

ANALISIS SENTIMEN TERHADAP USULAN PERPANJANGAN MASA JABATAN KEPALA DESA MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES

Agus Ibrahim, Agung Susilo Yuda Irawan, Arip Solehudin

Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Singaperbangsa Karawang, Indonesia

agus.ibrahim19155@student.unsika.ac.id

ABSTRAK

Kepala desa merupakan pejabat pemerintahan tingkat desa yang memiliki kewenangan, tanggung jawab, dan tugas untuk mengelola urusan di tingkat desa serta menjalankan tugas-tugas yang ditugaskan oleh pemerintah dan pemerintah daerah. Masa jabatan kepala desa berlangsung selama 6 tahun dan dapat diperpanjang hingga 3 kali masa jabatan berikutnya secara berturut-turut atau tidak. Kepala desa tidak memiliki tanggung jawab langsung kepada Camat, melainkan hanya melakukan koordinasi dengan Camat. Kepala desa bertanggung jawab dalam menjalankan fungsi pemerintahan desa, mengawasi proses pembangunan di desa, melakukan pembinaan sosial dan kemasyarakatan di desa, serta memberdayakan masyarakat desa. Permasalahan mengenai perpanjangan masa jabatan Kepala Desa hingga 9 tahun tengah menjadi polemik, tuntutan perpanjangan masa jabatan itu dikarenakan beberapa alasan diantaranya untuk mengurangi persaingan politik ataupun konflik saat sedang melaksanakan pemilihan Kepala desa yang dipilih secara langsung oleh penduduk desa melalui Pemilihan Kepala Desa (Pilkades). Analisis sentimen ini bertujuan untuk memberikan gambaran tentang bagaimana pandangan tentang masa jabatan kepala desa. Melalui penerapan algoritma Naïve Bayes dengan metodologi KDD, pendapat atau sentimen yang dianalisis menghasilkan 61 label positif, 317 label negatif, dan 512 label netral. Untuk menguji keakuratan analisis sentimen dalam menyelesaikan Pemilihan Umum 2024, digunakan metode split data dan confusion matrix untuk menguji skor. Hasilnya menunjukkan bahwa model dengan pembagian data 90:10 memiliki akurasi tertinggi. Selain menggunakan confusion matrix, juga dilakukan pengujian dengan menerapkan grafik ROC, ditemukan bahwa model yang mengadopsi pembagian data 60:40 mencapai nilai AUC paling tinggi, yaitu 0,73. Hal ini mengindikasikan bahwa model tersebut memiliki kemampuan klasifikasi yang efektif.

Kata kunci : kepala desa, analisis sentimen, naïve bayes

1. PENDAHULUAN

Kepala desa adalah pejabat pemerintah pada tingkat desa yang memiliki kewenangan, tanggung jawab, dan tugas untuk mengatur urusan rumah tangga di desa serta melaksanakan tugas-tugas yang diberikan oleh pemerintah dan pemerintah daerah. Masa jabatan kepala desa berlangsung selama 6 tahun, dan memiliki kemungkinan diperpanjang hingga 3 kali masa jabatan berikutnya secara berurutan atau tidak. Meskipun Kepala desa tidak memiliki kewajiban langsung kepada Camat, namun tetap berada dalam koordinasi dengan Camat. Kepala desa bertanggung jawab atas pengelolaan pemerintahan desa, implementasi program pembangunan di desa, pembinaan sosial dan masyarakat desa, serta pemberdayaan masyarakat desa. Pemilihan kepala desa, atau yang sering disebut pilkades, adalah ajang kompetisi dalam konteks demokrasi yang mencirikan adanya mobilisasi berbagai sumber daya, termasuk aspek sosial, budaya, dan ekonomi yang berperan sebagai pendorong dinamika konflik politik. Penanganan isu teknis dalam pemilihan seringkali disertai dengan penggunaan sumber daya kekuasaan oleh calon kepala desa dalam pemilihan langsung. Akibatnya, dinamika konflik politik dalam pemilihan kepala desa bisa berujung pada konflik kekerasan dan ketidakstabilan, terutama dalam konteks pemilihan kepala desa di Kabupaten Sampang. Daerah ini dikenal karena memiliki masyarakat dengan karakter yang teguh dan keras. Pada Tahun 2023 ini permasalahan mengenai perpanjangan masa jabatan Kepala Desa hingga 9 tahun tengah menjadi polemik, tuntutan perpanjangan

