
HCI DAN MEDIA SOSIAL: STUDI KASUS ANALISIS SENTIMEN PILPRES 2024 DI TWITTER MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

Asro

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Raharja
Email: asro@raharja.info

Chairuddin

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Raharja
Email: chairuddin@stmik-im.ac.id

Abdul Robi Padri

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Raharja
Email: abdulrobipadri06@gmail.com

ABSTRAK

Dalam era digital yang didorong oleh interaksi antara manusia dan komputer, media sosial, khususnya Twitter, telah menjadi wadah penting bagi individu untuk berkomunikasi dan berbagi opini. Konsep Human-Computer Interaction (HCI) memainkan peran kunci dalam memahami bagaimana individu berinteraksi dengan teknologi untuk menyampaikan pandangan mereka, terutama dalam konteks politik seperti Pilpres 2024 di Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk memahami dan menganalisis dinamika sentimen publik di Twitter terkait Pilpres 2024 dengan memanfaatkan prinsip HCI dan metode Naive Bayes Classifier. Melalui Google Colab, kami mengolah dan mengkategorikan sampel sebanyak 3450 tweet. Dengan alokasi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, model kami berhasil mencapai akurasi sebesar 64.71% dalam mengklasifikasikan sentimen ke dalam tiga kategori. Integrasi antara HCI dan analisis sentimen menunjukkan bagaimana teknologi dan interaksi manusia dapat dimanfaatkan untuk memahami persepsi publik dalam lingkup politik.

Kata Kunci: Human-Computer Interaction (HCI), *Analisis Sentimen*, *Naive Bayes Classifier*, *Twitter*, *Media Sosial*, *Google Colab*, Opini Publik, Teknologi Informasi, Interaksi Manusia-Komputer, Pilpres 2024

1. PENDAHULUAN

Internet adalah salah satu sarana untuk mengakses informasi dan komunikasi yang dapat diakses oleh seseorang dimana saja dan kapan saja [2]. Seiring dengan berjalannya kemajuan teknologi, penggunaan internet sebagai sarana komunikasi juga bertumbuh sangat pesat. Indonesia adalah salah satu negara dengan pengguna internet terbesar di dunia. Dan di dalam era yang semakin didominasi oleh teknologi, interaksi antara manusia dan komputer telah mengubah cara kita berkomunikasi dan berbagi informasi. Media sosial, terutama Twitter, telah berkembang menjadi salah satu platform komunikasi utama yang menjangkau jutaan pengguna setiap harinya. Di tengah-tengah aliran informasi yang begitu cepat ini, konsep Human-Computer Interaction (HCI) menjadi sangat relevan. HCI mengkaji bagaimana desain dan penggunaan teknologi dapat memengaruhi

perilaku dan interaksi manusia, serta bagaimana teknologi tersebut dapat dioptimalkan untuk memenuhi kebutuhan pengguna.

Salah satu konteks yang menarik untuk diteliti dalam kerangka HCI adalah Pilpres 2024 di Indonesia. Sebagai acara nasional yang menandai pergantian kepemimpinan setiap lima tahun sekali, Pilpres menjadi topik hangat yang banyak dibahas di media sosial. Twitter merupakan platform media sosial umum digunakan user untuk berkomunikasi dan menyebarkan informasi berupa tweets. Tweets dapat di jadikan sumber data penting untuk melakukan penelitian Neuro-Linguistic Programming (NLP) seperti analisa sentimen, deteksi polaritas dan prediksi emoji [6]. dengan fitur-fiturnya yang mendukung pembahasan real-time, menjadi salah satu medan utama di mana dinamika opini publik terbentuk.

Namun, menginterpretasi dan menganalisis sentimen dari jutaan tweet bukanlah tugas yang mudah. Oleh karena itu, penelitian ini memanfaatkan pendekatan HCI untuk memahami bagaimana pengguna menyampaikan opini mereka melalui Twitter dan bagaimana teknologi dapat membantu dalam menganalisis sentimen tersebut dengan lebih efektif. Dengan menggunakan metode Naive Bayes Classifier memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya sehingga dikenal sebagai Teorema Bayes [8]. Kami berupaya untuk mengkategorikan opini-opini tersebut ke dalam sentimen positif, netral, atau negatif.

Selain itu, untuk meningkatkan kualitas analisis, penelitian ini juga memanfaatkan kamus lexicon Indonesia dan kamus News Indonesia. Kamus lexicon Indonesia digunakan untuk menentukan proporsi sentimen, sementara kamus News Indonesia membantu dalam menentukan analisis sentimen yang lebih spesifik.

Dengan pendekatan yang komprehensif ini, penelitian ini berharap untuk memberikan wawasan mendalam tentang bagaimana masyarakat Indonesia berinteraksi dengan teknologi dalam konteks politik dan bagaimana HCI dapat membantu dalam memahami dan menganalisis dinamika opini publik di era digital saat ini.

