Journal of Digital Business and Technology Innovation (DBESTI)

https://journal.nurulfikri.ac.id/index.php/DBESTI
P-ISSN: 3047-1028 E-ISSN: 3032-775X

KLASIFIKASI SENTIMEN PENGGUNA MEDIA SOSIAL X TERHADAP IBU KOTA NUSANTARA DENGAN NAÏVE BAYES

Agit[1], Jayadin[2], Akhmam Fahmi[3]

[1,2,3] Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Teknologi Terpadu Nurul Fikri
Jakarta Selatan, DKI Jakarta, Indonesia 12640
agit21246si@student.nurulfikri.ac.id, jayadin@nurulfikri.ac.id, akhmam.fahmi@nurulfikri.ac.id

Abstract

The relocation of the National Capital from Jakarta to the Indonesian Capital City (IKN) in East Kalimantan has become a strategic issue that has generated various public responses, especially on social media. This study analyzes public sentiment toward the policy using the Naïve Bayes algorithm. Data were obtained from comments on President Joko Widodo's official account on the social media platform X (formerly Twitter), with a total of 3,786 Indonesian-language comments collected through web scraping techniques. The analysis followed three stages: text preprocessing, feature extraction using TF-IDF, and classification using the Naïve Bayes model in RapidMiner. Sentiment was classified into three categories: positive, negative, and neutral. This study tested two data sharing scenarios: 80% training data and 20% test data, and 90% training data and 10% test data. The highest results were obtained in the second scenario, with 66.13% accuracy. Overall, negative sentiment was the most dominant in the public comment data. This finding is also consistent with several previous studies, which showed no shift in public sentiment towards the IKN relocation policy. The results of this study are expected to inform policymakers' understanding of public opinion.

Keywords: *Naïve Bayes, Nusantara Capital City, Public Opinion, Sentiment, Web Scraping*

Abstrak

Pemindahan Ibu Kota Negara dari Jakarta ke Ibu Kota Nusantara (IKN) di Kalimantan Timur menjadi isu strategis yang menimbulkan beragam respons publik, khususnya di media sosial. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kebijakan tersebut menggunakan algoritma Naïve Bayes. Data diperoleh dari komentar pada akun resmi Presiden Joko Widodo di platform media sosial X (sebelumnya Twitter), dengan total 3.786 komentar berbahasa Indonesia yang dikumpulkan melalui teknik *web scraping*. Proses analisis dilakukan melalui tahapan *text preprocessing*, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, serta klasifikasi menggunakan model Naïve Bayes di RapidMiner. Sentimen diklasifikasikan ke dalam tiga kategori: positif, negatif, dan netral. Penelitian ini menguji dua skenario pembagian data: 80% data latih dan 20% data uji, serta 90% data latih dan 10% data uji . Hasil tertinggi diperoleh pada skenario kedua dengan akurasi 66,13%. Secara keseluruhan, sentimen negatif menjadi yang paling dominan dalam data komentar publik. Temuan ini juga konsisten dengan beberapa penelitian terdahulu, yang menunjukkan tidak adanya pergeseran sentimen publik terhadap kebijakan pemindahan IKN. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi masukan bagi pengambil kebijakan dalam memahami opini masyarakat.

Kata kunci: Ibu Kota Nusantara, Naïve Bayes, Opini Masyarakat, Sentimen, *Web Scraping*

1. PENDAHULUAN

Sebagai pusat pemerintahan, Ibu Kota memegang peran strategis dalam pengambilan keputusan dan pembangunan kesejahteraan masyarakat. Banyak negara memilih kota besar sebagai Ibu Kota untuk merepresentasikan identitas dan karakteristik nasionalnya. Dengan fungsi yang beragam, Ibu Kota tidak hanya menjadi pusat administrasi dan diplomasi, tetapi juga memainkan peran penting dalam aktivitas ekonomi. Dalam perkembangannya, beberapa negara memutuskan untuk membangun Ibu Kota baru demi pemerataan pembangunan, sementara lainnya tetap mempertahankan Ibu Kota yang telah lama berperan [1].

