

**ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA X TERHADAP ISTANA GARUDA IKN
MENGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES**

Nur Annisa Ramdhania*, Alda Cendekia Siregar, Sucipto

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Pontianak, Jl.
Jend. Ahmad Yani No. 111 Pontianak, Kalimantan Barat, Indonesia

*email: nurannisarr@gmail.com

Received: 2025-02-15 Accepted: 2025-05-19 Published: 2025-06-28

Abstrak

Istana Garuda merupakan bagian penting dalam pembangunan Ibu Kota Negara (IKN) baru yang menarik perhatian publik, khususnya terkait desainnya. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap Istana Garuda menggunakan data dari media sosial *X* dan mengukur akurasi klasifikasi sentimen dengan algoritma *Naïve Bayes*. Data dikumpulkan melalui teknik web *crawling* pada Februari 2024 menggunakan kata kunci “Istana Garuda IKN” dengan *Tweet Harvest* dan *Google Colab*. Sebanyak 807 tweet pengguna yang relevan diperoleh dan dilabeli secara manual. Proses analisis dilakukan melalui tahapan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), mencakup *preprocessing* (*normalization, stopword removal, tokenizing, stemming*), pelabelan sentimen, pembagian data, klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes*, dan evaluasi menggunakan *confusion matrix*. Dengan model terbaik menggunakan rasio data latih dan uji 80:20, menghasilkan akurasi 84,56%, *precision* 86%, dan *recall* 90%. Pada visualisasi diagram batang hasil klasifikasi menunjukkan 534 tweet bersentimen positif dan 273 bersentimen negatif dan *wordcloud* menunjukkan kata-kata yang dominan seperti IKN (88), Indonesia (53), Jokowi (48), Istana (17), dan Garuda (16). Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa sentimen masyarakat terhadap Istana Garuda cenderung positif, serta membuktikan efektivitas algoritma *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen di media sosial *X*. Temuan ini dapat menjadi masukan yang penting bagi pemerintah dalam memahami persepsi masyarakat terhadap pembangunan IKN dan merumuskan strategi komunikasi public yang tepat.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Istana Garuda IKN, *Naïve Bayes*, *X*

Abstract

The Garuda Palace is an important part of the development of the new national capital (IKN) that has attracted public attention, particularly regarding its design. This study aims to analyze public sentiment toward the Garuda Palace using data from the social media platform *X* and to measure the accuracy of sentiment classification using the *Naïve Bayes* algorithm. Data were collected via web crawling in February 2024 using the keyword “Garuda Palace IKN,” employing *Tweet Harvester* and *Google Colab*. A total of 807 relevant user tweets were obtained and manually labeled. The analysis process followed the *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) stages, including *preprocessing* (*normalization, stopword removal, tokenizing, stemming*), sentiment labeling, data splitting, classification using *Naïve Bayes*, and evaluation through a *confusion matrix*. Using the best-performing model with an 80:20 training-to-test data ratio, the results achieved an accuracy of 84.56%, a *precision* of 86%, and a *recall* of 90%. The bar chart visualization of the classification results shows 534 tweets with positive sentiment and 273 with negative sentiment, while the word cloud highlights dominant words such as IKN (88), Indonesia (53), Jokowi (48), Istana (17), and Garuda (16). Overall, this study indicates that public sentiment toward the Garuda Palace tends to be positive and demonstrates the effectiveness of the *Naïve Bayes* algorithm in classifying sentiment on the social media

platform X. These findings can serve as valuable input for the government in understanding public perceptions of IKN development and in formulating appropriate public communication strategies.

Keywords: Sentiment Analysis, Garuda Palace IKN, Naïve Bayes, X

How to cite (in APA style): Ramdhania, N. A., Siregar, A. C., & Sucipto. (2025). Analisis sentimen pengguna X terhadap Istana Garuda IKN menggunakan algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Pendidikan Informatika Dan Sains*, 14(1), 36–53. <https://doi.org/10.31571/saintek.v14i1.8735>

Copyright (c) 2025 Nur Annisa Ramdhania, Alda Cendekia Siregar, Sucipto

DOI: 10.31571/saintek.v14i1.8735

PENDAHULUAN

Ibu Kota Nusantara (IKN) adalah ibu kota Negara baru Indonesia yang pindah dari Jakarta ke wilayah baru di Kalimantan Timur. Sebenarnya, pemindahan IKN sudah ada sejak zaman kolonial, dengan masalah yang hampir sama, yaitu beban yang berlebihan di lingkungan DKI Jakarta (Hamdani, 2020). Ini merupakan proyek ambisius pemerintah Indonesia dalam menghadapi tantangan seperti kemacetan lalu lintas yang parah, overpopulasi, polusi udara, penurunan tanah dan ancaman banjir yang terus meningkat. Lokasi IKN dipilih di Kalimantan Timur, tepatnya di sebagian Kabupaten Penajam Paser Utara dan sebagian Kabupaten Kutai KartaNegara. Kalimantan Timur dipilih untuk menjadi pusat ibu kota baru karena memiliki risiko bencana alam yang rendah seperti banjir, gempa, gunung meletus, dan tsunami. Selain itu, karena berada di tengah-tengah Indonesia, Kalimantan Timur berada di dekat laut di dekat kota-kota yang tumbuh pesat seperti Balikpapan dan Samarinda (Cempaka Prima et al., 2020). Pembangunan IKN diharapkan menjadi model kota masa depan yang berfokus pada keberlanjutan, teknologi canggih, dan ramah lingkungan.

Salah satu yang menjadi fokus perhatian dalam pembangunan IKN saat ini adalah Istana Garuda. Istana Garuda adalah salah satu elemen penting dari Ibu Kota Negara (IKN) yang baru di Indonesia. Tetapi dalam perancangan Istana Garuda IKN ini menjadi topik perbincangan hangat masyarakat Indonesia. Desain bentuk Garuda IKN telah menjadi subjek berbagai kritik dari berbagai kalangan. Kontroversi desain Istana Garuda IKN melibatkan I Nyoman Nuarta sebagai Desainer. Menurut jurnal *Cultural Arts Research and Development*, desain Istana Garuda yang dirancang merupakan representasi dari “*form follows meaning*” yakni pendekatan desain yang menekankan bahwa bentuk bangunan mengikuti atau mencerminkan makna yang ingin disampaikan. Dalam konteks ini, desain Garuda digunakan sebagai simbol kekuatan dan kebangsaan Indonesia, dan pemilihan bentuk tersebut memiliki beban naratif serta ideologis yang kuat dalam membangun identitas Ibu Kota Nusantara sebagai pusat pemerintahan baru (Rahmawati, 2025). Banyak masyarakat melemparkan komentar serangan dari warna yang cenderung gelap, mirip kelelawar, dan menimbulkan kesan mistis (Puspita, 2024). Namun tak sedikit juga komentar yang mendukung dan mengagumi dari desain Istana Garuda IKN. Banyak diantaranya Istana Garuda IKN dipuji megah, memiliki perpaduan seni, sains dan teknologi yang sangat selaras maupun menakjubkan mata. Di sisi lain, pemerintah tetap mempertahankan desain ini dengan alasan bahwa bentuk Garuda melambangkan kekuatan dan identitas bangsa. Menteri Pekerjaan Umum dan Perumahan Rakyat (PUPR), Basuki Hadimuljono, dalam berbagai pernyataan publik menyatakan bahwa desain Istana Garuda akan menjadi ikon global yang mencerminkan kemajuan dan nilai budaya Indonesia (Aisyah, 2024). Sehingga menimbulkan pro maupun kontra dari desain Istana Garuda IKN yang telah dibangun pada pemerintahan baru.