Dalam era informasi saat ini, media sosial telah berkembang menjadi salah satu sumber utama bagi masyarakat untuk berbagi pemikiran, perasaan, dan opini mengenai berbagai isu, termasuk isu politik. data *tweet* yang diambil secara langsung dari sosial media Twitter [1], sebagai salah satu platform media sosial terbesar, seringkali menjadi cerminan dari dinamika opini publik. Dalam konteks Pilpres 2024 di Indonesia, pemahaman mengenai sentimen masyarakat terhadap kandidat atau isu-isu yang muncul menjadi esensial bagi pemangku kepentingan, termasuk para kandidat, tim kampanye, maupun pengambil keputusan.

Penelitian ini bertujuan untuk menggali lebih dalam mengenai sentimen publik di Twitter terhadap Pilpres 2024 dengan menggunakan metode Naive Bayes Classifier. Selain itu, penelitian ini juga mencoba untuk memberikan wawasan mengenai bagaimana teknologi, khususnya metode analisis sentimen, dapat digunakan untuk mendapatkan informasi yang lebih mendalam dari data yang tersedia di media sosial.

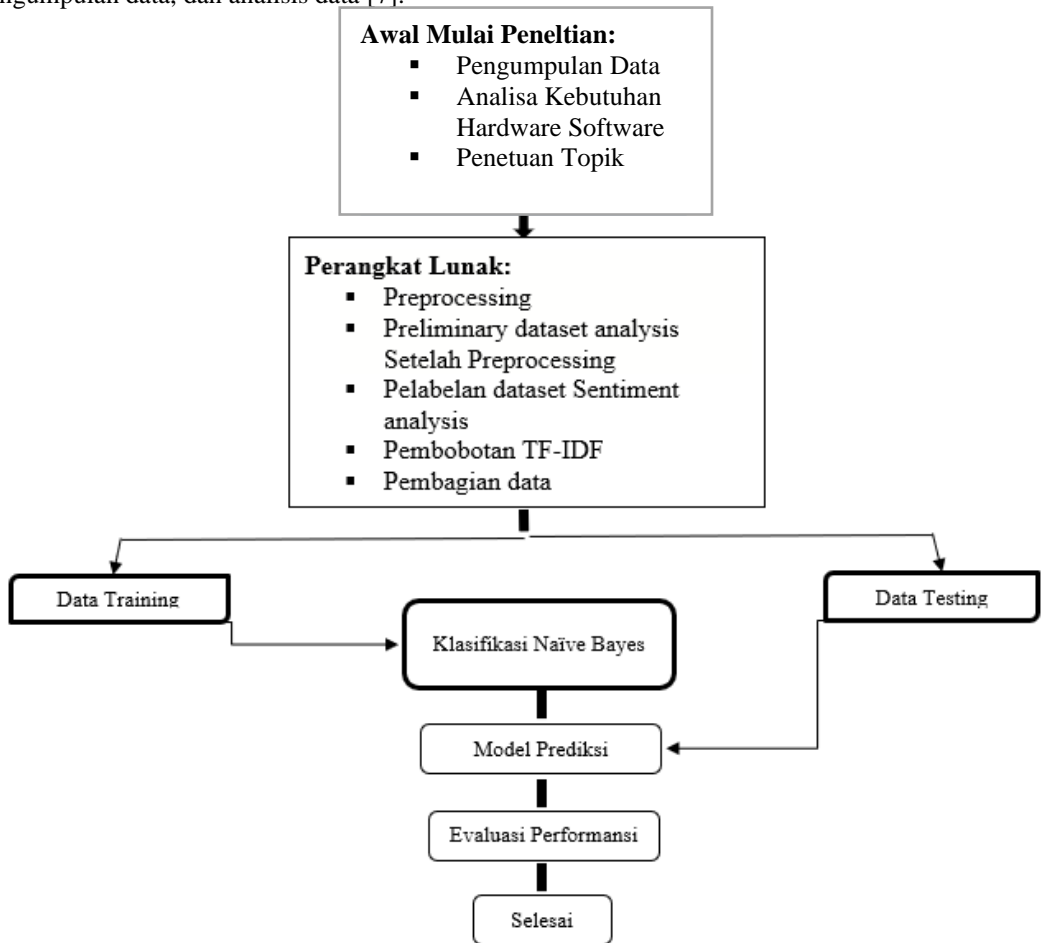
Menariknya, analisis sentimen dalam konteks pemilihan umum bukan hanya relevan dari sudut pandang teknologi informasi, tetapi juga dari perspektif hukum. Menurut UU No. 7 Tahun 2017 tentang Pemilihan Umum, setiap warga negara berhak untuk mendapatkan informasi yang benar dan tidak bias mengenai setiap kandidat. Analisis sentimen dapat memainkan peran penting dalam memastikan bahwa informasi yang beredar di media sosial sesuai dengan prinsip-prinsip yang ditegaskan dalam UU tersebut.