Indonesia di akhir masa jabatan Presiden Joko Widodo, Pemerintah Republik Indonesia telah menginisiasi relokasi Ibu Kota Negara dari Jakarta ke wilayah Kalimantan, yang secara resmi dinamai "Ibu Kota Nusantara" (IKN). Kebijakan ini menimbulkan berbagai reaksi di kalangan masyarakat, di mana hasil penelitian terbaru menunjukkan

Diterima 14 Juli 2025, Direvisi 24 November 2026, Diterima untuk publikasi 24 November 2026

bahwa respons publik terhadap pidato Presiden mengenai pemindahan IKN ke luar Pulau Jawa sangat beragam [2].

Penelitian Terdahulu telah menganalisis sentimen masyarakat terkait Ibu Kota Nusantara (IKN) dengan pendekatan algoritma pembelajaran mesin**.** Al Munawaroh, Reno Ridhoi, dan Rudiman pada tahun 2024 [3], menggunakan algoritma Naïve Bayes pada 500 komentar dari media sosial, dengan hasil dominan berupa kekhawatiran (68%) dan akurasi model sebesar 87%. Syadam Husyen, Amelia Yusnita, dan Salmon pada tahun 2024 [4], menganalisis 4.164 komentar YouTube dengan Naïve Bayes, menghasilkan akurasi 70%, presisi 57%, dan recall 66%, dengan sentimen negatif sebagai yang paling dominan. Yunico Ardian Pradana, Imam Cholissodin, dan Diva Kurnianingtyas pada tahun 2023 [5], menggunakan LSTM dan Word2Vec pada data Twitter, menghasilkan akurasi 95% dan menunjukkan kekhawatiran publik terhadap dampak lingkungan IKN. Sementara itu, Yana Cahyana dan Amril Mutoi Siregar pada tahun 2023 [6], membandingkan algoritma Naïve Bayes dan SVM pada 7.111 *tweet*, di mana SVM mencatat akurasi tertinggi sebesar 90,81% dengan dominasi sentimen positif.

Pada penelitian ini sumber data berasal dari komentar-komentar yang terdapat pada akun resmi Presiden Joko Widodo di media sosial X, khususnya pada unggahan yang membahas mengenai Ibu Kota Nusantara. Komentar yang dianalisis diambil dari beberapa postingan yang relevan dengan kebijakan pemindahan Ibu Kota, meliputi unggahan terkait awal wacana pemindahan, pembangunan tahap awal di wilayah Ibu Kota Nusantara, serta pelaksanaan upacara peringatan kemerdekaan Republik Indonesia yang diselenggarakan di sana sebagai simbol implementasi kebijakan tersebut.

Data yang digunakan dibatasi pada *tweet* berbahasa Indonesia agar sesuai dengan konteks linguistik analisis. Hasil dari proses klasifikasi sentimen dikelompokkan ke dalam tiga kategori, yaitu sentimen positif, negatif, dan netral.

Media sosial X atau sebelumnya dikenal sebagai Twitter merupakan salah satu situs jejaring sosial paling populer secara global sejak diluncurkan pada 2006. Dengan lebih dari 500 juta pengguna aktif bulanan hingga 2023 dan sekitar 200 juta pengguna aktif harian pada 2024, X digunakan dalam berbagai konteks, mulai dari komunikasi hingga aktivitas sosial dan politik. Namun, di balik popularitasnya, platform ini juga menghadapi berbagai tantangan, seperti isu penyensoran, permasalahan hukum, serta keamanan dan privasi pengguna [7], [8].

Analisis sentimen merupakan salah satu cara untuk memahami persepsi masyarakat terhadap isu atau kebijakan tertentu melalui teks digital. Dengan mengikuti lima tahapan utama yaitu, pencarian data, *pre-processing*, pemilihan fitur, klasifikasi, dan evaluasi, proses ini mampu mengubah data teks menjadi informasi yang bernilai. Hasil dari analisis sentimen dapat memberikan wawasan yang mendalam bagi pengambil kebijakan, peneliti, maupun pelaku bisnis dalam mengambil keputusan yang berbasis data [9].