X adalah salah satu media sosial yang memungkinkan pengguna untuk membagikan opini, informasi, atau tanggapan secara singkat dalam bentuk teks, gambar, dan video. Setiap unggahan (disebut "tweet") dibatasi hingga 280 karakter, menjadikan platform ini tempat ideal untuk menyampaikan reaksi cepat terhadap isu-isu aktual, baik bersifat pribadi maupun publik. X

merupakan salah satu dari sedikit media sosial besar yang menyediakan data publik dalam jumlah besar yang dapat diakses dan dianalisis secara legal dan sistematis untuk tujuan riset. Peneliti banyak memanfaatkan *X* sebagai sumber data utama untuk menganalisis opini publik, tren sosial, hingga kebijakan pemerintah (Morstatter et al., 2013). Melalui platform *X*, data akan diproses berdasarkan tanggapan yang disampaikan oleh masyarakat dalam bentuk analisis sentimen. Analisis sentimen adalah jenis penelitian bagian dari komputasi yang menggunakan pendapat, emosi dan opini yang diwakili dalam teks (Liu, 2012). Salah satu alasan utama pemilihan platform *X* adalah tingkat keterbukaan data yang tinggi. Tidak seperti Facebook atau Instagram yang bersifat lebih privat dan terbatas akses API-nya, *X* menyediakan data publik yang relatif mudah diakses melalui *Application Programming Interface* (API). Sebagai hasilnya, data *X* telah didambakan oleh para ilmuwan komputer dan sosial untuk memahami perilaku dan dinamika manusia dengan lebih baik. Data media sosial sering kali sulit diperoleh, dengan sebagian besar situs media sosial membatasi akses ke data mereka. Kebijakan *X* berlawanan dengan hal ini (Morstatter et al., 2013). Keandalan platform *X* sebagai sumber data sentimen telah dibuktikan melalui berbagai penelitian terdahulu. Misalnya, studi yang dilakukan oleh (Hablinawati & Dzikrullah, 2024) berhasil menggunakan data dari *X* untuk menganalisis reaksi publik terhadap kebijakan penghapusan skripsi, menunjukkan efektivitas algoritma *Naïve Bayes* dalam mengkategorikan opini menjadi sentimen positif dan negatif. Penelitian lain oleh (Chandra et al., 2024) melakukan evaluasi terhadap respon masyarakat mengenai *Covid-19*, juga menggunakan platform *X* sebagai sumber utama data.

Salah satu metode dalam menganalisis sentimen yang banyak dipilih karena efisiensinya dalam kecepatan dan kemudahan pada klasifikasi adalah *Naïve Bayes* (Kurniawan & Arie Wijaya, 2024). Data akan berfokus dengan penggunaan Algoritma *Naïve Bayes* dalam menentukan hasil akurasi dari klasifikasi penentuan pandangan masyarakat mengenai Istana Garuda sebagai kontribusi dalam pembangunan Istana terhadap Pemerintah. Algoritma ini dipilih karena dapat mempermudah proses analisis klasifikasi secara efektif. Berdasarkan hasil analisis, algoritma ini mampu mengklasifikasikan sentimen ke dalam dua kategori, yaitu positif dan negatif. Metode klasifikasi sederhana yang dikenal sebagai Algoritma *Naïve Bayes* digunakan untuk menghitung sekumpulan kemungkinan dengan menjumlahkan dan menggabungkan nilai dari berbagai dataset dan bekerja dengan menghitung kemungkinan berdasarkan data yang ada, lalu menggabungkan nilai dari berbagai dataset untuk menghasilkan klasifikasi yang akurat (Sari et al., 2019).

Misalnya, penelitian tentang ulasan pengguna aplikasi *Whoosh – Fast Train* menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* memiliki akurasi 81,25%, *precision* 90% dan *recall* 94% untuk sentimen positif. Studi lain yang menganalisis ulasan *e-commerce* Shopee menggunakan *Naïve Bayes* juga menemukan akurasi tinggi 95,5%, meskipun *recall* untuk sentimen negatif tetap rendah (Kurniawan & Arie Wijaya, 2024). Selain itu, kemampuan algoritma ini ditunjukkan dalam analisis sentimen terhadap kebijakan penghapusan skripsi, yang mencapai akurasi sebesar 76% berdasarkan data *X* menurut (Hablinawati & Dzikrullah, 2024). Ini menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* sangat fleksibel dalam mengolah berbagai jenis data ulasan. Namun, perbandingan kinerja *Naïve Bayes* dengan algoritma lain yang umum digunakan dalam klasifikasi sentimen, seperti *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), dan algoritma pembelajaran mendalam (*deep learning*), dilakukan untuk memperkuat validitas pemilihan metode. Studi yang dilakukan oleh Irfan dan Erizal (2024) menemukan bahwa algoritma *Naïve Bayes* mampu mengungguli KNN dengan akurasi sebesar 97,50%, *precision* 92,71%, dan *recall* 100%, sementara KNN hanya memperoleh akurasi sebesar 83,21%, *precision* 85%, dan *recall* 57,30%. Keunggulan algoritma *Naïve Bayes* ini dapat dijelaskan oleh kemampuannya yang luar biasa untuk menangani data teks dengan fitur yang independen dan sederhana. (Wijaya et al., 2024) menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* memiliki akurasi sebesar 99,28%, *precision* 100%, dan *recall* 98,59% dalam analisis sentimen, mengungguli KNN yang hanya memperoleh akurasi 84,89%, *precision* 85,37%, dan *recall* 98,59%. Hasil ini menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* lebih efektif dalam mengklasifikasikan teks pendek seperti tweet, terutama pada data yang memiliki fitur-fitur independen. Dengan demikian, penggunaan *Naïve Bayes* menjadi acuan

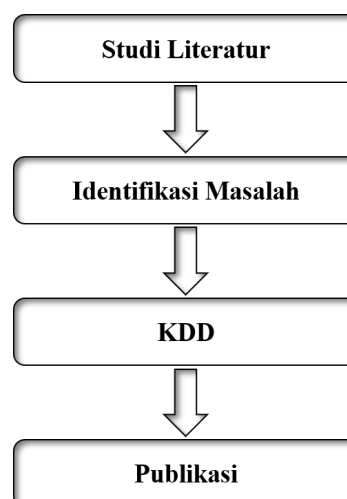
dalam mengklasifikasikan sentimen terhadap topik Istana Garuda IKN dalam konteks analisis sentimen, khususnya pada data media sosial yang bersifat singkat dan *real-time*.

Berdasarkan analisis yang berfokus pada sentimen, penelitian ini akan menganalisis sentimen masyarakat terhadap Istana Garuda IKN yang bersumber dari platform *X* menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Penelitian ini bertujuan dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif guna memperoleh nilai akurasi yang akurat dan optimal. Dengan demikian, pemodelan ini diharapkan dapat memberi kontribusi pada pengembangan teknik analisis sentimen dalam menyoroiti sentimen publik terhadap Istana Garuda sebagai elemen visual utama dari proyek Ibu Kota Negara (IKN), yang belum banyak dibahas dalam literatur terdahulu sebagai dasar perumusan stategi kebijakan bagi pemerintah.

METODE

Penelitian ini menerapkan pendekatan *Naïve Bayes*, yang dipilih karena dikenal efisien dalam analisis sentimen secara *real-time* serta mampu memberikan tingkat akurasi yang tinggi. Metode ini dianggap sesuai untuk keperluan klasifikasi teks, sebagaimana ditunjukkan dalam studi Kurniawan dan Arie Wijaya (2024), yang memanfaatkan *Naïve Bayes* untuk menganalisis sentimen dari teks pendek di *platform Twitter*. Platform *X* menyediakan *Application Programming Interface* (API) Key yang memungkinkan peneliti atau pengembang mengakses data secara terprogram, meskipun akses tersebut dibatasi oleh sejumlah ketentuan tertentu.

Dalam penelitian ini, populasi terdiri dari tweet pengguna platform *X* yang membahas topik Istana Garuda sebagai bagian dari pembangunan Ibu Kota Negara (IKN). Data dikumpulkan melalui teknik *web crawling* menggunakan kata kunci “Istana Garuda IKN” pada pencarian dengan bantuan alat *Tweet Harvest*. *Tweet Harvest* memiliki keunggulan dalam mengumpulkan data dalam jumlah besar dari *X*. *Tweet Harvest* dapat dijalankan melalui *Command Line Interface* (CLI) dan hanya memerlukan *auth_token* untuk melakukan otentikasi (Agam et al., 2023). Data diambil dengan parameter jumlah 1000 tweet pengguna. Menggunakan *library Python* data akan terkumpul setelah melalui proses *crawling* dan disimpan dalam format *csv*. Analisis data dilakukan dalam empat tahap: (1) studi literatur, (2) identifikasi masalah, (3) KDD dan (4) publikasi. Tahapan penelitian ini dijelaskan secara rinci dalam Gambar 1, yang menggambarkan langkah-langkah analisis dari pengumpulan data hingga penyusunan penelitian.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Studi Literatur

Tahap ini dilakukan dengan melakukan observasi yang berkaitan dengan penelitian yang diambil untuk memahami bagaimana sentimen publik terhadap proyek infrastruktur dianalisis pada

penelitian sebelumnya, serta meninjau efektivitas algoritma *Naïve Bayes* dalam konteks serupa. Yang mana dengan melakukan pengumpulan bahan-bahan referensi. Literatur yang digunakan ini dapat berupa jurnal, *youtube*, penelitiannya sebelumnya dan referensi-referensi yang dapat mendukung dalam pengerjaan penelitian ini dalam melakukan pendekatan metodologis yang kuat dan relevan.