Namun, ada tantangan inheren dalam menganalisis data dari media sosial. Pertama, volume data yang sangat besar memerlukan teknologi dan metode yang mampu memproses informasi dengan cepat dan akurat. Kedua, bias inheren dalam data media sosial - seperti pengguna yang lebih vokal atau kelompok dengan opini tertentu yang lebih dominan - harus diperhitungkan untuk memastikan bahwa analisis yang dilakukan benar-benar mencerminkan sentimen publik secara keseluruhan dan tidak bias.

Melalui penelitian ini, kami berharap untuk memberikan kontribusi bagi pemahaman mengenai dinamika opini publik di Twitter terkait Pilpres 2024 dan bagaimana teknologi dapat membantu dalam memastikan proses pemilihan yang lebih transparan dan adil.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian pada naskah artikel menjelaskan jenis penelitian, subjek dan objek penelitian, waktu dan lokasi penelitian, instrumen penelitian, cara pengambilan sampel, pengumpulan data, dan analisis data [7].



Gambar 1. Proses Penelitian 1

2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan proses pengambilan atau crawling data dari suatu website maupun platform media sosial. Dalam hal ini, metode yang digunakan adalah "tweet-harvest@latest" seperti yang dijelaskan oleh [5]. Metode ini memerlukan penginputan username dan password di Twitter, yang kemudian akan menampilkan user cookie. Dari user cookie tersebut, kita dapat menghasilkan data crawling yang sesuai dengan kebutuhan.

2.2. Analisa Kebutuhan Software Hardware

Dalam menjalankan analisis sentimen berbasis Twitter ini, ada kebutuhan khusus terkait perangkat keras dan perangkat lunak yang diperlukan untuk memastikan efisiensi dan keakuratan hasil.

2.1.1. Kebutuhan Perangkat Lunak

Tabel 1. Kebutuhan Perangkat Lunak

No.	Nama Software	Fungsi	Versi
1	Google Colab	Platform pengembangan kode untuk analisis data dan pemodelan	Terbaru
2	Python	Bahasa pemrograman utama yang digunakan dalam penelitian	3.8+
3	Lexion Indonesia	Untuk pemrosesan teks dalam bahasa Indonesia	Terbaru
4	Kamus News Media Indonesia	Untuk membedakan tweet berita dari individu	Terbaru
5	Kamus Sastrawi	Untuk stemming dan proses kata dalam bahasa Indonesia	Terbaru

2.1.2. Kebutuhan Perangkat Keras

Untuk menjalankan perangkat lunak di atas dengan lancar, peneliti memerlukan spesifikasi perangkat keras tertentu.

Tabel 2. Kebutuhan Perangkat Keras

No.	Nama Hardware	Spesifikasi
1	Laptop	Lenovo
2	Processor	Intel Core i7
3	Memori RAM	16 GB
4	Ruang Penyimpanan	Setidaknya 512 GB SSD untuk kecepatan optimal

2.3. Penentuan Topik

Penentuan Topik adalah: Tahapan pertama adalah menentukan topik yang relevan untuk analisis. Setelah menentukan topik, dilakukan pelabelan manual pada dataset awal untuk menentukan relevansi tweet, yaitu antara "relevan" dan "tidak relevan". Selain itu, diberikan label apakah tweet berasal dari media atau individu.

2.4. Preprocessing

Preprocessing: Text Pre-processing digunakan untuk memproses data [10] yang di process dan dilakukan untuk mengolah data mentah dari Twitter menjadi format yang siap dianalisis. Proses ini melibatkan:

1. Penghapusan retweet, mengingat retweet mungkin tidak mencerminkan pendapat asli pengguna.
2. Penghapusan elemen-elemen seperti Menghapus mention (@xxx).URL Menghapus url (<http://bit.ly/mHibqV>), hashtag #, tagar, dan sebagainya.
3. Case folding: Proses case folding bertujuan untuk menyamakan bentuk huruf pada teks data. Semua kalimat yang ada dalam data tweet yang ditulis dengan huruf besar akan ditransformasikan menjadi huruf kecil. Hal ini dilakukan agar tidak ada perbedaan bentuk huruf yang dapat mengganggu proses selanjutnya dalam analisis sentimen [3].
4. Tokenisasi: Proses tokenisasi pada data teks adalah melakukan memecah sekumpulan karakter (kalimat) menjadi potongan karakter atau kata-kata sesuai kebutuhan yang sering disebut token.

5. Filtering: Memilih kata-kata yang relevan.
6. Stemming: Proses ini memiliki tujuan untuk menemukan kata dasar dengan cara menghapus [9]. Mengonversi kata berimbuhan menjadi kata dasar menggunakan Sastrawi.

2.5. Pelabelan Dataset

Pelabelan dataset sentiment: Setelah preprocessing, teks dianalisis untuk menentukan polaritas sentimen, yaitu positif, negatif, atau netral, dengan menggunakan Leksikon Sentimen Indonesia.

2.6. Pembobotan Tf-Idf

Pembobotan TF-IDF: Setiap tweet yang telah diproses diberi bobot menggunakan metode TF-IDF. Ini mengukur seberapa relevan kata dalam tweet relatif terhadap seluruh dataset.