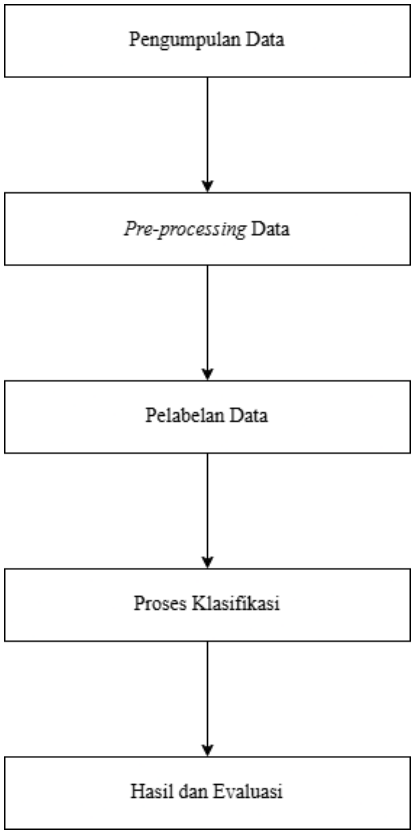
Maka Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik di media sosial X terhadap kebijakan pemindahan Ibu Kota ke wilayah Ibu Kota Nusantara. Secara khusus, penelitian ini memfokuskan pada dua hal utama yaitu, pertama, menganalisis sentimen publik yang muncul di media sosial X terhadap kebijakan pemerintah terkait pemindahan Ibu Kota. Serta menganalisis pergeseran sentimen publik dari penelitian terdahulu terhadap kebijakan pemindahan Ibu Kota ke wilayah Ibu Kota Nusantara.

Namun penelitian ini juga memiliki batasan, yaitu: data yang digunakan diperoleh melalui komentar publik pada akun resmi Presiden Joko Widodo di media sosial X, khususnya pada unggahan yang berkaitan dengan kebijakan pemindahan Ibu Kota Nusantara (IKN), dan komentar yang dianalisis mencakup unggahan mengenai awal wacana pemindahan, proses pembangunan tahap awal di IKN, serta pelaksanaan upacara peringatan Hari Kemerdekaan Republik Indonesia yang dilaksanakan di wilayah IKN. Terakhir seluruh data yang digunakan merupakan *tweet* berbahasa Indonesia guna menjaga konsistensi analisis. Hasil dari proses klasifikasi sentimen dikategorikan ke dalam tiga jenis, yakni sentimen positif, negatif, dan netral.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif kuantitatif untuk mengkaji sentimen publik di media sosial X terkait kebijakan pemindahan Ibu Kota Negara dari DKI Jakarta ke Kalimantan Timur. Metode ini dipilih karena mampu menggambarkan fenomena sosial secara objektif melalui data numerik [10]. Sentimen publik diklasifikasikan ke dalam tiga kategori: positif, negatif, dan netral, berdasarkan analisis data yang dikumpulkan. Algoritma Naïve Bayes digunakan untuk proses klasifikasi, sedangkan teknik statistik deskriptif diterapkan untuk memetakan distribusi dan kecenderungan sentimen publik secara keseluruhan.

Proses analisis data melibatkan beberapa tahapan, mulai dari *preprocessing* untuk membersihkan data, tokenisasi, dan *stemming*, hingga *labeling* manual yang memberikan kategori sentimen positif, negatif, atau netral. Tahap selanjutnya adalah *feature extraction* menggunakan teknik TF-IDF untuk mengonversi teks menjadi data numerik. Setelah itu, data yang telah diproses diklasifikasikan menggunakan model Naïve Bayes untuk menentukan sentimen publik terhadap kebijakan tersebut [11]. Tahapan penelitian ini dijelaskan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 memperlihatkan tahapan penelitian yang dimulai dari pengumpulan data, *pre-processing* data, pelabelan data, proses klasifikasi dan terakhir hasil dan evaluasi. Pada tahap *pre-processing* dan proses klasifikasi pada penelitian ini menggunakan perangkat lunak Rapid Miner.