Identifikasi Masalah

Permasalahan dalam penelitian ini dilakukan dengan bagaimana cara menerapkan algoritma *Naïve Bayes* untuk dapat mengklasifikasikan sentiment pengguna *X* terhadap Istana Garuda IKN. Yang mana Istana Garuda IKN merupakan topik yang hangat diperbincangkan di kalangan masyarakat yang dapat memberikan gambaran umum terhadap legitimasi dan penerimaan publik. Sehingga dengan data yang ada penelitian ini akan menghitung hasil akurasi yang diperoleh dari metode *Naïve Bayes*. Algoritma ini menganggap semua fitur sama pentingnya dan tidak bergantung satu sama lain. Hal ini didasarkan pada *Teorema Bayes* (Oğuz & Yağanoğlu, 2022).

KDD (*Knowledge Discovery in Databases*)

Knowledge Discovery in Databases (KDD) adalah proses mengeksplorasi serta menganalisis sebuah kumpulan data dalam mendapatkan pengetahuan dan informasi yang bermanfaat bagi proses pengambilan keputusan (Qisthiano et al., 2021). Pembacaan manual, analisis, dan peringkasan informasi subjektif (seperti sentimen dan opini) dalam teks yang sangat besar membutuhkan biaya yang besar. Oleh karena itu, perlu untuk menggunakan penggalian data teks dan teknik pemrosesan bahasa alami untuk mengekstrak dan menganalisis sentimen dan opini secara otomatis. Analisis sentimen dan penggalian opini dari teks ulasan, sebagai arah penelitian yang penting, telah menarik banyak perhatian di bidang penggalian data teks dan pemrosesan bahasa alami (Xu et al., 2020). KDD membantu mengungkap pola dan wawasan dari data teks dalam *text mining*, proses yang mencakup pemilihan (*selection*), pembersihan (*preprocessing*), label (*labeling*), transformasi (*transformation*), dan interpretasi data (*interpretation/evaluation*). Dalam penelitian ini, KDD akan sangat penting untuk menemukan pola dan informasi yang menjelaskan emosi pengguna *X*.

Data Selection

Penelitian ini menggunakan metode pengumpulan data berupa crawling terhadap platform *X* (sebelumnya dikenal sebagai Twitter). Proses crawling dilakukan dengan memasukkan token autentikasi dari platform *X* ke dalam skrip pemrograman di *Google Colab*. Data yang terkumpul secara otomatis disimpan dalam format *CSV* untuk memudahkan pengolahan lebih lanjut. Kata kunci “Istana Garuda IKN” digunakan dalam proses pencarian guna memperoleh data yang relevan dan terkini sesuai dengan fokus penelitian. Sampel hasil *crawling* ditampilkan pada Gambar 2 sebagai representasi data mentah yang diperoleh dari platform *X* menggunakan kata kunci tersebut.

	created_a_id_str	full_text	quote_cou	reply_cou	retweet_c	favorite_c	lang	user_id	sl	conversati	username	tweet_url
0	Mon Dec ; 1.74E+18	Gibran bik	0	0	0	0	in	1.68E+18	1.74E+18	jaenabeti	https://twitter.com/jaenabeti261330/status/1739246886425694408	
1	Mon Dec ; 1.74E+18	Gibran be	0	0	0	0	in	1.68E+18	1.74E+18	AsepSusar	https://twitter.com/AsepSusant/status/1739246873620389900	
2	Mon Dec ; 1.74E+18	Gibran bik	0	0	0	0	in	1.68E+18	1.74E+18	nawang_n	https://twitter.com/nawang_nugroho/status/1739246860181897634	
3	Mon Dec ; 1.74E+18	@VIVAcoc	0	0	0	0	in	1.49E+18	1.74E+18	h68052	https://twitter.com/h68052/status/1739246851415740469	
4	Mon Dec ; 1.74E+18	Gibran ge	0	0	0	0	in	1.67E+18	1.74E+18	elisuwarsi	https://twitter.com/elisuwarsi/status/1739246851168284898	
5	Mon Dec ; 1.74E+18	Ekonomi S	0	0	0	0	in	1.68E+18	1.74E+18	sulastride	https://twitter.com/sulastridewi_/status/1739246849482260612	
6	Mon Dec ; 1.74E+18	Gibran bik	0	0	0	0	in	1.68E+18	1.74E+18	Zeralnaya	https://twitter.com/Zeralnayah/status/1739246846692982808	
7	Mon Dec ; 1.74E+18	Gibran bik	0	0	0	0	in	1.70E+18	1.74E+18	BintangY	https://twitter.com/BintangYuliaa/status/1739246846491734492	
8	Mon Dec ; 1.74E+18	Gibran pai	0	0	0	0	in	1.68E+18	1.74E+18	RidwanSai	https://twitter.com/RidwanSarin/status/1739246836391813220	
9	Mon Dec ; 1.74E+18	Gibran bik	0	0	0	0	in	1.68E+18	1.74E+18	andrapras	https://twitter.com/andraprasetyo77/status/1739246825209778491	
10	Mon Dec ; 1.74E+18	Pingin liat	0	0	0	1	in	1.60E+18	1.74E+18	xquitavee	https://twitter.com/xquitavee/status/1739246817865617552	

Gambar 2. Sampel Data Penelitian

Preprocessing

Setelah data berhasil dikumpulkan, tahap berikutnya adalah proses pengolahan data yang diawali dengan pemahaman data untuk menganalisis karakteristik dan struktur dari kumpulan data yang tersedia. Langkah ini diikuti oleh proses pra-pemrosesan data (*preprocessing*), yang bertujuan mempersiapkan data agar layak digunakan dalam pelatihan model guna memperoleh hasil klasifikasi

yang optimal. Proses preprocessing ini mencakup beberapa tahapan utama, yakni normalisasi, penghapusan stopword, tokenisasi, dan stemming. Tahap normalisasi berfungsi mengubah bentuk kata yang disingkat menjadi bentuk baku, misalnya “yg” diubah menjadi “yang”. Selanjutnya, tahap stopword removal dilakukan untuk menghilangkan kata-kata yang tidak memiliki bobot informasi signifikan, seperti “dan”, “ke”, atau “di”. Kemudian, pada tahap stemming, kata-kata berimbuhan dikembalikan ke bentuk dasarnya, contohnya kata “kerusakan” menjadi “rusak”. Terakhir, tokenisasi dilakukan untuk memisahkan kalimat menjadi satuan kata individual, seperti pada contoh kalimat “selamat datang semua” yang diubah menjadi token “selamat”, “datang”, dan “semua”.

Labeling

Data *labeling* merupakan proses pemberian label pada teks yang telah melalui tahap *preprocessing*. Dalam penelitian ini, proses tersebut dilakukan dengan mengklasifikasikan sentimen ke dalam dua kategori, yaitu positif dan negatif. Hasil dalam pelabelan akan divisualisasikan berbentuk diagram batang berdasarkan jumlah klasifikasi sentimen. Dan visualisasi *wordcloud* dalam menampilkan kata yang sering muncul. Kata yang sering muncul berdasarkan jumlah frekuensi teks.

Transformation

Proses selanjutnya yaitu pemisahan data dalam membagi menjadi dua bagian. Data dibagi menjadi data *training* dan data *testing* sebagai perhitungan dalam menghitung akurasi dari penelitian sentimen ini.

Data Mining

Pada tahap ini, data sentimen pengguna *X* diklasifikasikan melalui *Google Colab* dengan algoritman *Naïve Bayes*. Ini dilakukan dengan menggunakan proses pemisahan yang sudah dibuat sebelumnya. Pada proses ini akan melewati tahap kode program yang akan menguji data. Model akan diprediksi untuk mengklasifikasikan menggunakan *function* yang di dalamnya terdapat *variabel*. Dengan perbandingan rasio dari data *training* dan data *testing* model akan diuji.