masa jabatan itu dikarenakan beberapa alasan diantaranya untuk mengurangi persaingan politik ataupun konflik saat sedang melaksanakan pemilihan Kepala desa yang dipilih secara langsung oleh penduduk desa melalui Pemilihan Kepala Desa (Pilkades). Mengacu pada pasal 39 ayat 1 UU nomer 6 tahun 2014 di tetapkan lama masa jabatan Kepala Desa adalah enam tahun terhitung sejak tanggal pelantikan, sehingga dalam tuntutan Kepala desa sendiri menuntut revisi terhadap pasal 39 ayat 1 UU nomer 6 tahun 2014 untuk menambah masa jabatannya menjadi 9 tahun. Platform media sosial Instagram sering dijadikan alat untuk berbicara mengenai isu-isu kontroversial, termasuk hal-hal yang berkaitan dengan pemerintahan desa. Pemerintahan desa juga kerap menggunakan Instagram untuk menyebarkan informasi terkait pemerintahan di Indonesia, sehingga masyarakat bisa mencari informasi yang berkaitan dengan hal tersebut. Jejaring sosial ini juga menjadi tempat masyarakat mengekspresikan pandangan mereka mengenai berbagai isu, termasuk isu kontroversial terkait pemerintah. Sebagai contoh, perdebatan mengenai usulan perpanjangan masa jabatan Kepala Desa menjadi 9 tahun sedang berlangsung. Untuk mengumpulkan pendapat atau tanggapan dari pengguna Instagram tentang batas waktu yang diajukan ini, penulis melakukan survei melalui situs media sosial tersebut. Pendapat publik, yang sering diungkapkan melalui "postingan" di Instagram, dapat beragam, baik itu tanggapan negatif maupun positif. Namun, jumlah data yang besar memerlukan pendekatan khusus untuk mengolahnya.

Oleh karena itu, penulis menggunakan metode analisis sentimen guna menginterpretasi pandangan dan perasaan dari data yang diperoleh melalui metode survei ini.

Analisis sentimen, yang disebut juga dengan opinion mining, merupakan salah satu cabang ilmu dari data mining yang bertujuan menganalisis, memahami, mengolah, dan mengekstrak data tekstual yang berupa opini terhadap entitas seperti produk, servis, organisasi, individu, dan topik tertentu.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Transformation Data

Setelah dokumen telah diproses dan dimodifikasi, tahap selanjutnya adalah mengubah teks menjadi data numerik yang dapat secara akurat mewakili dokumen tersebut. Salah satu metode pembobotan yang digunakan adalah Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), yang memberikan nilai bagi setiap kata yang mengindikasikan seberapa sering kata kunci atau istilah lain muncul dalam dokumen tersebut [10].

2.2. Data Mining

Langkah selanjutnya melibatkan data mining, di mana data asli diolah menjadi informasi berharga. Fokus pada tahap ini adalah mengidentifikasi dan menganalisis pola tersembunyi dalam kumpulan data besar, dengan tujuan mendapatkan wawasan yang bermanfaat dan bernilai [11]. Dalam proses ini, pendekatan klasifikasi digunakan untuk mengelompokkan sekumpulan sentimen ke dalam kategori positif, negatif, atau netral. Salah satu algoritma klasifikasi yang dimanfaatkan adalah Naive Bayes yang berdasarkan pada teorema Bayes. Algoritma ini memanfaatkan probabilitas untuk menghitung kemungkinan bahwa suatu sentimen tertentu masuk ke dalam kategori tertentu berdasarkan fitur-fitur yang ada. Fitur-fitur ini bisa mencakup kata-kata kunci atau skor sentimen yang dihitung sebelumnya. Data yang telah dipersiapkan melalui tahap preprocessing dan pembobotan sentimen akan dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian sebagai bagian integral dari proses klasifikasi. Data pelatihan digunakan untuk melatih algoritma klasifikasi agar dapat mengenali pola-pola dalam data. Setelah tahap pelatihan selesai, algoritma diuji pada data pengujian untuk mengukur seberapa baiknya dalam mengklasifikasikan sentimen. Secara keseluruhan, tujuan dari tahap ini adalah mengubah data asli menjadi informasi yang memiliki nilai melalui analisis pola dan klasifikasi sentimen. Pendekatan klasifikasi seperti Naive Bayes membantu dalam mengolah data dengan lebih terstruktur dan menghasilkan informasi yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan lebih lanjut.

