proses pelatihan yang diterapkan pada data uji dalam mencerminkan tingkat ketepatan prediksi. Dalam penelitian ini, *dataset* pelatihan terdiri dari 1.000 data, yang dibagi menjadi dua bagian: 700 data untuk pelatihan dan 300 data untuk pengujian.

Adapun hasil akurasi yang diperoleh dari sistem model *Bernoulli Naïve Bayes* menggunakan *Google Colab* dapat dilihat pada Tabel 4.15 dibawah ini:

Tabael 10. Hasil Prediksi *Google Colab*

| ***Actual / Predicted*** | **Negatif** | **Positif** |
|---|---|---|
| Negatif | 148 | 25 |
| Positif | 41 | 86 |

Berdasarkan hasil evaluasi model diatas, model memiliki akurasi sebesar 78%, yang berarti 78% data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar, meskipun masih terdapat 22% kesalahan klasifikasi. Dari segi *precision*, kelas positif memiliki *precision* sebesar 0.775, menunjukkan bahwa 77.5% prediksi positif benar, sedangkan kelas negatif memiliki *precision* sebesar 0.783, dengan 78.3% prediksi negatif benar. Dalam hal *recall*, kelas positif memiliki *recall* sebesar 0.677, yang berarti hanya 67.7% dari seluruh data positif berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara kelas negatif memiliki *recall* lebih tinggi, yaitu 0.856, menunjukkan 85.6% dari seluruh data negatif berhasil teridentifikasi dengan benar. Dari F1-*score*, yang mengukur keseimbangan antara *precision* dan *recall*, kelas positif memiliki nilai 0.723, sedangkan kelas negatif mencapai 0.817, menunjukkan bahwa kelas negatif memiliki keseimbangan yang lebih baik antara *precision* dan *recall* dibandingkan kelas positif. Secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang cukup baik, terutama dalam mengklasifikasikan data negatif dengan *recall* yang tinggi, namun masih perlu perbaikan dalam mengidentifikasi data positif secara lebih akurat.

## SIMPULAN

Berdasarkan seluruh rangkaian penelitian yang telah dilaksanakan, penulis dapat merumuskan sejumlah kesimpulan bahwa implementasi algoritma *Bernoulli Naive Bayes* dengan *dataset* yang berisi 1.000 *tweet* berhasil diterapkan dalam penelitian ini untuk menganalisis sentimen opini masyarakat terhadap pelantikan Kabinet Merah Putih. Proses *pre-processing* data dilakukan dengan cermat, mencakup pembersihan data (data *cleaning*), tokenisasi, penghilangan *stopwords*, dan *stemming*. Data dibagi menjadi 700 data latih (*training*) dan 300 data uji

(*testing*). Setelah model dilatih menggunakan data latih, *Bernoulli Naive Bayes* diuji dengan data uji, menghasilkan klasifikasi sentimen yang baik antara opini positif dan negatif. Berdasarkan hasil implementasi algoritma *Bernoulli Naive Bayes* pada analisis sentimen opini masyarakat terhadap pelantikan Kabinet Merah Putih dengan *dataset* 1.000 *tweet* (terdiri dari 700 data *training* dan 300 data *testing*), model mencapai akurasi 78% dan terdapat 22% kesalahan klasifikasi. Dari 300 data uji, sebanyak 173 data negatif, 148 diklasifikasikan benar, sementara 25 salah. Dari 127 data positif, hanya 86 benar, sementara 41 salah. Evaluasi menggunakan *Confusion matrix* menunjukkan *precision*, kelas positif memiliki nilai 0.775, menunjukkan bahwa 77.5% prediksi positif benar, sedangkan kelas negatif memiliki *precision* sebesar 0.783, dengan 78.3% prediksi negatif benar. Dalam hal *recall*, kelas positif hanya mencapai 0.677, yang berarti 67.7% dari seluruh data positif berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara kelas negatif memiliki *recall* lebih tinggi, yaitu 0.856, menunjukkan 85.6% dari seluruh data negatif berhasil teridentifikasi dengan benar. Dari F1-*score*, yang mengukur keseimbangan antara *precision* dan *recall*, kelas positif memiliki nilai 0.723, sedangkan kelas negatif mencapai 0.817, menunjukkan bahwa kelas negatif memiliki keseimbangan yang lebih baik antara *precision* dan *recall* dibandingkan kelas positif.

## DAFTAR PUSTAKA

Akbar, L. A., Haerani, E., Syafria, F., Nazir, A., & Budianita, E. (2024). Klasifikasi sentimen persepsi masyarakat di Instagram terhadap paslon Pilpres 2024 menggunakan *Naïve Bayes* Classifier (NBC). *Jurnal Ilmiah, 8*(1), 102–112.

Azahari, A., Yulindawati, Y., Rosita, D., & Mallala, S. (2020). Komparasi data mining *Naïve Bayes* dan Neural Network memprediksi masa studi mahasiswa S1. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, 7*(3), 443. https://doi.org/10.25126/jtiik.2020732093

Azizah, H., Rintyarna, B. S., & Cahyanto, T. A. (2022). Sentimen analisis untuk mengukur kepercayaan masyarakat terhadap pengadaan vaksin Covid-19 berbasis *Bernoulli Naïve Bayes*. *BIOS Journal Teknologi Informasi dan Rekayasa Komputer, 3*(1), 23–29. https://doi.org/10.37148/bios.v3i1.36

Darwis, D., Siskawati, N., & Abidin, Z. (2021). Penerapan algoritma *Naïve Bayes* untuk analisis sentimen review data *Twitter* BMKG Nasional. *Jurnal Tekno Kompak, 15*(1), 131. https://doi.org/10.33365/jtk.v15i1.744

Dhery, H., Assyam, A., & Hasan, F. N. (2023). Analisis sentimen *Twitter* terhadap perpindahan ibu kota negara ke IKN Nusantara menggunakan Orange Data Mining. *KLIK: Kajian Ilmiah Informasi dan Komputer, 4*(1), 341–349. https://doi.org/10.30865/klik.v4i1.957

Fikri, M. I., Sabrila, T. S., & Azhar, Y. (2020). Comparison of *Naïve Bayes* and Support Vector Machine methods in *Twitter* sentiment analysis. *Smatika Journal, 10*(2), 71–76.