2.1 Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan salah satu algoritma dalam *machine learning* yang termasuk ke dalam kelompok pembelajaran terawasi (*supervised learning*). Pendekatan ini mengandalkan data latih yang telah dilabeli untuk membentuk model klasifikasi. Dalam konteks pembelajaran terawasi, terdapat dua jenis utama, yaitu klasifikasi dan regresi. Regresi digunakan ketika variabel target berupa nilai kontinu, seperti berat badan, harga, atau jumlah pendapatan. Sementara itu, klasifikasi diterapkan apabila variabel target bersifat kategorikal, misalnya membedakan warna (merah atau kuning) atau status kondisi (sakit atau sehat [12].

2.2 Pengumpulan Data

Data dalam penelitian ini diperoleh melalui teknik *web scraping* pada platform media sosial X. Teknik ini memungkinkan ekstraksi data secara otomatis dari situs web dan mengubah konten HTML menjadi format terstruktur seperti CSV[13]. Komentar yang dikumpulkan berasal dari unggahan akun resmi Presiden Joko Widodo yang membahas Ibu Kota Nusantara (IKN), sehingga relevan untuk dianalisis dalam konteks sentimen publik. Berikut contoh data yang berhasil dikumpulkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Sampel Pengumpulan Data

created_at	***full_text***	***username***
Thu Aug 08 04:53:40 +0000 2019	@jokowi Ada sesi rakyat diajak rembugan tidak Pak? Atau supaya rakyat nyaman tinggal terima jadi saja?	NephilaXmus
Thu Aug 08 06:33:15 +0000 2019	@jokowi Yakin bs pindahin ibu kota ngurus cabe aj gk becus..haluu	ancoooorbran
Thu Aug 08 06:22:52 +0000 2019	@jokowi Klo dari sisi geografis ibu kota Negara ya saya usul Kaltim pak	eko_alaya

Tabel 1 merupakan sampel data yang berhasil dikumpul menggunakan teknik *web scraping*, dengan total data yang berhasil dikumpulkan adalah 3.786 data komentar

2.3 *Pre-Processing* Data

Tahap *pre-processing* data, merupakan proses awal dalam pengelolaan data sebelum analisis dilakukan. Data komentar yang diperoleh, memiliki banyak kesalahan sistem pencatatan, seperti format tidak seragam, nilai kosong, perbedaan tipe data, serta atribut tidak relevan. Pembersihan data diperlukan untuk meningkatkan akurasi hasil analisis [14]. Proses ini terdiri dari beberapa tahapan sebagai berikut:

2.3.1 *Cleaning*

Tahapan pertama dari *pre-processing* data yaitu, *cleaning* yang di mana dilakukan proses pembersihan data dari mulai atribut yang tidak berkaitan serta tidak memiliki makna seperti angka, *mention (@username)*, *tautan (*URL*)*, tagar *(#hashtag)*, simbol, serta spasi berlebih yang dapat mengganggu interpretasi model.

2.3.2 *Tokenize*

Proses selanjutnya adalah *tokenize* yang merupakan tahap untuk memisahkan kalimat menjadi potongan kata. Di mana proses ini mempermudah analisis kalimat, dikarenakan kalimat yang dipecah menjadi beberapa kata atau token-token akan lebih terstruktur. Dengan proses ini, sistem dapat mengenali kata kunci, frekuensi kemunculan kata, serta hubungan antar kata dalam konteks tertentu. Proses ini juga menjadi pondasi dalam tahap analisis lanjutan seperti klasifikasi atau analisis sentimen

2.3.3 *Transform Case*

Tahap selanjutnya adalah *transform Case*, yaitu proses mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi format huruf kecil (*lowercase*). Proses ini penting untuk mengatasi

inkonsistensi dalam penggunaan huruf kapital pada data mentah. Dengan menyamakan bentuk huruf, sistem dapat memperlakukan kata seperti “Data” dan “data” sebagai entitas yang sama, sehingga menghindari redundansi dalam representasi kata dan meningkatkan akurasi analisis selanjutnya.