2.3. Evaluation

Pada langkah terakhir, model yang telah dibentuk akan dievaluasi untuk memastikan konsistensi dengan hipotesis sebelumnya. Untuk mengukur akurasi algoritma, kami menggunakan confusion matrix. Confusion matrix digunakan untuk menggambarkan

prediksi model dan seberapa baik metode tersebut diterapkan. Dengan menggunakan confusion matrix, kita dapat menganalisis kinerja model dalam empat dimensi dan mendapatkan pemahaman yang lebih jelas tentang performa yang dicapai:

1. *Akurasi*: Untuk mengukur sejauh mana nilai yang diharapkan dan nilai aktual memiliki kemiripan satu sama lain.
2. *Presisi* : Untuk mengevaluasi keakuratan atau presisi suatu model berdasarkan prediksi positifnya. Presisi adalah metrik yang berguna saat model memiliki tingkat Positif Palsu yang tinggi.
3. *Recall* : Untuk menilai berapa banyak nilai Positif Aktual yang telah dikenali sebagai True Positif oleh model melalui pelabelan. Recall adalah metrik yang digunakan saat terdapat tingkat False Negatif yang tinggi. Recall menjadi metrik penting dalam menentukan model yang terbaik.
4. *F-Measure*: Perbandingan antara presisi dan recall dapat diukur menggunakan F1-score, yang merupakan perolehan hasil rata-rata tertimbang dari kedua metrik tersebut. F1-score memberikan gambaran keseluruhan tentang keseimbangan antara presisi dan recall dalam penilaian kinerja model.

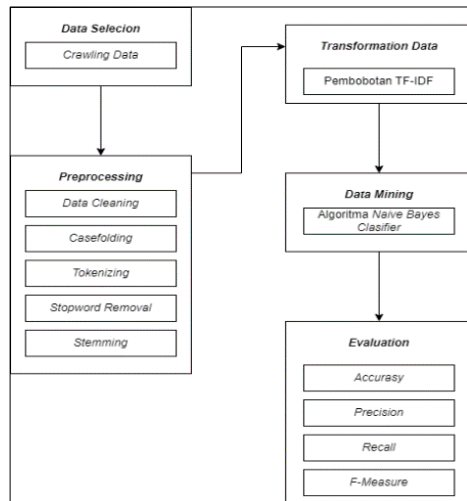
2.4. Receiver Operating Characteristic (ROC)

Kurva ROC adalah grafik yang menggambarkan hubungan antara spesifisitas (nilai benar negatif) pada sumbu x dan sensitivitas (nilai benar positif) pada sumbu y. Kurva ROC sering digunakan karena dapat digunakan untuk memvalidasi hasil prediksi dan memilih klasifikasi berdasarkan kinerja algoritma. Di dalam kurva ROC, terdapat nilai Area Under Curve (AUC) yang mewakili bagian dari area persegi dengan nilai antara 0 hingga 1. Nilai AUC dapat dikelompokkan ke dalam beberapa kategori berikut ini [7] :

- a. $0.90 - 1.00 = \text{Excellent Classification}$
- b. $0.80 - 0.90 = \text{Good Classification}$
- c. $0.70 - 0.80 = \text{Fair Classification}$
- d. $0.60 - 0.70 = \text{Poor Classification}$
- e. $0.50 - 0.60 = \text{Failur Classification}$

3. METODE PENELITIAN

Metodologi yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Pemilihan data, pemrosesan data, transformasi data, penggalian data, dan interpretasi/evaluasi, merupakan lima tahap dari tahap penemuan pengetahuan dalam basis data (KDD). Case folding, tokenizing, eliminasi stopword, dan stemming dilakukan selama tahap preprocessing. Preprocessing harus diikuti dengan pembobotan term menggunakan TF-IDF selama tahap transformasi data untuk meningkatkan ketepatan hasil klasifikasi. Pengklasifikasi Nave Bayes digunakan untuk melakukan klasifikasi selama tahap Data Mining.



Gambar 1. Metode Penelitian

3.1. Data Selection

Langkah pertama adalah proses seleksi data, di mana teknik crawling data akan digunakan untuk mengumpulkan informasi dari media sosial yang relevan dengan pertanyaan penelitian, khususnya tentang jabatan kepala desa. Kami dapat mengumpulkan komentar terkait untuk dipelajari dengan mencari ‘Kepala Desa 2023’, ‘kades 9 tahun’, ‘kepala desa 9 tahun’, ‘pilkades’. menggunakan Instagram API. Karena prosedur menghasilkan kumpulan data, itu harus diproses terlebih dahulu untuk menjamin bahwa itu memenuhi kriteria untuk penelitian ini.

3.2. Pre Processing

Sebelum melakukan klasifikasi, data perlu diatur dan dibersihkan selama tahap pra-processing melibatkan langkah-langkah berikut ini:

1. Cleaning

Proses pembersihan data melibatkan penghapusan emotikon atau simbol tambahan yang tidak relevan atau tidak diperlukan.

2. Case Folding

Dalam langkah pertama dari prosedur ini, dilakukan upaya untuk mengubah teks menjadi huruf kecil atau merendahkan teks.