Evaluasi

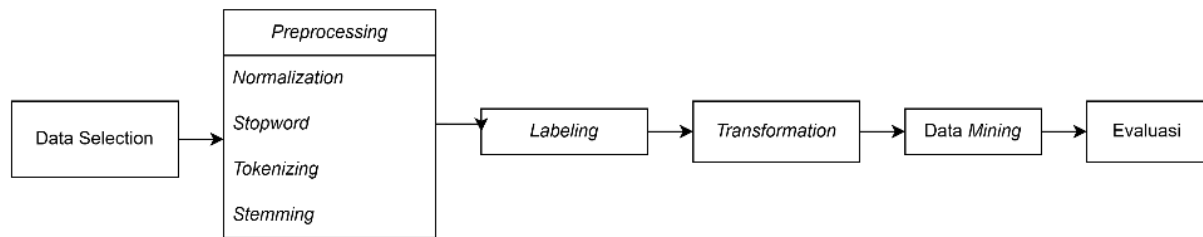
Pada tahap ini, hasil dari klasifikasi sentimen pengguna platform *X* akan diuji dengan pengujian menggunakan *Confusion Matrix*. Data dengan perbandingan rasio yang dibagi menjadi dua akan menentukan nilai akurasi yang dihasilkan. Yaitu hasil pertama dari nilai akurasi data *training* dengan selanjutnya pada nilai akurasi data *testing*. Sehingga Didapatlah perhitungan metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision* dan *recall* untuk keakuratan hasilnya.

Publikasi

Publikasi hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi pengembangan studi analisis sentimen berbasis media sosial, serta menjadi referensi bagi pengambil kebijakan dalam membangun komunikasi publik yang efektif.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada gambar 3 menjelaskan tahapan-tahapan dalam analisis sentimen pada penelitian yang dilakukan terhadap pengguna *X* mengenai Istana Garuda IKN menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*.



Gambar 3. Tahapan KDD pada Analisis Sentimen dengan *Naïve Bayes*

Penelitian ini bertujuan untuk menyelesaikan rumusan masalah dengan menerapkan algoritma Naive Bayes untuk mengklasifikasikan sentimen terkait Istana Garuda IKN. Tujuannya adalah memperoleh tingkat akurasi dari model algoritma yang digunakan serta menyajikan visualisasi sentimen berdasarkan tanggapan pengguna *X*. Pada proses pengimplementasian model dimulai dengan mengumpulkan data menggunakan proses *crawling* data yang akan berbentuk file *csv*. Data yang dikumpulkan lalu diproses menggunakan Bahasa *Python*. Pada tahap *pre-processing*, proses selanjutnya dengan melakukan pembersihan data yang mana merupakan proses memudahkan komputer mengenali data dengan lebih mudah, yang menghasilkan hasil pelatihan yang lebih baik (Naquitasia et al., 2022). Pada *pre-processing* yang dilakukan dilalui empat tahap, antara lain (1) *normalization* untuk mengubah kata yang tidak jelas, (2) *stopword* berguna dalam menggabungkan kata penting dengan menghilangkan kata konjungsi, (3) *tokenizing* sebagai token dari kalimat yang harus dipisahkan menjadi kata dan (4) *stemming* untuk mengubah imbuhan menjadi kata dasar.

Selanjutnya, data divisualisasikan dengan bentuk diagram batang dalam mengklasifikasikan sentimen. Dan *Wordcloud* dalam menampilkan kata yang sering muncul pada tanggapan masyarakat. Data akan dipisahkan menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan rasio 80:20. Data diimplementasikan dengan algoritma *Naïve Bayes*. Model akan diprediksi untuk diklasifikasikan pada sentimen *positif* dan *negatif*. Ini akan diuji dengan membandingkan rasio dari data *training* dan data *testing*. Algoritma ini melakukan perhitungan dengan menghitung probabilitas kelas, kemudian probabilitas kasus untuk setiap kelas, dan kemudian mengalikan semua hasil dengan probabilitas kelas sebelumnya untuk menghitung persentase nilai prediksi untuk setiap kategori. Metode ini juga memperhitungkan jumlah kata yang muncul dalam laporan (Abdillah & Hasan, 2023). Lalu data akan dilakukan pengujian *Confusion Matrix* untuk mengevaluasi hasil klasifikasi sentimen pengguna platform *X* yang telah diterapkan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. *Matriks* ini membantu menilai seperti *accuracy*, *precision* dan *recall* pada model klasifikasi terhadap data *training* dan data *testing* dalam mendapatkan nilai (Normawati & Prayogi, 2021).

Data Selection

Data Selection merupakan proses dalam mengevaluasi data dengan mengekstrak kumpulan data melalui berbagai tahapan yang akan dilewati. *Data Selection* merupakan *crawling* data pada *X* dengan kata kunci “Istana Garuda IKN” dengan memasukkan *auth_token* di *Google Colab* menggunakan *Tweet Harvest* dengan format *csv*. *Google Colab* adalah lingkungan *notebook Jupyter* gratis yang berjalan sepenuhnya di *cloud* dan memungkinkan dalam menulis dan menjalankan kode, menyimpan dan membagikan analisis, dan mengakses sumber daya komputasi yang kuat dan semuanya didapatkan secara gratis dari browser (Naquitasia et al., 2022). Proses *Crawling* data ini menghasilkan sebanyak 1000 data tweet. Data akan dibersihkan dengan menghilangkan duplikat lalu menghapus karakter yang tidak berpengaruh dan mengganti semua kata menjadi huruf kecil. Pada tahapan selanjutnya data yang telah didapat akan dilabel sentimen secara manual pada file yang terdapat di *csv* untuk pengklasifikasian terhadap sentimen dalam menentukan positif atau negatif.

Pada gambar 4 merupakan hasil akhir yang telah dilalui untuk mendapatkan sentimen yang menghasilkan data bersih dari *crawling* data sebanyak 807 data. Terdapat dua kategori dalam hasil yang didapat, berupa *full_text* sebagai komentar atau tanggapan para pengguna *X* dalam menanggapi

isu Istana Garuda IKN. Dan sentimen sebagai klasifikasi dari komentar yang diberikan termasuk tanggapan yang *positif* atau *negatif*.

Preprocessing

Tahapan dalam menyiapkan kumpulan data sebelum dilatih oleh model untuk mendapatkan hasil atau akurasi yang optimal. Tahapan membersihkan data dari hal-hal yang tidak penting, seperti kata, simbol, dan angka yang tidak bermakna. Proses ini juga dapat digunakan untuk memisahkan data teks menjadi per kata, mengubah semua huruf kapital menjadi huruf kecil, dan mengubah kata imbuhan menjadi kata dasar. Proses ini dilakukan agar komputer dapat lebih mudah mengenali data, yang menghasilkan hasil pelatihan yang lebih baik (Naquitasia et al., 2022). Preprocessing ini dilalui beberapa tahap berupa,

	full_text	Sentimen
0	istana garuda di ikn menjadi simbol strategis ...	Positif
1	istana garuda ikn simbol strategis pemindahan ...	Positif
2	istana garuda di ikn menjadi simbol strategis ...	Positif
3	istana garuda ikn nusantara a thread viral d k...	Positif
4	patung garuda dengan kepala menunduk ke arah i...	Positif
...
812	presiden joko widodo jokowi memberikan nama ge...	Positif
813	serba serbi jokowi kerja perdana di istana gar...	Positif
814	presiden jokowi telah meresmikan nama utk dua ...	Positif
815	presiden jokowi meminta agar investasi di ikn ...	Positif
816	presiden joko widodo jokowi menyebut gedung ka...	Positif

807 rows × 2 columns

Gambar 4. Hasil Crawling Data

Normalization

Normalisasi teks yang digunakan bertujuan untuk mengubah kata yang disingkat menjadi kata yang dapat dipahami. Pada data Tabel 1 menjelaskan proses yang dilakukan dengan secara signifikan dalam menyederhanakan data. Penyederhanaan kata yang tidak baku dan sulit dimengerti seperti “yg” yang sebelumnya merupakan kata yang disingkat dinormalisasikan yang terdapat pada kalimat “istana garuda ikn yang berada di Kalimantan Timur kelihatan seperti kelelawar” menjadi kata baku dalam kalimat. Menurut (Liu, 2012) normalisasi sangat berpengaruh terhadap akurasi model klasifikasi karena menghindari kesalahan pemahaman akibat variasi penulisan kata. Dengan demikian, normalisasi mendukung efektivitas algoritma Naïve Bayes dalam analisis sentimen.