2.3.4 *Filter Stopword*

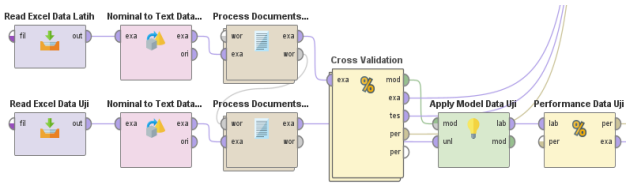
Tahap selanjutnya adalah *stopword removal*, yaitu proses untuk menghapus kata-kata umum yang sering muncul namun tidak memiliki makna signifikan dalam konteks analisis sentimen, seperti kata sambung atau kata depan. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas representasi teks dengan mengurangi gangguan dari kata-kata yang tidak relevan secara semantik. Dalam penelitian ini, daftar *stopword* diperoleh dari melalui tautan berikut: https://www.kaggle.com/datasets/oswinrh/indonesian-stoplist.

2.3.5 *Filter Token*

Pada tahap ini, dilakukan penyaringan kata berdasarkan panjang karakter untuk memastikan hanya kata-kata yang relevan diproses lebih lanjut. Penelitian ini menetapkan batas minimal tiga karakter dan maksimal dua puluh lima karakter sebagai kriteria penyaringan. Tujuan dari langkah ini adalah untuk mengeliminasi kata-kata yang terlalu pendek dan cenderung tidak bermakna, serta kata yang terlalu panjang yang kemungkinan merupakan hasil kesalahan *input*. Proses ini berkontribusi dalam meningkatkan kualitas data sebelum memasuki tahap analisis selanjutnya

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini penulis melakukan klasifikasi sentimen menjadi positif, netral, dan negatif, menggunakan *Naive Bayes.* Data dari hasil proses *cleaning* sebanyak 1.242 data komentar akan dibagi menjadi data latih dan data uji. Penelitian ini dibagi menjadi dua skenario pembagian data latih yaitu 80% data latih dan 20% data uji, serta 90% data latih dan 10% data uji, di mana data uji akan melewati proses *cross validation.* Proses klasifikasi dan pengujian menggunakan operator dan fitur dari Rapid Miner dapat dilihat pada Gambar 2.

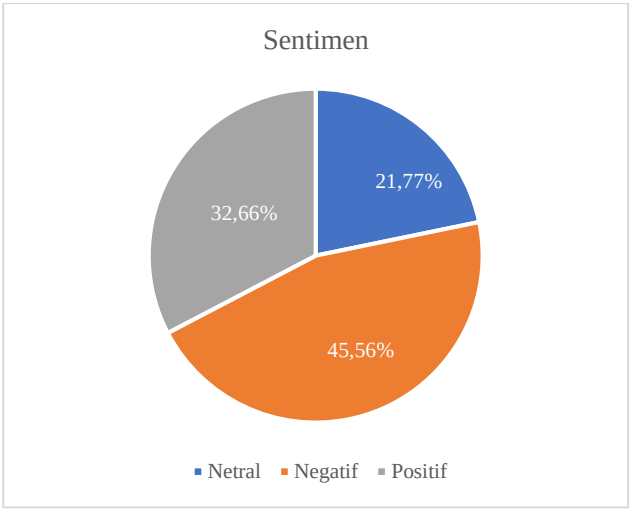


Gambar 2. Model Klasifikasi Naive Bayes

Gambar 2 merupakan operator dari proses pengujian *Naive Bayes* seperti, *read excel* masing-masing untuk membaca data latih dan data uji. Operator *nominal to text* yang berfungsi untuk mengubah atribut berisi nilai kategori menjadi format teks, operator *process document from data* berisi operator *tokenize*, *transform cases*, *filter stopword*, dan *filter tokens*. Operator *cross validation* digunakan untuk memberikan pelatihan dan penerapan algoritma serta perhitungan performa dari data uji, karena di dalamnya terdapat operator Naive Bayes, *apply model*, dan *performance*, setelah melewati prosess *cross validation*¸ dilanjutkan ke operator *apply model* untuk data uji, dan dievaluasi akurasinya menggunakan operator *performance.*

3.1 Skenario Pertama

Pada skenario pertama, dilakukan percobaan dengan membagi data menjadi 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Jumlah data uji yang digunakan sebanyak 248 data, sementara sisanya sebanyak 994 data digunakan untuk pelatihan model. Hasil dari pengujian ini menunjukkan prediksi sentimen terhadap data uji yang dianalisis, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Persentase prediksi sentimen skenario Pertama