3. Tokenizing

Tahap berikutnya adalah tokenisasi, di mana kalimat akan dipisahkan menjadi kata-kata secara individu. Dengan menggunakan metode ini, kalimat dapat dipecah menjadi unit-unit kata yang terpisah, memungkinkan untuk analisis lebih lanjut pada tingkat kata..

4. Stopword Removal

Untuk melakukan penghapusan stopwords, terdapat sebuah daftar yang berisi 32 stopwords yang telah disediakan. Stopword ini akan menghapus kata apa pun dalam data yang juga terdaftar dalam daftar tersebut.

5. Stemming

Prosedur yang dilakukan untuk menghilangkan imbuhan adalah dengan menghapus imbuhan setelah melakukan tokenisasi. Dalam langkah ini,

imbuhan pada hasil token akan dihapus untuk mendapatkan bentuk dasar atau kata dasar dari setiap kata yang ada.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian yang telah dilakukan adalah melakukan analisis sentimen dari data komentar instagram mengenai usulan perpanjangan masa jabatan kepala desa. Kemudian data komentar tersebut diklasifikasikan ke dalam 3 kelas yaitu positif, negatif, dan netral dengan mengimplementasikan algoritma klasifikasi *Naive bayes Classifier*. Evaluasi sistem dengan menggunakan Confussion Matrix untuk mengetahui nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure* dari model tersebut.

4.1. Data Selection

Hasil dari data selection yang dilakukan dengan cara melakukan teknik *Crawling data* berupa komentar dari media sosial Instagram menggunakan kata kunci “Kepala Desa” Bahasa yang digunakan yaitu bahasa Indonesia. Berikut sampel dataset awal hasil *Crawling* yang dapat dilihat pada Gambar 4.1

	userid	createdAt	text
0	17973315626012523	2023-01-26T01:34:05.000Z	Pantesan banyak desa yg ngga maju. Lha wong pe...
1	18021751588473414	2023-01-26T09:30:14.000Z	Presiden aja di tantu ngurus se-Indonesia 5 L...
2	17991370951683781	2023-01-26T12:52:10.000Z	@huzattamini bang lu mau ga ngabdi negara tap...
3	18197573971242810	2023-01-27T11:38:07.000Z	
4	17991610048735426	2023-01-27T12:42:58.000Z	
...	...	...	...
963	17965345319181630	2023-01-26T11:30:43.000Z	Malodarna dek mawa kursi 🙄
964	17941176569533934	2023-01-26T11:47:29.000Z	Kadesnya suka nge lawak yak 🤔
965	18208824700170527	2023-01-26T13:59:45.000Z	Giliran udah di permudah tapi desa di persulit
966	17886193136784534	2023-01-26T14:20:44.000Z	Yupppp mmg ga penting. Ngapain lama2 biar apa ...
967	18017521843501350	2023-01-26T14:22:46.000Z	Yup betul di kmpung saya aja masa org2 desanya...

Gambar 2. Dataset hasil crawling

Jumlah data *Crawling* ini berjumlah 968 data yang melakukan *Crawling* dan waktu yang digunakan pada proses *Crawling* data ini yaitu pada tanggal 1 januari sampai 17 juni 2023 berjumlah 968 data. Pada dataset ini terdiri dari beberapa atribut, diantaranya yaitu *userid*, *createdat*, dan *text*. Penjelasan dari masing-masing atribut tersebut dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Atribut pada Dataset

No	Atribut	Penjelasan
1	User ID	Username dari akun Instagram yang membuat postingan tersebut
2	Createds	Waktu dan tanggal dari pembuatan komentar tersebut
3	Text	Merupakan komentar dari pengguna instagram berdasarkan username tertentu.

Data yang diperoleh melalui proses pengambilan (crawling) masih dalam kondisi yang kurang terstruktur dan mengandung berbagai gangguan seperti tanda baca, angka, simbol, serta kata-kata yang tidak resmi. Elemen-elemen ini tidak relevan dalam proses pengelompokan, dan oleh karena itu, langkah selanjutnya adalah melakukan pra-pemrosesan pada dataset ini dalam tahap Pre Processing.

4.2. Hasil Pre processing

Setelah melakukan pengumpulan dataset, ternyata jenis dataset yang tersedia masih tidak optimal untuk dijalankan dalam proses data mining. Oleh karena itu, diperlukan langkah pra-pemrosesan (preprocessing) untuk menghapus kata-kata atau karakter-karakter yang tidak relevan.

