ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI AGODA DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES

Rema Sekar Nuraini 1), Dwi Krisbiantoro 2), Mohammad Imron 3), Pungkas Subarkah 4)

^{1), 2)} Sistem Informasi Universitas Amikom Purwokerto

^{3), 4)} Informatika Universitas Amikom Purwokerto
email: remasekar14@gmail.com¹⁾, dwikris@amikompurwokerto.ac.id²⁾, imron@amikompurwokerto.ac.id³⁾,
subarkah@amikompurwokerto.ac.id⁴⁾

Abstraksi

Kemajuan teknologi telah mendorong digitalisasi di berbagai sektor, termasuk e-commerce yang terus mengalami pertumbuhan pesat, khususnya di Indonesia dengan peningkatan 30,5% pada tahun 2024. Salah satu aplikasi yaiu Agoda telah diunduh lebih dari 50 juta kali sejak dirilis pada tahun 2011. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis ulasan pengguna aplikasi Agoda di Google Play Store menggunakan algoritma Naïve Bayes. Dari 7885 data ulasan yang dianalisis, ditemukan bahwa pengguna sering mengeluhkan masalah terkait pembatalan, pengembalian dana, proses pemesanan hotel, serta ketidakpuasan terhadap harga dan layanan. Hasil analisis menggunakan algoritma Naïve Bayes menunjukkan akurasi sebesar 91,9% pada skenario pembagian data 60:40 dan 50:50. Hasil ini menunjukkan efektivitas algoritma Naïve Bayes dalam menganalisis ulasan pengguna serta pentingnya pembagian data yang seimbang untuk meningkatkan akurasi model. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam mengevaluasi kualitas layanan aplikasi Agoda dan mendukung pengembangan strategi peningkatan layanan melalui analisis data ulasan pengguna.

Kata Kunci:

Akurasi model, analisis sentimen, Agoda, Naive bayes, Ulasan pengguna.

Abstract

Technological advances have driven digitalization in various sectors, including e-commerce which continues to experience rapid growth, especially in Indonesia with an increase of 30.5% by 2024. One of the applications, Agoda, has been downloaded more than 50 million times since its release in 2011. This research aims to analyze user reviews of the Agoda application on the Google Play Store using the Naïve Bayes algorithm. From the 7885 review data analyzed, it was found that users often complained about problems related to cancellations, refunds, hotel booking processes, and dissatisfaction with prices and services. The results of the analysis using the Naïve Bayes algorithm showed an accuracy of 91.9% in the 60:40 and 50:50 data sharing scenarios. These results demonstrate the effectiveness of the Naïve Bayes algorithm in analyzing user reviews as well as the importance of balanced data sharing to improve model accuracy. This research contributes to evaluating the service quality of the Agoda app and supports the development of service improvement strategies through analyzing user review data.

Keywords:

Model accuracy, sentiment analysis, Agoda, Naive bayes, User reviews.

Pendahuluan

Kemajuan teknologi menciptakan era baru di mana kecepatan dan ketepatan menjadi standar dalam bidang, termasuk e-commerce. Ecommerce memudahkan konsumen dalam memesan barang atau jasa melalui internet, memberikan keuntungan bagi pelaku bisnis dengan waktu yang efisien dan biaya promosi yang lebih rendah[1][2]. Di Indonesia, e-commerce tumbuh signifikan. Dampak positif ini juga dirasakan di sektor pariwisata dan perhotelan. Data BPS menunjukkan bahwa pada April 2024, jumlah kunjungan wisatawan mancanegara mencapai 1,07 juta, meningkat 24,85% dibandingkan 2023. Perjalanan wisatawan nasional juga meningkat sebesar 33,13%, dengan tingkat hunian hotel berbintang mencapai 47,14%[3].