2.7. Pembagian Data

Dalam kajian ini, data dibagi dengan alokasi 80% untuk pelatihan dan 20% sebagai data pengujian. Proporsi ini dipilih karena dianggap seimbang dalam memberikan cukup informasi bagi model selama fase pelatihan sekaligus memastikan ada ruang yang memadai untuk menguji kinerja model secara objektif. Tujuan utama membagi data adalah untuk mendefinisikan dua set data: satu untuk pelatihan dan yang lainnya untuk pengujian. Set data pelatihan digunakan untuk membangun dan melatih model, sementara set data pengujian bertujuan untuk menguji dan mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih. Pembagian data bertujuan untuk memisahkan data menjadi dua bagian yaitu,

- a. **Klasifikasi dengan Algoritma Naïve Bayes:** Data yang telah diproses dan dibobotkan selanjutnya dianalisis dengan algoritma klasifikasi Naïve Bayes dan RandomForest. Algoritma ini dipilih karena efektivitasnya dalam analisis sentimen.
- b. **Model Prediksi:** Berdasarkan hasil klasifikasi, model prediksi dibuat. Model ini dapat memprediksi sentimen tweet baru dengan akurasi yang tinggi. Pada tahapan ini, dipertimbangkan juga penggunaan CountVectorizer dengan trigram dan pembobotan vektor TF-IDF.
- c. **Evaluasi Performa:** Setelah semua tahapan selesai, dilakukan evaluasi terhadap performa model dengan mengukur metrik seperti akurasi, presisi, dan recall. Metrik-metrik ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model dalam mengklasifikasikan data.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil analisis, dari 3450 tweet yang telah dikumpulkan, sebanyak 1006 tweet (45.25%) menunjukkan sentimen positif terhadap Pilpres 2024, 938 tweet (42.20%) menunjukkan sentimen negatif, dan sisanya, 279 tweet (12.55%), memiliki sentimen yang netral. Ini menunjukkan bahwa masyarakat memiliki reaksi yang bervariasi terhadap calon-calon yang akan berkompetisi di Pilpres 2024. Meskipun sentimen positif mendominasi, jumlah tweet dengan sentimen negatif juga cukup tinggi, menunjukkan adanya kontroversi atau perdebatan seputar topik ini.

4. DATASET PELABELAN

Dari hasil pencarian data di Twitter, kita mendapatkan total 3450 tweet dengan fokus kata kunci "Pilpres2024", "Capres2024", serta nama-nama calon presiden yang tengah menjadi pembicaraan hangat seperti "Anies Muhaimin", "Ganjar Pranowo", dan "Prabowo Subianto". Penelitian ini mencoba mengali sentimen publik terkait kontestasi Pilpres 2024 di Indonesia, mengingat media sosial, khususnya Twitter, kini menjadi salah satu medan utama perdebatan politik.

Setelah proses preprocessing, jumlah tweet tersebut berkurang menjadi 2223 tweet. Ini menunjukkan bahwa sejumlah data mungkin dianggap tidak relevan atau mengandung banyak noise

seperti retweet, mention yang berlebihan, atau berisi tautan yang tidak memberikan informasi tambahan mengenai sentimen publik.

Dengan memanfaatkan kamus leksikon bahasa Indonesia, setiap tweet diklasifikasikan ke dalam tiga kategori sentimen: Positif, Negatif, atau Netral. Proses ini memberikan gambaran bagaimana persepsi masyarakat terhadap setiap calon presiden, serta isu-isu yang berkaitan dengan Pilpres 2024.

Selain itu, penelitian ini juga mengeksplorasi sumber dari setiap tweet, apakah berasal dari media atau individu. Hal ini penting untuk memahami bagaimana narasi atau framing mungkin dibentuk oleh media atau individu dalam konteks Pilpres 2024.

Dengan memanfaatkan metode Naive Bayes Classifier dan prinsip-prinsip Human-Computer Interaction (HCI), kami berhasil menciptakan model analisis sentimen yang efisien dan memberikan wawasan mendalam mengenai dinamika opini publik di era digital terkait Pilpres 2024 di Indonesia.

	username	text_clean	text_preprocessed
0	ngajiriset	politik santun dan riang gembira untuk peruba...	['politik', 'santun', 'riang', 'gembira', 'uba...
1	EndyNugroho8	yang buat sy salut syl berani mempertanggungja...	['sy', 'salut', 'syl', 'berani', 'mempertanggu...
2	sabanabana5	insyaallah amin	['insyaallah', 'amin']
3	Hermans90526518	selamat hari bakti pendamping desa	['selamat', 'bakti', 'damping', 'desa']
4	cobaaja_id	kemarau aja banyak apalagi nanti musim hujan b...	['kemarau', 'aja', 'musim', 'hujan', 'butuh', ...
...
2218	forumkeadilan_	apa pemerintah benarbenar antek cina ratna sa...	['perintah', 'benarbenar', 'antek', 'cina', 'r...
2219	indonesiainDVO	berikut ini disampaikan surat keputusan bawasl...	['surat', 'putus', 'bawasl', 'ri', 'no', 'kpk...
2220	PolresBanjar	sat reskrim polres banjar melaksanakan latihan...	['sat', 'reskrim', 'polres', 'banjar', 'laksan...
2221	ppsdesaraji	sosialisasi pemilu tentang dptb dan cara pin...	['sosialisasi', 'milu', 'dptb', 'pindah', 'pil...
2222	ahsuaguas	konten literasi politik masyarakat tentang pen...	['konten', 'literasi', 'politik', 'masyarakat'...