Tabel 1. Hasil Normalization

Normalization
istana garuda ikn yang berada di kalimantan timur kelihatan seperti kelelawar
desain pak nyoman nuarta memang keren sekali bangga banget
istana garuda ikn jadi simbol identitas bangsa indonesia
burung garuda istana ikn niatnya menampilkan kegagahan kewibawaan apa daya malah
mengundang gelak tawa
maaf banget istana ikn mirip tangan penyihir

Stopword

Stopword adalah penghapusan kata-kata umum atau mengeliminasi kata yang sering muncul dalam teks dan biasanya tidak memiliki makna. Atau menghilangkan kata-kata yang tidak berbobot. Tujuannya adalah untuk menyederhanakan data dan memfokuskan analisis hanya pada kata-kata yang mengandung informasi signifikan. Tahap ini menggabungkan kata-kata penting yang dihasilkan dari tokenisasi dengan *stoplist*, yang menghilangkan kata sambung atau konjungsi yang tidak memiliki deskripsi (Andri et al., 2021). Tabel 2 merupakan hasil dari *stopword* dengan menghilangkan kata seperti “memang”, “keren” dan “banget” pada teks “desain pak nyoman nuarta memang keren sekali bangga banget” berdasarkan proses. Tahap ini penting untuk meningkatkan kualitas representasi teks dan mengurangi gangguan dari kata tidak berbobot dalam proses klasifikasi. Dengan demikian, *stopword removal* memperkuat kinerja model *Naïve Bayes* dengan menyaring informasi yang benar-benar relevan dalam analisis sentimen.

Tabel 2. Hasil Stopword

Stopword
istana garuda ikn berada kalimantan timur kelihatan kelelawar
desain pak nyoman nuarta keren bangga
istana garuda ikn simbol identitas bangsa indonesia
burung garuda istana ikn menampilkan kegagahan kewibawaan mengundang tawa
istana garuda ikn tangan penyihir

Tokenizing

Tokenizing atau tokenisasi merupakan pemisahan kata per kata dari kalimat. Tahap ini membagi kalimat menjadi beberapa bagian yang terpisah oleh spasi dan koma seperti token dengan tujuan dari langkah ini adalah untuk menganalisis teks (Ulfah & Anam, 2020). Proses *tokenizing* dapat dilihat pada Tabel 3 yaitu hasil *Tokenizing*. Proses ini membagi-bagi kalimat yang telah dilalui proses *stopword* menjadi kata per kata, di mana hanya kata-kata penting yang dipertahankan untuk dianalisis. Proses ini menyederhanakan struktur teks dan membantu meningkatkan keakuratan model klasifikasi seperti *Naïve Bayes*, karena hanya kata-kata bermakna yang dilibatkan dalam pemodelan.

Tabel 3. Hasil Tokenizing

Tokenizing
istana, garuda, ikn, berada, kalimantan, timur, kelihatan, kelelawar
desain, pak, nyoman, nuarta, keren, bangga
istana, garuda, ikn, simbol, identitas, bangsa, indonesia
burung, garuda, istana, ikn, menampilkan, kegagahan, kewibawaan, mengundang, tawa
istana, garuda, ikn, tangan, penyihir

Stemming

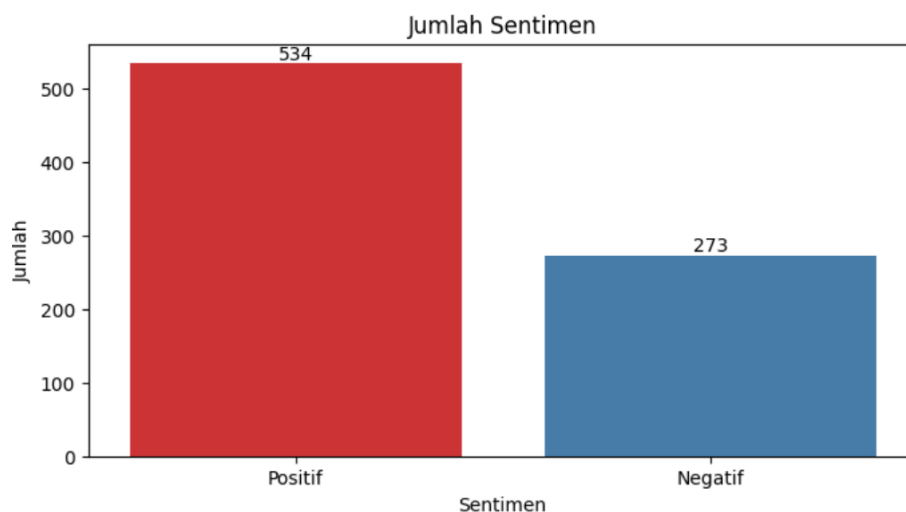
Stemming merupakan proses mengubah kata imbuhan menjadi kata dasar dengan membantu mengurangi variasi bentuk kata sehingga sistem dapat mengenali kata yang memiliki makna sama sebagai satu entitas (Hendrastuty et al., 2021). Tabel 4 menghasilkan dalam bentuk hasil dari kalimat sentimen yang sudah menjadi token. Kalimat sentimen yang terdapat kata imbuhan akan diproses menjadi kata dasar seperti di dalam kalimat sentimen yaitu kata “lihat” yang sebelumnya merupakan kata yang berimbuhan “kelihatan”. Dalam proses ini bertujuan mengurangi kompleksitas pemrosesan teks dan memperkuat efisiensi serta akurasi algoritma klasifikasi seperti *Naïve Bayes* dalam mengenali pola dan konteks kata secara lebih konsisten.

Tabel 4. Hasil Stemming

Stemming
istana, garuda, ikn, berada, kalimantan, timur, lihat, kelelawar
desain, pak, nyoman, nuarta, keren, bangga
istana, garuda, ikn, simbol, identitas, bangsa, indonesia
burung, garuda, istana, ikn, tampil, gagah, wibawa, undang, tawa
istana, garuda, ikn, tangan, penyihir

Labeling

Pada gambar 5 merupakan visualisasi dari diagram batang terhadap jumlah sentimen yang telah dilabel secara manual berdasarkan klasifikasi sentimen positif dan negatif. Grafik menunjukkan jumlah sentimen positif sebesar 534 sentimen sedangkan negatif sebesar 273 sentimen dari 807 data yang diproses. Sebesar 66.17% sentimen positif dan 33.83% sentimen negatif berdasarkan pendataan dalam mengkategorikan sentimen. Ini menunjukkan bahwa mayoritas opini atau komentar dari platform X yang dianalisis memiliki kecenderungan positif. Hal ini bisa mengindikasikan bahwa mayoritas orang memiliki persepsi yang baik terhadap subjek yang dianalisis. Maka dapat disimpulkan bahwa masyarakat mendukung pembangunan terhadap Istana Garuda IKN. Namun, adanya sentiment negatif juga menjadi hal yang tidak boleh diabaikan. Perlu dilakukan analisis lebih lanjut untuk memahami aspek-aspek yang menyebabkan sentimen negatif tersebut muncul. Yang mana tetap memerlukan perhatian pada aspek-aspek yang memicu respons negatif untuk perbaikan ke depan.



Gambar 5. Diagram Batang

Pada gambar 6 merupakan visualisasi dari *wordcloud* dalam menampilkan kata yang sering muncul pada analisis sentimen Istana Garuda IKN. *Wordcloud* menampilkan kata berdasarkan frekuensi jumlah muncul dan digunakan untuk menggambarkan distribusi frekuensi kata dalam kumpulan teks secara visual, di mana ukuran kata menunjukkan intensitas kemunculannya dalam data. *Wordcloud* dapat digunakan sebagai alat eksplorasi awal dalam analisis teks untuk mengidentifikasi kata-kata yang sering muncul dan menjadi fokus pembahasan (Heimerl et al., 2014). Dapat dilihat diantaranya “IKN” sebanyak 88 kata, “Indonesia” sebanyak 53 kata, “Jokowi” sebanyak 48 kata, “Istana” sebanyak 17 kata, dan “Garuda” sebanyak 16 kata. Kata “IKN” merujuk pada proyek strategis nasional pemindahan ibu kota dari Jakarta ke Kalimantan Timur, sedangkan kata “Istana” dan “Garuda” mengacu pada desain arsitektur istana kepresidenan yang menyerupai burung Garuda