Peningkatan ini mendorong penggunaan aplikasi pemesanan akomodasi seperti Agoda, Agoda, yang dirilis pada 2011, telah diunduh lebih dari 50 juta kali di Google Play Store. Aplikasi Agoda memiliki fokus utama pada pemesanan akomodasi. Aplikasi Agoda memiliki reputasi yang baik di industri perhotelan dan pariwisata, hal ini mempengaruhi kualitas ulasan yang diberikan oleh pengguna. Sejak diluncurkan pada 2011, Agoda telah menerima beragam ulasan dari pengunanya, mencerminkan berbagai pengalama yang bisa dianalisis untuk melihat tren dan perbaikan layanan dari waktu ke waktu. Ketersediaan fitur ulasan dan rating dalam memudahkan pengguna memberikan feedback. Ulasan ini tidak hanya menjadi panduan bagi calon pengguna, tetapi juga membantu pengembang meningkatkan layanan. Sebagai bagian

e-ISSN: 2715-3088

dari strategi mempertahankan daya saing, analisis sentimen terhadap ulasan pengguna Agoda menjadi penting. Analisis sentimen adalah metode *Natural Language Processing* (NLP) yang digunakan untuk memahami opini publik mengenai topik tertentu, seperti layanan atau produk. Proses ini melibatkan pengelompokan opini menjadi sentimen positif atau negatif[4][5]. Dengan semakin banyaknya ulasan, pelabelan manual menjadi sulit, sehingga metode berbasis kamus seperti *InSet Lexicon* digunakan untuk menghitung nilai sentimen[6][7].

Penelitian ini menggunakan algoritma Naïve Bayes, yang dikenal sederhana dan efektif untuk klasifikasi teks. Algoritma ini menghitung probabilitas tertinggi untuk menentukan kategori data, seperti sentimen positif atau negatif, dengan efisiensi komputasi yang baik[8].

Tinjauan Pustaka

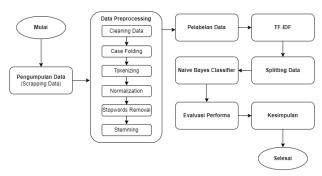
Penelitian sebelumnya mendukung relevansi Naïve Bayes dalam analisis sentimen. Penelitian yang dilakukan oleh [9] menemukan bahwa algoritma ini dapat mengklasifikasikan sentimen dengan performa berbeda pada ulasan Shopee, Tokopedia, dan Lazada. Penelitian lain oleh [10] menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) untuk menganalisis ulasan aplikasi Agoda, Mister Aladin, dan lainnya, menunjukkan bahwa Pegipegi memiliki performa terbaik. Penelitian berikutnya yang relevan dengan menggunakan ulasan penggunaan produk ponsel, hasil yang didapatkan ialah 88.93% tingkat akurasi[11]. Kemudian penelitian yang relevan menggenai ulasan pengguna aplikasi Telkomsel menggunakan algoritma naive bayes, didapatkan hasil tingkat akurasi sebesar 79%[12]. Berdasarkan uraian tersebut, analisis sentimen ulasan pengguna Agoda menjadi signifikan untuk memahami pandangan masyarakat. Penggunaan Naïve Bayes diharapkan algoritma meningkatkan akurasi klasifikasi ulasan. Informasi ini dapat digunakan untuk menjaga popularitas

Metode Penelitian

evaluasi berkelanjutan.

Penelitian ini dilaksanakan melalui serangkaian tahapan. Tahapan ini meliputi pengumpulan data, data preprocessing, pelabelan data, pembobotan TF-IDF, pembagian data, evaluasi performa Naive Bayes, hingga kesimpulan yang bertujuan untuk menghasilkan klasifikasi teks yang akurat sehingga daoat memberikan rekomendasi bagi calon pengguna dan pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi. Berikut alur penelitian yang akan dilakukan yang ada pada gambar 1.

aplikasi, meningkatkan layanan, dan melakukan



Gambar 1. Alur Penelitian

1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini diperoleh melalui teknik scrapping. Scrapping merupakan teknik yang digunakan untuk mengambil data dalam jumlah besar dari situs web dan menyimpannya dalam bentuk tabel dalam file lokal atau basis data[13]. Dalam penelitian ini ulasan penggguna diambil dari aplikasi Agoda di *Google Play Store*. Data ulasan yang diambil merupakan data tahun 2023 hingga Agustus 2024 dengan kategori data yang paling relevan dan berbahasa Indonesia.

2. Data Preprocessing

Data Preprocessing merupakan proses untuk membersihkan dan memperbaiki data guna memastikan kualitas data yang digunakan dalam penelitian[14]. Pada saat pengumpulan data, biasanya terdapat data yang tidak terstruktur dan mengandung banyak karakter. Tujuan dari tahap preprocessing yaitu untuk menghilangkan noise. Beberapa tahapan yang harus dilakukan dalam tahap prepocessing vaitu Cleaning Data, Case Folding, Tokenizing, Normalization, Stopword Removal dan Stemming.