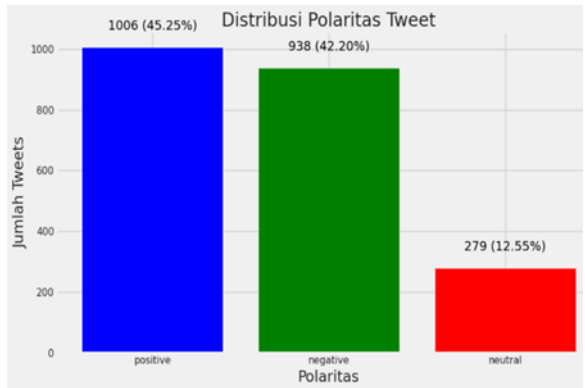
2223 rows × 3 columns

Gambar 2. Dataset yang sudah melakukan preprocessing alur analisis trending topik

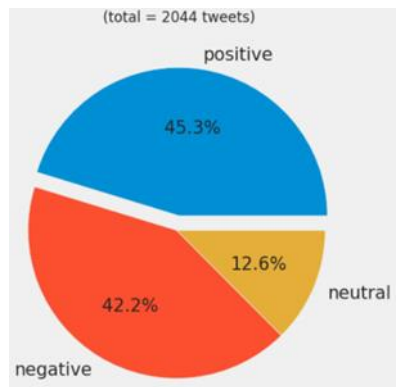
Hasil Table 1. Hasil Polarity Percentageof sentiment analisis Negative Neutral Positive

Jenis	Dataset	Negative	Neutral	Positive
Sentiment analisis	2223	938	279	1006
Percentage Masing-Masing		42.19%	12.55%	45.25%

Hasil Jumlah total pelabelan sentiment analisis yang mana masing dengan total 2223 /3 setelah itu akan menghaikan masing-masing (Negative 42.19% =938 Tweet, Netural 12.55% = 279 Tweet, Positive 45.25% = 1006 Tweet)



Gambar 3. Bar Visual Chart



Gambar 4. Visual Pie and Donut Chart

Sumber	Jumlah Tweets	Persentase (%)
0 Media	38	1.7094
1 Individu	2185	98.2906

Gambar 5. Tabel Preliminary Dataset Media dan Individu

Hasil Jumlah total dari preliminary dataset yang terlihat pada gambar 5 adalah data data Individual (98.29% =2185 Tweet), dan yang Media (1.70% = 38 Tweet).



Gambar 7: Visualisasi WordCloud dari Data Twitter

Visualisasi di atas menampilkan WordCloud yang dihasilkan dari dataset Twitter setelah melalui proses preprocessing. Dalam visualisasi ini, kita dapat melihat frekuensi kata-kata yang paling dominan dalam dataset, di mana ukuran font merepresentasikan seberapa sering kata tersebut muncul dalam dataset. Dengan kata kunci pencarian seperti 'Pilpres2024' dan 'Capres2024', tidak mengherankan jika kedua topik tersebut muncul dengan ukuran font yang besar, menandakan frekuensi kemunculannya yang tinggi. Dari total 2.223 tweet yang kami proses, visualisasi ini memberikan gambaran singkat tentang topik-topik yang paling banyak dibahas terkait pencarian tersebut.

5. Pembobotan dengan TF-IDF

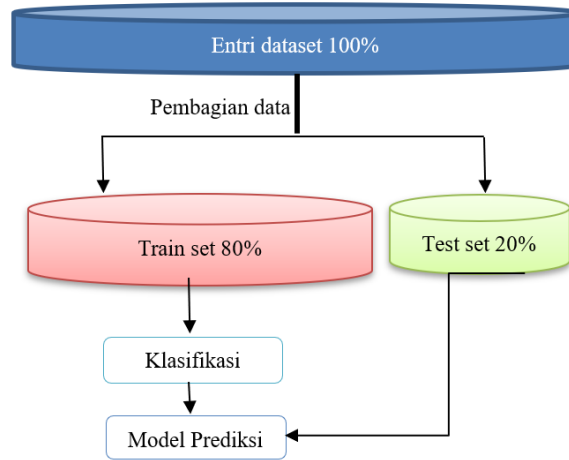
Dalam kajian ini, pembobotan fitur untuk set data pelatihan dan pengujian dilaksanakan secara terpisah. Salah satu metode yang digunakan adalah Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) [4]. Metode ini penting dalam analisis teks karena memberikan bobot pada setiap kata dalam tweet berdasarkan frekuensinya. Bobot ini kemudian dimanfaatkan dalam mengklasifikasikan sentimen tweet. Pendekatan seperti kantong kata, n-gram, dan TF-IDF memberikan representasi teks yang lebih kaya, memudahkan algoritma klasifikasi dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen dengan lebih akurat.