Data Mining

Metode ini menghitung probabilitas bahwa suatu dokumen dengan kumpulan kata tertentu memiliki sentimen spesifik. *Naïve Bayes* sangat berguna dalam klasifikasi teks, termasuk analisis sentimen, di mana tujuannya adalah menentukan apakah sebuah dokumen atau teks bersifat positif dan negatif berdasarkan kata-kata yang terkandung di dalamnya (Duta et al., 2023). Data dibagi dengan proporsi data uji dan data latih dalam menerapkan model. Semakin banyak data uji yang digunakan, semakin baik metode dalam mempelajari pola data, sehingga dapat meningkatkan akurasi dalam pengujian data latih (Nugroho & Hasan, 2024). Pada tahap selanjutnya akan melalui langkah dalam menentukan hasil dari penerapan Algoritma *Naïve Bayes*. Menggunakan *CountVectorizer* dari *library sklearn* dalam melatih model seperti kode program di bawah terhadap penerapan Algoritma. Dengan metode representasi teks ke dalam bentuk numerik yang digunakan dalam tahap *preprocessing* data sebelum diklasifikasikan dengan cara menghitung frekuensi kemunculan setiap kata dalam suatu dokumen. Kemudian mengubah kumpulan teks menjadi vektor fitur (Vincent et al., 2023). Implementasi kode tersebut dapat dilihat pada Gambar 7 yang menampilkan tahapan penggunaan *CountVectorizer* dan pelatihan model *Naïve Bayes*.

```
# Inisialisasi CountVectorizer
vectorizer = CountVectorizer()

# Ubah teks menjadi vektor fitur
X_train_vectorized = vectorizer.fit_transform(X_train)
X_test_vectorized = vectorizer.transform(X_test)

# Inisialisasi Naive Bayes
nb_classifier = MultinomialNB()

# Latih model Naive Bayes
nb_classifier.fit(X_train_vectorized, y_train)
```

Gambar 7. Implementasi Algoritma *Naïve Bayes*

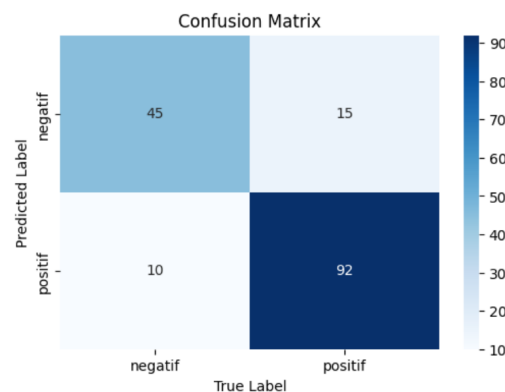
Evaluasi

Tahapan ini merupakan hasil dari pengujian menggunakan *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* digunakan dalam membandingkan ketinggian akurasi, yang didalamnya terdapat berupa informasi aktual dan nilai klasifikasi yang diprediksi dengan objek berupa benar atau salah, untuk mengevaluasi keakuratan model klasifikasi (Pravina et al., 2019). Hasil dari klasifikasi sentimen pengguna platform *X* akan diuji dengan pengujian menggunakan *Confusion Matrix*. Matriks ini membantu menilai seperti *accuracy*, *precision*, *recall* pada model klasifikasi terhadap data training dan testing yang dapat digunakan ke dalam studi analisis sentimen ini (Normawati & Prayogi, 2021). Pada Tabel 6 matriks akan membantu menilai dari hasil data *True Positive (TP)* yaitu data *positif* dengan prediksi *positif*, *False positive (FP)* merupakan data *negatif* dengan prediksi *positif*, *False negative (FN)* juga data *positif* dengan prediksi *negatif*, dan *True negative (TN)* adalah data *negatif* dengan prediksi *negatif* yang dikombinasi menggunakan Algoritma *Naïve Bayes* (Nurtikasari et al., 2022).

Tabel 6. *Confusion Matrix*

Kelas Aktual	Diprediksi Positif	Diprediksi Negatif	Keterangan
Positif	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Negative (FN)</i>	Prediksi benar dan positif / prediksi salah, seharusnya positif
Negatif	<i>False Positive (FP)</i>	<i>True Negative (TN)</i>	Prediksi salah, seharusnya negatif / prediksi benar dan negatif

Hasil perhitungan pada Gambar 8 menunjukkan analisis dari *Confusion Matrix*, yang menggambarkan hubungan antara nilai prediksi klasifikasi dan data aktual. Berdasarkan hasil tersebut, diketahui bahwa terdapat 45 tanggapan negatif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai *True Negative*, dan 92 tanggapan positif yang juga diprediksi secara tepat sebagai *True Positive*. Namun, masih terdapat kesalahan klasifikasi, yaitu sebanyak 10 tanggapan negatif yang keliru diklasifikasikan sebagai positif (*False Positive*) dan 15 tanggapan positif yang salah diprediksi sebagai negatif (*False Negative*). Temuan ini memberikan gambaran akurasi dan tingkat kesalahan dari model klasifikasi yang digunakan.



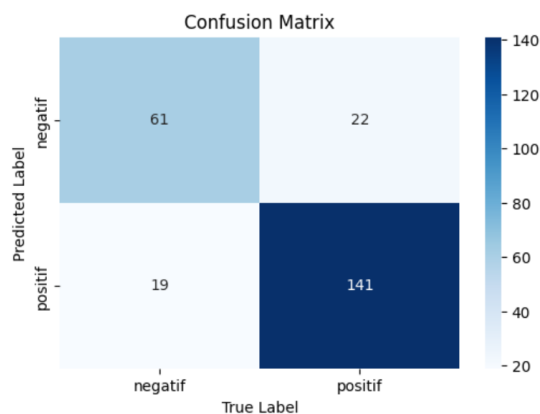
Gambar 8. Hasil *Confusion Matrix* pada Perbandingan Rasio 80:20

Akurasi model dihitung dengan menjumlahkan *True Positive* (92) dan *True Negative* (45), kemudian membaginya dengan total keseluruhan data, yaitu 92 (*True Positive*) + 45 (*True Negative*) + 15 (*False Positive*) + 10 (*False Negative*). Dari perhitungan ini, diperoleh akurasi sebesar 84.56%. Selain itu, *Precision* dihitung dengan membagi 92 *True Positive* oleh jumlah 92 *True Positive* + 15 *False Positive*, yang menghasilkan nilai 86%. Sementara itu, *Recall* diperoleh dengan membagi 92 *True Positive* oleh total 92 *True Positive* + 10 *False Negative*, sehingga hasilnya adalah 90%. Dalam konteks analisis sentimen, metrik *precision* dan *recall* sangat penting untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mendeteksi opini publik secara akurat, terutama karena klasifikasi yang salah terhadap opini negatif sebagai positif (atau sebaliknya) dapat menimbulkan interpretasi yang keliru dalam pengambilan keputusan.

Hasil perhitungan pada Gambar 9 menampilkan analisis *Confusion Matrix* yang menunjukkan hubungan antara nilai klasifikasi prediksi dengan data aktual. Berdasarkan hasil tersebut, sebanyak 61 tanggapan negatif berhasil diprediksi dengan benar sebagai *True Negative*, dan 141 tanggapan positif juga diklasifikasikan dengan tepat sebagai *True Positive*. Di sisi lain, terdapat 19 tanggapan negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif (*False Positive*), serta 22 tanggapan positif yang keliru diprediksi sebagai negatif (*False Negative*). Temuan ini menggambarkan kinerja model dalam mengenali dan membedakan antara sentimen positif dan negatif.

Akurasi model dihitung dengan menjumlahkan *True Positive* (141) dan *True Negative* (61), kemudian membaginya dengan total keseluruhan data, yaitu 141 (*True Positive*) + 61 (*True Negative*) + 19 (*False Positive*) + 22 (*False Negative*), sehingga diperoleh akurasi sebesar 83.12%. Selain itu, *Precision* dihitung dengan membagi 141 *True Positive* oleh jumlah 141 *True Positive* + 19 *False Positive*, yang menghasilkan nilai 87%. Sementara itu, *Recall* diperoleh dengan membagi 141 *True Positive* oleh total 141 *True Positive* + 22 *False Negative*, sehingga hasilnya adalah 88%. Penggunaan metrik ini penting dalam konteks analisis sentimen karena akurasi saja tidak cukup untuk mengevaluasi model secara menyeluruh, terutama ketika terdapat ketidakseimbangan data kelas. *Precision* yang tinggi menunjukkan bahwa model tidak terlalu banyak menghasilkan prediksi positif

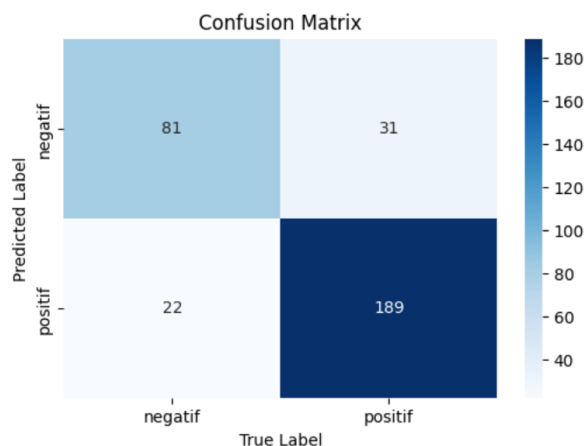
yang salah, sedangkan *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi mayoritas data yang benar-benar positif.