Halimah, H., Linda, D., & Klaralia, F. (2020). Penerapan algoritma *Naïve Bayes* untuk memprediksi penyakit malaria pada Puskesmas Hanura. *Teknika, 14*(x), 57–63.

Hasri, C. F., & Alita, D. (2022). Penerapan metode *Naïve Bayes* Classifier dan Support Vector Machine pada analisis sentimen terhadap dampak virus Corona di *Twitter*. *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak, 3*(2), 145–160. https://doi.org/10.33365/jatika.v3i2.2026

Kusuma Wardani, S., & Arum Sari, Y. (2021). Analisis Sentimen menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier terhadap Review Produk Perawatan Kulit Wajah menggunakan Seleksi Fitur N-gram dan Document Frequency Thresholding. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(12), 5582–5590. http://j-ptiik.ub.ac.id

Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi *Naïve Bayes* Classifier dan *Confusion matrix* pada analisis sentimen berbasis teks pada *Twitter*. *Jurnal Sains Komputer dan Informatika (J-SAKTI, 5*(2), 697–711.

Nur, M. (2022). Data mining untuk memprediksi kelulusan mahasiswa jurusan Teknik Informatika UIN Syarif Hidayatullah Jakarta menggunakan metode klasifikasi C4.5. *Repository UIN Jakarta*. https://repository.uinjkt.ac.id

Pratama, F. D., Zufria, I., & Triase, T. (2022). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Penerima Program Indonesia Pintar. Rabit: *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 7(1), 77–84. https://doi.org/10.36341/rabit.v7i1.2217

Putra, Y. E., & Fahrizal, M. (2021). Rancang bangun menggunakan metode *Naïve Bayes* dalam sistem pakar penentuan penyakit tanaman nanas berbasis web. *Portal Data.*

Putri, D. F. A., Masjkur, M., & Indahwati, I. (2023). Penerapan *Bernoulli Naïve Bayes* untuk analisis sentimen pengguna *Twitter* terhadap layanan online food delivery di Indonesia. *Xplore Journal of Statistics, 12*(1), 50–62. https://doi.org/10.29244/xplore.v12i1.1110

Rayuwati, Gemasih, H., & Nizar, I. (2022). Implementasi algoritma *Naïve Bayes* untuk memprediksi tingkat penyebaran Covid-19. *Jurnal Riset Rumpun Ilmu Teknik, 1*(1), 38–46. https://doi.org/10.55606/jurritek.v1i1.127

Rozaq, A., Yunitasari, Y., Sussolaikah, K., Sari, E. R. N., & Syahputra, R. I. (2022). Analisis sentimen terhadap implementasi program Merdeka Belajar Kampus Merdeka menggunakan *Naïve Bayes*, K-Nearest Neighbors, dan Decision Tree. *Jurnal Media Informasi Budidarma, 6*(2), 746. https://doi.org/10.30865/mib.v6i2.3554

Saraswati, M., & Riminarsih, D. (2020). Analisis sentimen terhadap pelayanan KRL Commuterline berdasarkan data *Twitter* menggunakan algoritma *Bernoulli Naïve Bayes*. *Jurnal Ilmiah Informatika dan Komputer, 25*(3), 225–238. https://doi.org/10.35760/ik.2020.v25i3.3256

Sari, F. V., & Wibowo, A. (2019). Analisis sentimen pelanggan toko online JD.ID menggunakan metode *Naïve Bayes* Classifier berbasis konversi ikon emosi. *Jurnal SIMETRIS, 10*(2), 681–686.

Sartika, D., & Sensuse, D. I. (2017). Perbandingan algoritma klasifikasi *Naïve Bayes*, Nearest Neighbor, dan Decision Tree pada studi kasus pengambilan keputusan pemilihan pola pakaian. *Semanticscholar*. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:57303334

Setiawan, H., & Zufria, I. (2023). Analisis Sentimen Pembatalan Indonesia Sebagai Tuan Rumah Piala Dunia FIFA U-20 Menggunakan Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 7(3), 1003. https://doi.org/10.30865/mib.v7i3.6144

Shen, H., Jin, H., Cabrera, Á. A., Perer, A., Zhu, H., & Hong, J. I. (2020). Designing Alternative Representations of Confusion Matrices to Support Non-Expert Public Understanding of Algorithm Performance. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 4(CSCW2), 1–22. https://doi.org/10.1145/3415224

Verawati, & Liksha, P. D. (2018). Aplikasi akuntansi pengolahan data jasa service pada PT. Budi Berlian Motor Lampung. *Jurnal Sistem Informasi Akuntansi, 1*(1), 1–14.

Wardani, N. S., Prahutama, A., & Kartikasari, P. (2020). Analisis sentimen pemindahan ibu kota negara dengan klasifikasi *Naïve Bayes* untuk model *Bernoulli* dan Multinomial. *Jurnal Gaussian, 9*(3), 237–246. https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i3.27963