6. Pelatihan dan Pengujian Data dengan Naive Bayes

Dalam analisis sentimen, sangat penting untuk membagi data menjadi set pelatihan dan pengujian. Dalam konteks penelitian ini, 80% dari data digunakan untuk pelatihan model Naive Bayes, sedangkan sisanya, yaitu 20%, digunakan untuk pengujian. Dengan demikian, dari total 2223 tweet yang telah diproses, 1778 tweet digunakan untuk pelatihan dan 445 tweet digunakan untuk pengujian.

Hal ini memungkinkan kami untuk melatih model dengan sebagian besar data, sementara sisanya digunakan untuk menguji keakuratan dan efisiensi model tersebut. Jika model tidak berfungsi dengan baik pada data pengujian, ini menunjukkan bahwa perlu ada penyesuaian atau pemilihan model lain.

Procedure pembagian dataset di dalam machine learning



Gambar 8. Prosedur pembagian dataset

7. Proses Klasifikasi

Langkah klasifikasi dalam penelitian ini dimulai dengan pengambilan data dari Twitter. Data tersebut kemudian diperoleh dan diolah menggunakan perangkat lunak berbasis cloud, seperti Google Colab. Setelah mendapatkan data, proses evaluasi model klasifikasi dilakukan berdasarkan sistem yang telah dirancang sebelumnya. Salah satu aspek penting dalam evaluasi ini adalah mengukur akurasi model. Akurasi dinilai berdasarkan hasil keluaran data yang telah melalui tahapan pra-pemrosesan dan pembersihan. Sebagai catatan, dari total 3450 tweet yang diambil awalnya, hanya 2223 tweet yang memenuhi kriteria dan siap untuk dianalisis lebih lanjut.

```
1 import numpy as np,pandas as pd
```

```
1 tweets = pd.read_csv("/content/drive/MyDrive/IM/SM2/IMK/jurnal.csv")  
2 tweets.head().shape,tweets.shape
```

```
((5, 3), (3450, 3))
```

```
1 tweets.head(5)  
2
```

	created_at	tweet	username
0	06-Oct-23	#AMINJagaDemokrasi politik santun dan riang ge...	ngajiriset
1	06-Oct-23	@tvOneNews Yang Buat Sy SALUT, SYL Berani Memp...	EndyNugroho8
2	06-Oct-23	Insyallah AMIN #AniesMuhaimin2024	sabanabana5
3	06-Oct-23	Selamat hari bakti pendamping desa... #AniesM...	Hermans90526518
4	06-Oct-23	Kemarau aja banyak, apalagi nanti musim hujan....	cobaaja_id

```

1 tweets = pd.read_csv(r'/content/drive/MyDrive/IM/SM2/IMK/media_tweets.csv')
2 tweets = tweets[['username', 'text_preprocessed', 'polarity_score', 'polarity', 'is_media']]
3 tweets.head(5)
4

```

	username	text_preprocessed	polarity_score	polarity	is_media
0	hariankompas	['', 'kota', 'ribu', 'sungai', '', 'banjarmasi...]	-4	negative	True
1	hariankompas	['kirab', 'milu', 'delapan', 'belas', 'bendera...]	0	neutral	True
2	hariankompas	['ketua', 'bawaslu', 'rahmat', 'bagja', 'blakb...]	1	positive	True
3	hariankompas	['presiden', 'joko', 'widodo', 'informasi', 'a...]	-1	negative	True
4	hariankompas	['presiden', 'joko', 'widodo', 'informasi', 'a...]	-1	negative	True

Pengklasifikasian dengan pendekatan Naive Bayes melalui platform Google Colab dan bahasa pemrograman Python memaparkan tahapan klasifikasi dengan menggunakan Google Colab dan metode Naive Bayes. Dalam eksperimen ini, kami memanfaatkan modul dari sklearn untuk menciptakan pipeline klasifikasi. Salah satu pendekatan yang diterapkan adalah dengan memanfaatkan CountVectorizer yang menggabungkan pendekatan unigram dan bigram, serta mengadopsi Multinomial Naive Bayes sebagai algoritma klasifikasi. Laporan klasifikasi kemudian dicetak sebagai hasil dari proses ini. Selain itu, Random Forest diaplikasikan sebagai metode alternatif untuk mengevaluasi akurasi dari data yang dihasilkan. Penelitian ini membagi data dari Twitter ke dalam dua kelompok, yaitu 80% sebagai data latih dan sisanya 20% sebagai data uji. Data uji ini selanjutnya dianalisis untuk mendapatkan insight mengenai akurasi dari sistem yang telah dikembangkan.