Gambar 3 menampilkan visualisasi distribusi hasil prediksi sentimen terhadap data uji pada skenario pertama. Sentimen negatif merupakan kategori yang paling dominan dengan persentase sebesar 45,56% atau sebanyak 113 komentar. Selanjutnya, sentimen positif terklasifikasi sebanyak 81 komentar atau 32,66%, sedangkan sentimen netral memiliki proporsi terkecil, yaitu 21,77% atau sejumlah 54 komentar.

Evaluasi performa model dilakukan terhadap data uji menggunakan beberapa metrik pengukuran, antara lain akurasi, presisi, dan *recall*, yang diimplementasikan melalui operator *performance*, dengan hasil tercantum pada Gambar 4.

accuracy: 62.50%

	true netral	true positif	true negatif	class precision
pred. netral	38	4	12	70.37%
pred. positif	22	34	25	41.98%
pred. negatif	18	12	83	73.45%
class recall	48.72%	68.00%	69.17%	

Gambar 4. Hasil *accuracy*, *precision*, dan *recall* skenario Pertama

Gambar 4 model klasifikasi sentimen berbasis algoritma Naive Bayes dengan skema pembagian data 80% pelatihan

dan 20% pengujian menghasilkan akurasi sebesar 62,50%. Presisi tertinggi dicapai oleh kelas negatif (73,45%), diikuti netral (70,37%), dan positif (41,98%). Dari sisi *recall*, kelas positif mencatat nilai tertinggi (68,00%), disusul negatif (69,17%) dan netral (48,72%).

Nilai *F1-score* juga dihitung untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai keseimbangan antara presisi dan *recall* dalam kinerja model, dengan hasil seperti pada Tabel 2.

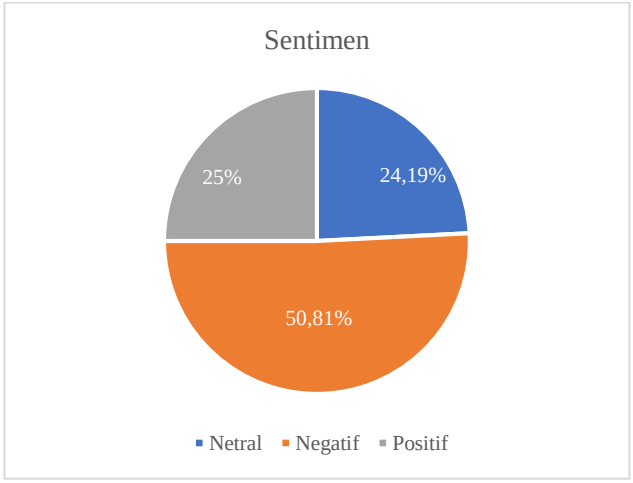
Tabel 2. *F1-Score* Skenario Pertama

Klasifikasi Sentimen	*F1-Score*
Positif	51,53%
Negatif	71,19%
Netral	57,53%

Tabel 2 menunjukkan bahwa F1-score tertinggi dicapai pada kelas negatif sebesar 71,19%, mencerminkan keseimbangan presisi dan *recall* yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen negatif. Kelas netral memperoleh F1-score terendah sebesar 57,53%, mengindikasikan rendahnya konsistensi model dalam mengenali sentimen netral. Adapun kelas positif mencatat F1-score sebesar 51,92%, yang menunjukkan bahwa meskipun model mampu mendeteksi sebagian data positif, tingginya kesalahan klasifikasi dari kelas lain sebagai positif (*false positive*) menurunkan nilai presisinya.