Gambar 9. Hasil *Confusion Matrix* pada Perbandingan Rasio 70:30

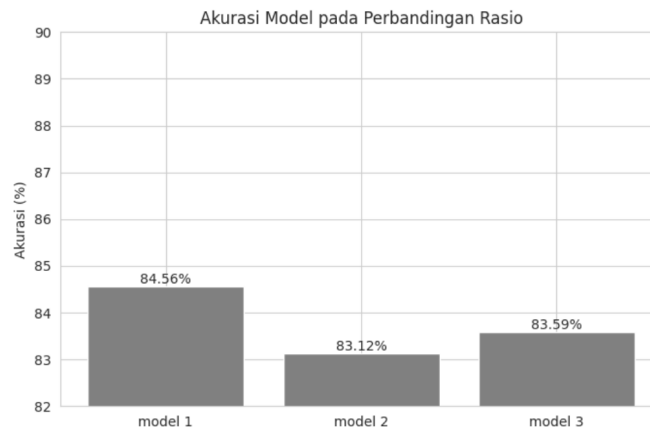
Hasil perhitungan pada Gambar 10 menampilkan analisis dari *Confusion Matrix*, yang menggambarkan performa klasifikasi model berdasarkan perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi. Dari hasil tersebut diketahui bahwa sebanyak 81 tanggapan negatif berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai *True Negative*, dan 189 tanggapan positif teridentifikasi secara akurat sebagai *True Positive*. Namun demikian, masih terdapat 22 tanggapan negatif yang keliru diprediksi sebagai positif (*False Positive*) serta 31 tanggapan positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif (*False Negative*). Akurasi model dihitung dengan menjumlahkan jumlah *True Positive* (189) dan *True Negative* (81), kemudian dibagi dengan total keseluruhan data, yaitu $189 + 81 + 22 + 31$. Berdasarkan perhitungan tersebut, diperoleh akurasi model sebesar 83,59%.

Akurasi model dihitung dengan menjumlahkan *True Positive* (189) dan *True Negative* (81), lalu membaginya dengan total keseluruhan data, yaitu 189 (*True Positive*) + 81 (*True Negative*) + 22 (*False Positive*) + 31 (*False Negative*). Dari hasil ini, diperoleh akurasi sebesar 83.59%. Selain itu, *Precision* diperoleh dengan membagi 189 *True Positive* oleh total 189 *True Positive* + 22 *False Positive*, menghasilkan nilai 86%. Sementara itu, *Recall* dihitung dengan membagi 189 *True Positive* oleh total 189 *True Positive* + 31 *False Negative*, sehingga hasilnya adalah 90%. Ketiga metrik ini memberikan gambaran menyeluruh mengenai performa model klasifikasi. Akurasi mengukur seberapa banyak prediksi yang benar secara keseluruhan, *precision* menunjukkan ketepatan model dalam mengklasifikasikan kelas positif, dan *recall* menggambarkan sejauh mana model mampu menangkap seluruh data yang benar-benar positif.



Gambar 10. Hasil *Confusion Matrix* pada Perbandingan Rasio 60:40

Hasil akurasi yang diperoleh dapat dikatakan cukup optimal dan akurat. Model dengan akurasi tertinggi adalah Model 1, yang mencapai 84.56% dengan perbandingan rasio 80:20. Selanjutnya, Model 3 memiliki akurasi sebesar 83.59%, sementara Model 2 menunjukkan akurasi terendah, yaitu 83.12%. Perhitungan akurasi ini didasarkan pada jumlah data latih dan data uji yang dibagi sesuai dengan rasio masing-masing model. Rasio yang digunakan dalam pelatihan model berpengaruh terhadap tingkat akurasi yang diperoleh, di mana model dengan lebih banyak data latih cenderung memiliki performa yang lebih baik. Perbandingan akurasi ketiga model tersebut dapat dilihat secara visual pada Gambar 11.



Gambar 11. Hasil Perbandingan Model Rasio

Meskipun hasilnya belum sepenuhnya sempurna, tingkat akurasi yang melebihi 90% menunjukkan bahwa kesalahan prediksi model relatif rendah (Kurniawan & Arie Wijaya, 2024). Selain itu, nilai *precision* sebesar 86% dan *recall* sebesar 90% mencerminkan keseimbangan yang cukup baik, yang saling mengoptimalkan dalam proses analisis sentimen. Menurut Powers (2011), keseimbangan antara *precision* dan *recall* sangat penting dalam klasifikasi sentimen untuk memastikan bahwa model tidak hanya akurat secara keseluruhan, tetapi juga efektif dalam menangani ketidakseimbangan kelas serta mengurangi risiko kesalahan tipe I dan tipe II. Dengan demikian, hasil ini mengindikasikan bahwa algoritma Naïve Bayes mampu memberikan klasifikasi sentimen yang andal dan cukup stabil dalam konteks data media sosial yang beragam.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen pengguna *X* terhadap Istana Garuda IKN secara efektif. Dari total 807 data bersih, didapatkan bahwa sentimen positif mendominasi sebesar 66,17%, sedangkan sentimen negatif sebesar 33,83%. Rasio akurasi terbaik diperoleh dari skema data latih dan data uji 80:20. Temuan ini selaras dengan penelitian oleh Naquitasia et al. (2022) yang menyatakan bahwa *Naïve Bayes* efektif digunakan dalam analisis sentimen berbasis media sosial karena kemampuannya dalam menangani data teks pendek dan informal. Dari sisi klasifikasi sentimen, hasil ini juga menguatkan temuan menurut Abdillah & Hasan (2023) yang menyatakan bahwa algoritma *Naïve Bayes* cocok untuk mengklasifikasikan opini publik terhadap isu-isu nasional. Namun, berbeda dengan beberapa studi yang menunjukkan dominasi sentimen negatif terhadap kebijakan publik, penelitian ini menemukan kecenderungan sentimen positif. Hal ini dapat disebabkan oleh narasi pembangunan dan optimisme masyarakat terhadap perpindahan ibu kota.

Lebih lanjut, performa algoritma *Naïve Bayes* dalam penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi yang cukup tinggi, serupa dengan studi (Normawati & Prayogi, 2021) yang menunjukkan bahwa algoritma ini tetap kompetitif dibandingkan algoritma lainnya dalam klasifikasi data sosial media. Keberhasilan ini juga tidak lepas dari tahapan preprocessing yang optimal, seperti *normalization*, *stopword removal*, *tokenizing*, dan *stemming* yang mampu meningkatkan kualitas input model. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memperkuat temuan sebelumnya, tetapi juga memberikan kontribusi baru dalam pemetaan opini publik terkait pembangunan Istana Garuda

IKN di media sosial X. Hal ini penting sebagai masukan bagi pemerintah dalam menilai persepsi masyarakat terhadap proyek strategis nasional.