8. Model Prediksi dan evaluasi metrics

Dalam evaluasi model klasifikasi, terdapat beberapa metrik yang umumnya digunakan untuk mengukur kinerja dari model tersebut. Berikut ini adalah penjelasan singkat dari beberapa metrik evaluasi tersebut:

a. Akurasi (Accuracy)

Akurasi mengukur seberapa sering model membuat prediksi yang benar. Ini dihitung dengan membagi jumlah prediksi yang benar dengan total jumlah prediksi.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP}$$

b. Presisi (Precision)

Presisi mengukur seberapa sering model benar saat memprediksi kelas positif. Hal ini penting pada kasus di mana biaya dari kesalahan positif palsu (false positive) sangat tinggi.

$$Precision = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive\ (TP) + False\ Positive\ (FP)}$$

c. Sensitivitas (Recall)

Sensitivitas, atau recall, mengukur seberapa sering model benar saat memprediksi kelas negatif. Hal ini penting pada kasus di mana biaya dari kesalahan negatif palsu (false negative) sangat tinggi.

$$Recall = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive\ (TP) + False\ Negative\ (FN)}$$

d. F1 Skor

F1 Skor adalah rata-rata harmonik dari presisi dan recall. Skor ini menggabungkan kedua metrik menjadi satu angka sederhana yang mengukur kinerja model dalam kondisi tertentu.

$$F1\ score = 2x \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

9. Analisis Sentimen

- Positif:** Menunjukkan perasaan atau opini yang menguntungkan atau baik terhadap suatu topik atau konteks.
- Negatif:** Mengindikasikan perasaan atau opini yang tidak menguntungkan atau buruk terhadap suatu topik atau konteks.
- Netral:** Tidak menunjukkan sentimen positif atau negatif, bisa dianggap sebagai informasi atau fakta.

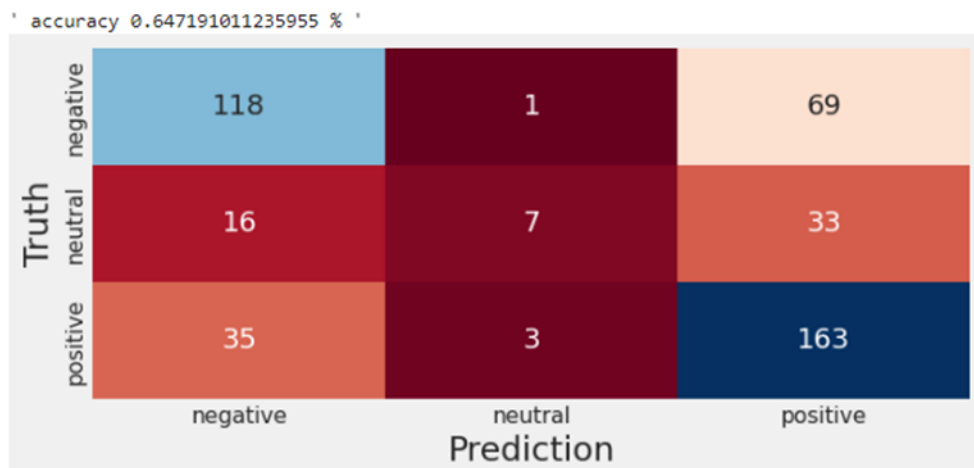
10. Tahap Akhir: Visualisasi Confusion Matrix dengan Google Colab

Setelah mengolah data dan melatih model klasifikasi menggunakan Naive Bayes, kita ingin memahami seberapa baik model tersebut dalam mengklasifikasikan data. Salah satu cara untuk melakukannya adalah dengan menggunakan Confusion Matrix.

```
[[118  1  69]
 [ 16  7  33]
 [ 35  3 163]]
```

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.70	0.63	0.66	188
neutral	0.64	0.12	0.21	56
positive	0.62	0.81	0.70	201
accuracy			0.65	445
macro avg	0.65	0.52	0.52	445
weighted avg	0.65	0.65	0.62	445

Gambar 9. Confusion Matrix



Gambar 10. Hasil Confusion Matrix

Gambar 9 menampilkan visualisasi dari hasil uji coba yang telah dilakukan, yang dikenal sebagai Confusion Matrix. Berdasarkan visualisasi ini, kita dapat menginterpretasikan hasil sebagai berikut:

Model berhasil memprediksi 118 tweet dengan label 'negative' dengan benar sebagai 'negative'. Model memprediksi 1 tweet dengan label 'negative' sebagai 'neutral'. Interpretasi serupa dapat dilakukan untuk setiap entri lainnya dalam matriks.

Selanjutnya, kita juga dapat mengevaluasi performa model dengan memperhatikan beberapa metrik penting:

Untuk kategori 'negative': Tingkat kepresisian (precision) adalah 0.70, sensitivitas (recall) sebesar 0.63, dan f1-score sebesar 0.66. Untuk kategori 'neutral': Model memiliki tingkat kepresisian sebesar 0.64, namun sensitivitasnya hanya 0.12, yang mengindikasikan bahwa model cenderung kurang tepat dalam mengklasifikasikan tweet dengan sentimen 'neutral'. F1-score untuk kategori ini adalah 0.21. Untuk kategori 'positive': Model memiliki tingkat kepresisian sebesar 0.62, sensitivitas yang cukup tinggi sebesar 0.81, dan f1-score sebesar 0.70.