3.2 Skenario Kedua

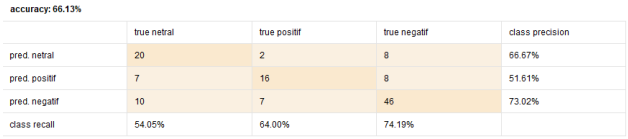
Pada skenario kedua, percobaan dilakukan dengan membagi data menjadi 90% sebagai data latih dan 10% sebagai data uji. Dalam pengujian ini, sebanyak 1.118 data digunakan untuk melatih model, sementara 124 data sisanya digunakan sebagai data uji. Proses ini bertujuan untuk mengukur performa model dengan proporsi data latih yang lebih besar. Visualisasi hasil klasifikasi sentimen terhadap data uji ditampilkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Persentase prediksi sentimen skenario Kedua

Pada Gambar 5 ditampilkan visualisasi persentase hasil prediksi sentimen terhadap data uji pada skenario pertama. Sentimen negatif mendominasi hasil prediksi dengan persentase sebesar 50,81% atau sebanyak 63 komentar. Selanjutnya, sentimen positif tercatat sebesar 25% atau 31 komentar, sedangkan sentimen netral sebesar 24,19% atau 30 komentar.

Evaluasi performa model pada percobaan ini juga dilakukan terhadap data uji menggunakan metrik pengukuran, akurasi, presisi, dan *recall*, yang diimplementasikan melalui operator *performance*, dengan hasil tercantum pada Gambar 6.


accuracy: 66.13%

	true netral	true positif	true negatif	class precision
pred. netral	20	2	8	66.67%
pred. positif	7	16	8	51.61%
pred. negatif	10	7	46	73.02%
class recall	54.05%	64.00%	74.19%	

Gambar 6. Hasil *accuracy*, *precision*, dan *recall* skenario Kedua

Gambar 6 menyajikan hasil evaluasi performa model klasifikasi sentimen berbasis algoritma Naive Bayes dengan proporsi data pelatihan sebesar 80% dan data pengujian sebesar 20%. Model ini mencatatkan tingkat akurasi sebesar 62,50%, yang merepresentasikan proporsi data uji yang berhasil diklasifikasikan dengan benar. Berdasarkan metrik evaluasi, presisi tertinggi diperoleh pada kelas negatif sebesar 73,45%, disusul oleh kelas netral sebesar 70,37%, dan terendah pada kelas positif dengan nilai 41,98%. Dari sisi *recall*, kelas positif menunjukkan performa tertinggi sebesar 68,00%, diikuti kelas negatif (69,17%) dan netral (48,72%)

Nilai *F1-score* juga dihitung untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai keseimbangan antara presisi dan *recall* dalam kinerja model, dengan hasil seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. *F1-Score* Skenario Kedua

Klasifikasi Sentimen	*F1-Score*
Positif	57,10%
Negatif	59,70%
Netral	73,60%

Tabel 3 menunjukkan nilai F1-score tertinggi dicapai oleh kelas negatif sebesar 71,19%, yang menunjukkan keseimbangan optimal antara presisi dan *recall* dalam mengklasifikasikan komentar negatif. Sebaliknya, performa terendah ditunjukkan oleh kelas netral dengan F1-score sebesar 57,53%, menandakan bahwa model masih belum konsisten dalam mendeteksi sentimen netral. Adapun kelas positif memperoleh F1-score sebesar 51,92%, yang mengindikasikan bahwa meskipun model cukup mampu mengenali komentar positif, masih terdapat tingkat *false positive* yang tinggi sehingga berdampak pada penurunan nilai presisinya.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian, algoritma Naive Bayes mampu melakukan klasifikasi sentimen terhadap kebijakan pemindahan Ibu Kota Negara (IKN) dengan akurasi tertinggi sebesar 66,13% pada skenario kedua. Sentimen publik yang dianalisis dari media sosial X menunjukkan bahwa respons masyarakat cenderung negatif terhadap kebijakan tersebut. Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya oleh Al Munawaroh, Reno Ridhoi, dan Rudiman pada tahun 2024 [3], Syadam Husyen, Amelia Yusnita, dan Salmon pada tahun 2024 [4], Yunico Ardian Pradana, Imam Cholissodin, dan Diva Kurnianingtyas pada tahun 2023 [5], serta Yana Cahyana dan Amril Mutoi Siregar pada tahun 2023 [6], yang juga menunjukkan dominasi sentimen negatif. Dengan demikian, tidak ditemukan adanya pergeseran sentimen publik terhadap pemindahan IKN jika dibandingkan dengan hasil penelitian terdahulu yang disebutkan.