Tabel 2. Hasil Sample Text

Preprocessing	Content
Data Mentahan	https://www.google.com/amp/s/nasional.tempo.co/amp/1576497/kepala-desa-dukung-jokowi-3-periode-demokrat-digerakan-oligarki... Dipelihara buat 2024
Cleaning	kepala-desa-dukung-jokowi-3-periode-demokrat-digerakan-oligarki... Dipelihara buat 2024
Case Folding	kepala desa dukung jokowi 3 periode demokrat digerakan oligarki dipelihara buat 2024
Tokenizing	'kepala', 'desa', 'dukung', 'jokowi', '3', 'periode', 'demokrat', 'digerakan', 'oligarki', 'dipelihara', 'buat', '2024'.
Stopword Removal	'kepala', 'desa', 'dukung', 'jokowi', 'periode', 'demokrat', 'gerak', 'oligarki', 'pelihara', 'buat'
Stemming	'kepala', 'desa', 'dukung', 'jokowi', 'periode', 'demokrat', 'gerak', 'oligarki', 'pelihara', 'buat'

4.3. Transformation Data

Setelah tahap preprocessing, langkah berikutnya adalah melakukan tahap transformation data. Sebelum melakukan transformasi data, terlebih dahulu dilakukan proses pembobotan sentimen untuk memberi label pada data. Dalam tahap ini, dilakukan perhitungan skor sentimen dengan menghitung jumlah kata yang memiliki sentimen positif dan kata yang memiliki sentimen negatif. Skor sentimen ini diperoleh dari total polaritas sentimen positif dan negatif yang ada dalam dataset. Untuk mendukung pembobotan sentimen, digunakan Kamus Lexicon yang berasal dari penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Koto dan Rahmaningtyas pada tahun 2017. Kamus ini digunakan untuk memberikan bobot kepada kata-kata dalam komentar, yang pada gilirannya membantu dalam menilai sentimen oleh komputer dengan lebih baik. Kamus Lexicon juga mencakup daftar Negative Words yang membantu dalam proses pembobotan ulang sentimen untuk masing-masing komentar. Setelah mengintegrasikan Kamus Lexicon dan Negative Words, langkah selanjutnya adalah menghitung skor sentimen dengan menganalisis polaritas setiap kalimat dalam data komentar. Proses ini membantu menggambarkan sejauh mana suatu kalimat bersifat positif atau negatif dalam hal sentimen. Dengan melakukan pembobotan sentimen menggunakan kamus lexicon dan negative words, diperoleh pemahaman yang lebih mendalam tentang sentimen dalam setiap komentar. Ini memberikan wawasan tentang bagaimana sentimen

diekspresikan dalam dataset dan bagaimana komputer dapat menginterpretasikannya berdasarkan perhitungan skor sentimen yang dilakukan.

	comment	label	weight
0	rakus	neutral	+0=0
1	pantesan desa ngga maju lha pimpinan aja serakah...	neutral	+0+0+0+1+0+0+0-1+0+(1*-1)...
2	presiden aja tuntut ngurus indonesia tahun jab...	neutral	+0+0+0+0+0+0+0+0+0+0=0
3	ngabdi negara kaga gaji kaga hormat anggap sam...	negative	+0+0+0+0+0+1+0-1+0+0+0+...
4	nan	neutral	+0=0
5	nan	neutral	+0=0
6	muka sampah	negative	+0-1=-1
7	bkin malu	negative	+0-1=-1
8	sok aja looo bro	negative	-1+0+0+0=-1
9	kuasa biar makan pancur tai	negative	+0+0+(1*-1)+0-1=-2=0
10	klo dukung melaikat izroll apaa	neutral	+0+0+0+0+0=0
11	ngotol periode tamak	negative	+0+0-1=-1
12	kerjo ra cus tahun tai tai	negative	+0+0+0+0-1-1=-2
13	hapus	neutral	+0=0
14	wiro sableng	neutral	+0+0=0
15	lak ra gelem rasah mancing lurah gitu aja repo...	negative	+0+0+0+0+0+0+0+0+0+0+0+...

Gambar 3. Hasil Pembobotan Sentimen

Selanjutnya sentimen dapat ditemukan pada Tabel 3.

Tabel 3. Jumlah Pada Setiap Label

Label/Kelas	Jumlah
Positif	61
Negatif	317
Netral	512
Total	890

Pembobotan sentimen menggunakan kamus lexicon dan negative words, selanjutnya adalah melakukan pembobotan dengan menerapkan metode TF IDF.

	shel	shang	shat	shu	stara	arc	arc	ad	ala	add	arc	yab	yau	yutshu	yutkatiff	yab	yau	yuppe	zifif
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0
1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0
2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0
3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0
4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0
...																			
889	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0
870	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0
871	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0
872	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	0.262773	0.0
873	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.278183	0.000000	0.0

Gambar 4. Hasil Pembobotan TF-IDF

Gambar 4 menampilkan daftar kata/term yang ada dalam korpus, diurutkan secara alfabetis, dan dihitung kemungkinan kemunculan kata tersebut dalam dokumen.