Berdasarkan metrik-metrik di atas, jelas bahwa model memiliki kesulitan khusus dalam mengidentifikasi tweet dengan sentimen 'neutral', seperti yang ditunjukkan oleh sensitivitas yang rendah untuk kategori tersebut. Secara keseluruhan, model memiliki tingkat akurasi sebesar 64.71%. Artinya, model mampu mengklasifikasikan sentimen dari sekitar 65% tweet dengan benar.

11. KESIMPULAN

Dalam era digital yang semakin berkembang, Twitter telah menjadi platform penting bagi masyarakat untuk menyuarakan pendapatnya, terutama dalam konteks politik seperti Pilpres 2024 di Indonesia. Melalui pendekatan Human-Computer Interaction (HCI), studi ini mencoba memahami bagaimana individu berinteraksi dengan teknologi untuk menyampaikan pandangan mereka. Metode Naive Bayes Classifier, yang diterapkan melalui Google Colab, menunjukkan efektivitasnya dalam mengklasifikasikan sentimen dari dataset Twitter yang dikumpulkan. Dengan akurasi 64.71%, model ini berhasil mengategorikan sentimen ke dalam tiga kategori utama: positif, negatif, dan netral.

Penggunaan teknik pembobotan seperti TF-IDF telah memberikan kontribusi penting dalam meningkatkan performa model. Namun, ada ruang untuk peningkatan, khususnya dalam mengatasi tantangan seperti ketidakseimbangan kelas dan penyesuaian parameter model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aby Vonega, D., Fadila, A., & Ely Kurniawan, D. (2022). Analisis Sentimen Twitter Terhadap Opini Publik Atas Isu Pencalonan Puan Maharani dalam PILPRES 2024. In *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* (Vol. 6, Issue 2). Retrieved from <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [2] c, M. H., & Saputra, K. (2023). Nomor 2. *Agustus*, 22, 270–279. Retrieved from <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jis/index>
- [3] Dirjen, S. K., Riset, P., Pengembangan, D., Dikti, R., Saputra, S. A., Rosiyadi, D., Gata, W., Husain, S. M., Komputer, M. I., Komputer, I., Nusa, S., Kramat, M., Penelitian, P., Lipi, I., & Tangerang, U. M. (2017). Terakreditasi SINTA Peringkat 2 Analisis Sentimen E-Wallet Pada Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization. *Masa Berlaku Mulai*, 1(3), 377–382.
- [4] Febriansyah, I., Fikry, M., & Yusra. (2023). Analisis Sentiment di Twitter terhadap Anies Baswedan sebagai Bakal Calon Presiden 2024 Menggunakan Metode K-Nearest

-
- Neighbor. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(3), 1061–1070. doi: 10.33379/gtech.v7i4.2723
- [5] Humam, C., & Laksito, A. D. (2023). *Implementasi Aplikasi Sentimen Pada Data Twitter Jelang Pemilu 2024*. 8(2).
- [6] Pasek, P., Mahawardana, O., Sasmita, G. A., Agus, P., & Pratama, E. (2022). Analisis Sentimen Berdasarkan Opini dari Media Sosial Twitter terhadap “Figure Pemimpin” Menggunakan Python. In *JITTER-Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer* (Vol. 3, Issue 1).
- [7] Robi Padri, A., Asro, A., & Indra, I. (2023). Classification of Traffic Congestion in Indonesia Using the Naive Bayes Classification Method. *Journal of World Science*, 2(6), 877–888. doi: 10.58344/jws.v2i6.285
- [8] Sentimen, A., Pilpres, J., Naïve, M., Classifier, B., Opini, B., Di, P., Prasetyo, T. H., & Fitriani, A. S. (2023). Seminar Nasional & Call Paper Fakultas Sains dan Teknologi (SENASAINS 6 th. In *Procedia of Engineering and Life Science* (Vol. 4).
- [9] Sepriadi, N., Budianita', E., Fikry, M., Fakultas, P., Sains, ", Teknologi, D., Negeri, I., & Riau, K. (2023). *INFORMASI (Jurnal Informatika dan Sistem Informasi) Analisis Sentimen Review Aplikasi MyPertamina menggunakan Word Embedding Fasttext dan Algoritma K-Nearest Neighbor*.
- [10] Sukmawanti, R., Arifianto, D., & Umilasari, R. (2023). Analisis Sentimen Tweet Terhadap Isu Pencalonan Presiden 2024 Menggunakan Algoritma Multivariate Bernoulli Tweet Sentiment Analysis of Candidacy Issues President 2024 Using Multivariate Bernoulli Algorithm. In *Jurnal Smart Teknologi* (Vol. 4, Issue 5). Retrieved from <http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/JST>