DAFTAR PUSTAKA

[1] C. N. Mazda, "Analisis Dampak Pemindahan Ibu Kota Negara (IKN) Terhadap Social Security," *J. Enersia Publika*, vol. 6, no. 1, hal. 1–12, 2022, doi: 10.30588/jep.v6i1.1086.

[2] A. P. Hafiz dan B. Kurniawan, "Dampak Wacana Pemindahan Ibu Kota Negara Republik Indonesia terhadap Dinamika Perekonomian di Palangka Raya," *Iltizam Journal of Shariah Economic Research*, vol. 4, no. 1, hal. 56–82, 2020, doi: 10.30631/iltizam.v4i1.531.

[3] A. Munawaroh, R. Ridhoi, dan R. Rudiman, "Sentiment Analysis dengan Naïve Bayes Berbasis Orange terhadap Resiko Pembangunan IKN," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, hal. 587–592, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8454.

[4] S. Husyen, "Analisis Sentimen Pemindahan Ibu Kota Negara pada Platform YouTube Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," Skripsi, Program Studi Sistem Informasi, STMIK Widya Cipta Dharma, 2024.

[5] Y. A. Pradana, I. Cholissodin, dan D. Kurnianingtyas, "Analisis Sentimen Pemindahan Ibu Kota Indonesia pada Media Sosial Twitter menggunakan Metode LSTM dan Word2Vec," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 5, hal. 2389–2397, 2023, [Daring]. Tersedia pada: https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/12731

[6] A. M. Siregar, "Analisis Sentimen Pindah Ibu Kota Negara (IKN) Baru pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM)," *Fakt. Exacta*, vol. 16, no. 3, hal. 170–181, 2023, doi: 10.30998/faktorexacta.v16i3.16703.

[7] Backlinko, "Twitter Users: How Many People Use Twitter in 2024," 2024. [Daring]. Tersedia: https://backlinko.com/twitter-users. [Diakses: 19 November 2024.]

[8] DataReportal, "Digital 2024: Indonesia," 2024. [Daring]. Tersedia: https://datareportal.com/reports/digital-2024-indonesia . [Diakses: 19 November 2024.]

[9] V. N. M. Kusman, V. Metayani, dan O. Karnalim, "Prediksi Analisis Sentimen Data Debat Pemilihan Presiden 2024 Menggunakan Support Vector Machine (SVM)," *Explore IT: Jurnal Keilmuan dan Aplikasi Teknik Informatika*, vol. 16, no. 1, hal. 1–5, 2024. doi: 10.35891/explorit.v16i1.4887.

[10] N. Aziza, "Metodologi Penelitian 1: Deskriptif Kuantitatif," Bandung: Media Sains Indonesia, 2023, hal. 166–178. [Daring]. Tersedia pada: https://www.researchgate.net/publication/371988490_Metodologi_Penelitian_1_Deskriptif_Kuantitatif

[11] I. Wickramasinghe dan H. Kalutarage, "Naive Bayes: applications, variations and vulnerabilities: a review of literature with code snippets for implementation," *Soft Comput.*, vol. 25, no. 3, hal. 2277–2293, Feb 2021, doi: 10.1007/s00500-020-05297-6.

[12] R. A. Tyas, M. Anggraini, I. A. Sulasiyah, dan Q. Aini, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Dalam Penentuan Rating Buku," *Sistemasi*, vol. 9, no. 3, hal. 557, 2020, doi: 10.32520/stmsi.v9i3.915.

[13] M. A. Khder, "Web scraping or web crawling: State of art, techniques, approaches and application," *Int. J. Adv. Soft Comput. its Appl.*, vol. 13, no. 3, hal. 144–168, 2021, doi: 10.15849/ijasca.211128.11.

[14] L. Hermawan dan M. B. Ismiati, "Pembelajaran Text Preprocessing berbasis Simulator Untuk Mata Kuliah Information Retrieval," *J. Transform.*, vol. 17, no. 2, hal. 188, 2020, doi: 10.26623/transformatika.v17i2.1705.