4.4. Data Mining

Dalam tahap ini, data akan diklasifikasikan menggunakan model Multinomial Naive Bayes, yang merupakan salah satu varian algoritma Naive Bayes yang diimplementasikan melalui pustaka (library) sklearn pada bahasa pemrograman Python. Implementasi algoritma Multinomial Naive Bayes dapat ditemukan dalam ilustrasi Gambar 5 di bawah ini.

```
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
model = MultinomialNB().fit(X_train_df, y_train)
prediction_mi = model.predict(X_test_df)
prediction_proba_mi = model.predict_proba(X_test_df)
```

Gambar 5. Library Multinomial Bayes

Dalam penelitian ini, dilakukan proses pengolahan data dengan menerapkan algoritma Naïve Bayes dalam empat skenario berbeda, yaitu dengan perbandingan 90:10, 80:20, 70:30, dan 60:40 untuk data training dan data testing. Penggunaan algoritma Naïve Bayes Classifier digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen terkait Pemilihan Umum 2024. Untuk mengevaluasi performa algoritma, Confusion Matrix digunakan sebagai alat untuk menghasilkan nilai akurasi prediksi mesin terhadap data yang telah melalui proses pengolahan. Berikut ini adalah rincian pembagian antara data training dan data testing.

Tabel 4. Tabel Skenario Pembagian Split Data

Presentase Data		Jumlah Data	
Training	Testing	Training	Testing
90%	10%	90%	10%
80%	20%	80%	20%
70%	30%	70%	30%
60%	40%	60%	40%
Total		890	

4.5. Evaluation

Setelah selesai pembuatan model, model yang telah dibuat dari masing-masing skenario akan diuji. Hasil uji model ini akan memberikan nilai akurasi, presisi, recall, dan f-measure (f1-score). Berikut ini adalah hasil perhitungan evaluasi dari keempat model skenario yang telah diuji.

- 1) Skenario 1 (90%:10%)
- 2) Skenario 2 (80%:20%)
- 3) Skenario 3 (70%:30%)
- 4) Skenario 4 (60%:40%)

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.71	0.33	0.45	30
neutral	0.68	0.98	0.80	51
positif	0.00	0.00	0.00	7
accuracy			0.68	88
macro avg	0.46	0.44	0.42	88
weighted avg	0.64	0.68	0.62	88
Multinomial NB Accuracy : 0.6818181818181818				
Multinomial NB Precision : 0.4633204633204633				
Multinomial NB Recall : 0.43790849673202614				
Multinomial NB F1-Score : 0.41818181818181815				

Gambar 6. Hasil Skenario 90:10

Berdasarkan Gambar 6, hasil dari klasifikasi dengan menggunakan presentase 90% data training 10% data testing. Berdasarkan gambar 4.8, hasil dari klasifikasi menggunakan Naïve bayes pada perbandingan 90:10 didapatkan hasil dengan nilai accuracy 68%, precision 46%, recall 43%, f-measure 41%.

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.72	0.32	0.44	66
neutral	0.61	0.97	0.75	92
positif	0.00	0.00	0.00	17
accuracy			0.63	175
macro avg	0.44	0.43	0.40	175
weighted avg	0.59	0.63	0.56	175
Multinomial NB Accuracy : 0.6285714285714286				
Multinomial NB Precision : 0.444575657376791				
Multinomial NB Recall : 0.4285243741765481				
Multinomial NB F1-Score : 0.3966681409405868				

Gambar 7. Hasil Skenario 80:20

Dilihat dari Gambar 7, hasil dari klasifikasi menggunakan Naïve bayes pada perbandingan 80:20 didapatkan hasil dengan nilai accuracy 62%, precision 44%, recall 42%, f-measure 39%.

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.78	0.40	0.52	96
neutral	0.65	0.98	0.78	142
positif	0.00	0.00	0.00	25
accuracy			0.67	263
macro avg	0.48	0.46	0.44	263
weighted avg	0.63	0.67	0.61	263
Multinomial NB Accuracy : 0.6730038022813688				
Multinomial NB Precision : 0.4750143047873355				
Multinomial NB Recall : 0.458235524256651				
Multinomial NB F1-Score : 0.4350122691463258				

Gambar 8. Hasil skenario 70:30

Melihat Gambar 8, hasil dari klasifikasi menggunakan Naïve bayes pada perbandingan 70:30 didapatkan hasil dengan nilai accuracy 67%, precision 47%, recall 45%, f-measure 43%.