SIMPULAN

Dalam penelitian yang telah dilakukan, pada klasifikasi sentimen pengguna X mengenai pembahasan Istana Garuda IKN dapat diimplementasikan dengan penerapan Algoritma *Naïve Bayes* melalui proses KDD. Dengan melalui tahap *Data Selection*, *Preprocessing*, *Data Mining*, dan Evaluasi. Hasil dari akurasi yang didapatkan berjumlah sebesar 84% dengan pembagian rasio 80:20 dari 807 data. Melalui visualisasi yang didapat dari diagram batang yaitu 534 sentimen positif dan 273 sentimen negatif maka hasil tersebut menunjukkan opini baik dari masyarakat terhadap pembangunan Istana Garuda IKN. Dan hasil ini bisa menjadi acuan pemerintah dalam menjaga konsistensi pengembangan dan aspek yang memicu respons negatif dalam perbaikan yang bisa ditindaklanjuti. Pada *Wordcloud* menampilkan kata berdasarkan frekuensi jumlah diantaranya IKN sebanyak 88 kata, Indonesia sebanyak 53 kata, Jokowi 48 kata, Istana sebanyak 17 kata, dan Garuda sebanyak 16 kata yang menjadi persepsi dalam diskusi sosial. Maka hasil dari analisis ini dapat disimpulkan bahwa hasil akurasi termasuk optimal dan akurat pada pengklasifikasian terhadap sentimen. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan meningkatkan jumlah data dan mengadopsi metode tambahan seperti algoritma *deep learning* (misalnya LSTM, BERT) guna memperbaiki akurasi dan ketahanan model. Implikasi penelitian ini sangat penting untuk strategi komunikasi publik pemerintah dalam memahami dan menanggapi opini masyarakat secara tepat, serta memperkuat dukungan terhadap proyek strategis nasional. Dengan demikian, pemanfaatan analisis sentimen dari media sosial dapat menjadi alat evaluasi dan monitoring yang efektif bagi pengambilan keputusan kebijakan pembangunan IKN.

REFERENSI

- Abdillah, A. R., & Hasan, F. N. (2023). Analisis sentimen terhadap kandidat calon presiden berdasarkan tweets di sosial media menggunakan Naive Bayes Classifier. *SMATIKA Jurnal*, 13(1), 117–130. <https://doi.org/10.32664/smatika.v13i01.750>
- Aisyah, N. (2024). *Istana Garuda IKN: Filosofi dan alasan dipilihnya burung Garuda sebagai desain*. detikedu. https://www.detik.com/edu/detikpedia/d-7463326/istana-garuda-ikn-filosofi-dan-alasan-dipilihnya-burung-garuda-sebagai-desain?utm_source=chatgpt.com#google_vignette
- Andri, M., Cendekia Siregar, A., & Utami, P. Y. (2021). Sistem penilaian ujian otomatis untuk soal esai menggunakan metode Vector Space Model. *Informasi Artikel*, 2(2).
- Cempaka Prima, S., Octapianus Purba, A., Yuliarta, W., & Suwarno, P. (2020). Perubahan tata kelola maritim di wilayah Kalimantan Timur sebagai ibukota baru. *Nusantara: Jurnal Ilmu Pengetahuan Sosial*, 7(3), 529–537. <https://doi.org/10.31604/jips.v7i3.2020.529-537>
- Chandra, R., Sonawane, J., & Lande, J. (2024). An analysis of vaccine-related sentiments on Twitter (X) from development to deployment of COVID-19 vaccines. *Big Data and Cognitive Computing*, 8(12), Article 186. <https://doi.org/10.3390/bdcc8120186>
- Duta Sanubari, F., Enri, U., & Singaperbangsa Karawang Abstract, U. (2023). Analisis sentimen terhadap perubahan rute KRL Commuter Jabodetabek menggunakan algoritme Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, 15, 155–163. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8206986>
- Eliane Birba, D. (2020). *A comparative study of data splitting algorithms for machine learning model selection* [Degree project in computer science and engineering].
- Hablinawati, L., & Dzikrullah, A. A. (2024). Analisis sentimen pengguna Twitter terhadap perubahan kebijakan skripsi sebagai syarat wajib kelulusan menggunakan metode Naïve Bayes Classifier.

- Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(3), 1429–1436.
<https://doi.org/10.30865/mib.v8i3.7746>
- Hamdani, R. S. (2020). Proyek lintas batas administrasi: Analisis partisipasi publik dalam proses perencanaan Ibu Kota Negara Republik Indonesia. *Journal of Regional and Rural Development Planning*, 4(1), 43–62. <https://doi.org/10.29244/jp2wd.2020.4.1.43-62>
- Han, J., Kamber, M., & Mining, D. (2006). Concepts and techniques. *Morgan kaufmann*, 340(1), 94104-103205.
- Heimerl, F., Lohmann, S., Lange, S., & Ertl, T. (2014). Word cloud explorer: Text analytics based on word clouds. In *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences* (pp. 1833–1842). <https://doi.org/10.1109/HICSS.2014.231>
- Hendrastuty, N., Rahman Isnain, A., & Yanti Rahmadhani, A. (2021). Analisis sentimen masyarakat terhadap program Kartu Prakerja pada Twitter dengan metode Support Vector Machine. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 6(3).
- Kurniawan, R., & Arie Wijaya, Y. (2024a). Analisis data sentimen ulasan pengguna aplikasi Shopee di Google Play Store dengan klasifikasi algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 6(1).
- Liu, B. (2012b). *Sentiment analysis and opinion mining*. Morgan & Claypool Publishers.
- Morstatter, F., Pfeiffer, J., Liu, H., & Carley, K. (2013). Is the sample good enough? Comparing data from Twitter's streaming API with Twitter's firehose. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media* (Vol. 7, No. 1, pp. 400–408).
- Naquitasia, R., Hatta Fudholi, D., & Iswari, L. (2022). Analisis sentimen berbasis aspek pada wisata halal dengan metode deep learning. *Jurnal Teknoinfo*, 16(2). <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/index>
- Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021a). Implementasi Naïve Bayes Classifier dan Confusion Matrix pada analisis sentimen berbasis teks pada Twitter. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 5(2).
- Nugroho, D. A., & Hasan, F. N. (2024). Analisis sentimen kegiatan pembersihan sampah pada media sosial X menggunakan SVM dan Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(2), 843. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i2.7562>
- Nurtikasari, Y., Syariful Alam, & Hermanto, T. I. (2022). Analisis sentimen opini masyarakat terhadap film pada platform Twitter menggunakan algoritma Naive Bayes. *INSOLOGI: Jurnal Sains dan Teknologi*, 1(4), 411–423. <https://doi.org/10.55123/insologi.v1i4.770>
- Oğuz, Ç., & Yağanoğlu, M. (2022). Detection of COVID-19 using deep learning techniques and classification methods. *Information Processing and Management*, 59(5), Article 103025. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2022.103025>
- Pravina, A. M., Cholissodin, I., & Adikara, P. P. (2019). Analisis sentimen tentang opini maskapai penerbangan pada dokumen Twitter menggunakan algoritme Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(3). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Puspita, M. D. (2024). Desain Istana Garuda IKN dikritik mirip kelelawar, bagaimana dengan Istana Wapres? *Tempo.co*. <https://www.tempo.co/ekonomi/desain-istana-garuda-ikn-dikritik-mirip-kelelawar-bagaimana-dengan-istana-wapres--28239>
- Qisthiano, M. R., Kurniawan, T. B., Negara, E. S., & Akbar, M. (2021). Pengembangan model untuk prediksi tingkat kelulusan mahasiswa tepat waktu dengan metode Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(3), 987. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i3.3030>
- Rahmawati, A. L. (2025). Form follows meaning: An analysis of the “Istana Garuda” design through the lens of mimesis. *Cultural Arts Research and Development*, 4(2), 10–23. <https://doi.org/10.55121/card.v4i2.216>
- Sari, R., Hayuningtyas, R. Y., & Mandiri, S. N. (2019). Penerapan algoritma Naive Bayes untuk analisis sentimen pada wisata TMII berbasis website. *IJSE: Indonesian Journal on Software Engineering*, 5(2), 51–60.

- Ridho Darman, A. D. I., Agraria dan Tata Ruang, K., Lubuk Basung, B., Agam, K., & Sumatera Barat, P. (2023). Sentimen respons Twitter terhadap persyaratan Badan Penyelenggara Jaminan Sosial Kantor Pertanahan. *Widya Bhumi*, 3(2).
- Ulfah, A. N., & Anam, M. K. (2020). Analisis sentimen hate speech pada portal berita online menggunakan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Ilmu Komputer dan Aplikasi*, 7(1), 1–10. <http://jurnal.mdp.ac.id>
- Vincent, R., Maulana, I., & Komarudin, O. (2023). Perbandingan klasifikasi Naive Bayes dan Support Vector Machine dalam analisis sentimen dengan multiclass di Twitter. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 7(4).
- Wijaya, A., Rivaldo, M., & Pribadi, M. R. (2024). Analisis sentimen terhadap aplikasi Mitra Darat menggunakan algoritma Naive Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor. *Applied Information Technology and Computer Science*, 3(1). <https://jurnal.politap.ac.id/index.php/aicoms>
- Xu, F., Pan, Z., & Xia, R. (2020). E-commerce product review sentiment classification based on a Naïve Bayes continuous learning framework. *Information Processing & Management*, 57(5), 102221. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2020.102221>