	precision	recall	f1-score	support
negative	0.72	0.42	0.53	119
neutral	0.68	0.96	0.80	201
positif	0.00	0.00	0.00	30
accuracy			0.69	350
macro avg	0.47	0.46	0.44	350
weighted avg	0.64	0.69	0.64	350
Multinomial NB Accuracy : 0.6914285714285714				
Multinomial NB Precision : 0.46930390083724455				
Multinomial NB Recall : 0.45846398260796856				
Multinomial NB F1-Score : 0.44286513051411075				

Gambar 9. Hasil Skenario 60:40

Dari Gambar 9, hasil dari klasifikasi menggunakan Naïve bayes pada perbandingan 60:40 didapatkan hasil dengan nilai accuracy 69%, precision 46%, recall 45%, f-measure 44%. Nilai AUC untuk semua model Multinomial Naive Bayes dapat ditemukan dalam Tabel 5.

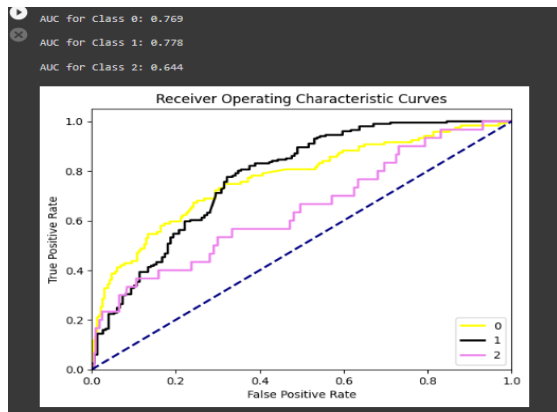
Tabel 5. Hasil Nilai AUC Setiap Skenario

Skenario	AUC	Kualitas
90:10	0.67	Fair Classification
80:20	0.72	Fair Classification
70:30	0.73	Fair Classification
60:40	0.73	Fair Classification

Dari Tabel 5, menunjukkan nilai AUC untuk kelas positif dengan garis warna kuning yaitu 0.647, sedangkan kelas netral dengan garis warna hitam sebesar 0.711, dan kelas negatif dengan garis warna merah muda sebesar 0.759. Berdasarkan nilai tiap kelas tersebut, maka ROC AUC score pada model, yaitu:

$$\text{ROC AUC Score} = \frac{0.647+0.711+0.759}{3} = 0.73$$

Dapat diartikan bahwa model skenario 70:30 dengan perolehan nilai AUC tertinggi yaitu 0.73 mempunyai kualitas good classification.



Gambar 10. Grafik ROC Hasil Skenario 90:10

Hasil klasifikasi menunjukkan perbandingan antara berbagai model skenario yang telah diuji. Dalam pengujian akurasi, nilai akurasi terendah ditemukan pada model skenario 80:20 dengan persentase 62%, sementara nilai akurasi tertinggi terdapat pada model skenario 60:40 dengan persentase 69%. Saat mempertimbangkan nilai presisi, skenario 80:20 memiliki nilai presisi terendah dengan 44%, sementara skenario 70:30 memiliki nilai presisi tertinggi dengan 47%. Nilai recall tertinggi tercatat pada skenario 70:30 dan 60:40, keduanya dengan nilai 45%, sementara skenario 80:20 memiliki nilai recall terendah dengan 42%. F-Measure tertinggi terdapat pada skenario 60:40 dengan persentase 44%, sedangkan skenario 80:20 memiliki F-Measure terendah dengan persentase 39%. Ketika mempertimbangkan nilai AUC, skenario 90:10 memiliki nilai AUC terendah, sementara skenario 70:30 dan 60:40 memiliki nilai AUC tertinggi. Dari perbandingan skor pengujian di empat model skenario, tampaknya model keempat, yaitu skenario 60:40, memiliki nilai akurasi tertinggi dibandingkan dengan yang lainnya. Berdasarkan nilai AUC yang diperoleh, dapat diartikan bahwa model skenario 60:40 memiliki kualitas klasifikasi yang dapat dianggap adil (Fair Classification).



Gambar 11. Wordcloud keyword 'pemilihan umum 2024'

Dalam Gambar 11, ditampilkan Wordcloud yaitu kata yang sering muncul pada *dataset*. Kata yang sering muncul yaitu kata "tahun", "kades", "rakyat", "desa". Semakin besar ukuran kata pada *Wordcloud* maka semakin tinggi frekuensi kata tersebut, artinya kata tersebut sering digunakan oleh masyarakat untuk mengirim komentar pada *instagram*. Berdasarkan perolehan sentimen, terdapat bahwa kelas sentimen

Netral memiliki jumlah data yang jauh lebih banyak daripada kelas sentimen lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa Perpanjangan masa jabatan kepala desa termasuk kedalam kelas Netral

5. KESIMPULAN

Memuat Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan beberapa hal, diantaranya: Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi dalam analisis sentimen terhadap usulan Perpanjangan Kepala Desa dengan menggunakan Algoritma Naïve Bayes telah diuji melalui metode pemisahan data dengan empat model yang berbeda: model 90:10, 80:20, 70:30, dan 60:40. Dari hasil pengujian menggunakan Confusion Matrix, ditemukan bahwa akurasi tertinggi terdapat pada model 60:40, sementara nilai presisi paling tinggi terdapat pada model 70:30. Selain menggunakan Confusion Matrix, pengujian juga dilakukan melalui grafik ROC, yang menunjukkan bahwa model 60:40 memiliki nilai AUC tertinggi, yakni sebesar 0,73. Artinya, model ini dapat dianggap memiliki kualitas klasifikasi yang cukup baik (fair classification). Hasil dari pengolahan opini atau sentimen melalui penerapan algoritma Naïve Bayes menggunakan pendekatan KDD dalam tiga kelas, yakni Positif, Netral, dan Negatif, melalui platform media sosial Instagram. Hasilnya menunjukkan bahwa terdapat 61 label positif, 317 label negatif, dan 512 label netral dalam sentimen yang telah diproses. Dari hasil distribusi sentimen tersebut, diperoleh bahwa kelas sentimen Netral memiliki jumlah data yang paling besar. Ini menunjukkan bahwa sentimen terhadap usulan perpanjangan Kepala Desa di Indonesia cenderung masuk ke dalam kategori Netral.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ali, I., Asif, M., Hamid, I., & Umer, M. (2022). *A word embedding technique for sentiment analysis of social media to understand the relationship between Islamophobic incidents and media portrayal of Muslim communities. January*. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.838>
- [2] Appel, G., Grewal, L., Hadi, R., Stephen, A. T., Stephen, A. T., & Appel, G. (2020). *The future of social media in marketing*. 79–95.
- [3] Chakraborty, I., & Maity, P. (2020). Science of the Total Environment COVID-19 outbreak : Migration , effects on society , global environment and prevention. *Science of the Total Environment*, 728, 138882. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138882>
- [4] Darwis, F., Hakimi, D., Matematika, P. S., Sains, J., Sains, F., Teknologi, D. A. N., Islam, U., Sunan, N., & Surabaya, A. (2018). *SISTEM ANALISIS SENTIMEN PUBLIK TENTANG OPINI PEMILIHAN KEPALA DAERAH JAWA TIMUR 2018 PADA DOKUMEN TWITTER MENGGUNAKAN NAIVE BAYES*.
- [5] Aulia, G. N., & Patriya, E. (2019). Implementasi Lexicon Based Dan Naive Bayes Pada Analisis

- Sentimen Pengguna Twitter Topik Pemilihan Presiden 2019. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 24(2), 140–153. <https://doi.org/10.35760/ik.2019.v24i2.2369>.
- [6] Daniel T. Larose, C. D. L. (n.d.). *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*.
- [7] Maclean, F., Jones, D., Carin-Levy, G., & Hunter, H. (2013). Understanding twitter. *British Journal of Occupational Therapy*, 76(6), 295–298. <https://doi.org/10.4276/030802213X13706169933021>
- [8] Merawati, D., & Rino. (2019). Penerapan data mining penentu minat Dan bakat siswa Smk dengan metode C4 . 5. *Jurnal Algor*, 1(1), 28–37.
- [9] Ratiasadara, P. W., Sudarno, S., & Tarno, T. (2023). Analisis Sentimen Penerapan Ppkm Pada Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier Dengan Seleksi Fitur Chi-Square. *Jurnal Gaussian*, 11(4), 580–590. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.11.4.580-590>
- [10] Rozi, I. F., Ardiansyah, R., & Rebeka, N. (2019). Penerapan Normalisasi Kata Tidak Baku Menggunakan Levenshtein Distance pada Analisa Sentimen Layanan PT. KAI di Twitter. *Seminar Informatika Aplikatif*, 106–112. <http://jurnalti.polinema.ac.id/index.php/SIAP/article/view/563>
- [11] Stewart, A. (2016). *Python Programming: Python Programming for Intermediates*.
- [12] Sumantri, R. B. B., & Utami, E. (2020). Penentuan Status Tahapan Keluarga Sejahtera Kecamatan Sidareja Menggunakan Teknik Data Mining. *Respati*, 15(3), 71. <https://doi.org/10.35842/jtir.v15i3.375>