3. Pelabelan Data

Pelabelan data dilakukan dengan pendekatan *lexicon-based*, yaitu metode analisis sentimen yang memanfaatkan kamus *lexicon*. Kamus ini berisi daftar kata yang telah diberi bobot sentimen yang digunakan sebagai acuan dalam menghitung nilai sentimen dari setiap kata[15] Proses pelabelan data dalam penelitian ini menggunakan *InSet Lexicon*, sebuah kamus lexicon dengan bahasa indonesia yang dikembangkan untuk menganalisa sentimen pada teks berbahasa Indonesia[16].

4. Splitting Data

Data ulasan dibagi menjadi dua bagian yaitu, data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk melatih algoritma Naïve Bayes dan data uji akan digunakan untuk mengevaluasi atau menguji kinerja algoritma yang telah dilatih sebelumnya.

5. Penggunaan Naive Bayes

Pada tahap ini dilakukan klasifikasi sentimen pada data ulasan yang telah melalui tahap transformation dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes. Berikut merupakan rumus dari algoritma Naïve Bayes.

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \tag{1}$$

Ketika X adalah pembuktian. H adalah hipotesis. P(H|X) adalah probabilitas bahwa hipotesis H benar untuk pembuktian X atau dengan kata lain P(H|X) merupakan probabilitas posterior H dengan syarat X. P(X|H) merupakan probabilitas posterior X dengan syarat H. P(H) adalah probabilitas prior hipotesis H, dan P(X) adalah probabilitas prior bukti X [17].

Hasil dan Pembahasan

1. Pengumpulan data

Dari hasil scrapping data, diperoleh sebanyak 7885 ulasan berbahasa Indonesia. Dataset yang diperoleh akan dikategorikan menjadi dua kelas, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif.

2. Data Preprocessing

2.1 Cleaning Data

Berdasarkan pengecekan duplikasi, tidak ditemukan data yang terduplikat. Kolom yang digunakan meliputi kolom content yang berisi ulasan pengguna. Setelah melalui tahap *cleaning* terdapat 187 baris data yang dihapus, sehingga jumlah data dari 7885 data menjadi 7695 data ulasan yang akan masuk ke proses berikutnya. Berikut ini gambar 2 merupakan kode program yang digunakan untuk melakukan proses *cleaning*. Berikut ini merupakan hasil *cleaning data*:

Tabel 1. Hasil Preprocessing Data

Tabel 1. Hasii Freprocessing Dala		
No	Sebelum	Sesudah
1	Saya sering	Saya sering
	menggunakan	menggunakan agoda
	agoda, tapi ada	tapi ada beberapa
	beberapa kali	kali masalah yang
	masalah yang	sering terjadi Sudah
	sering terjadi.	bayar tapi tiba
	Sudah bayar tapi	
	tiba2	
2	Masih ada hotel-	Masih ada hotel
	hotel yang tutup	hotel yang tutup tapi
	tapi masih	masih ditawarkan
	ditawarkan. Sangat	Sangat
	mengecewakan!!	mengecewakan
	Masih ada hotel-	
	hotel yang tutup	
	tapi masih	
	ditawarkan. Sangat	
	mengecewakan!!	
	Masih ada hotel-	
	hotel yang tutup	
	tapi masih	
	ditawarkan. Sangat	
	mengecewakan!!	
3	booking hotel tgl	booking hotel tgl
	10 jun untuk nginep	jun untuk nginep tgl
	tgl 21 jun-24 jun	jun jun
7694	Good Aplication	Good Aplication
7695	Sangat Bagus	Sangat Bagus

2.2 Case Folding

Case folding merupakan proses mengubah huruf besar menjadi huruf kecil dan menghilangkan

seluruh tanda baca pada kalimat. Berikut ini hasil pada tahap *case folding*.

e-ISSN: 2715-3088

Tabel 2. Hasil Case Folding

	Tabel 2. Hasii Case Folding		
No	Sebelum	Sesudah	
1	Saya sering	Saya sering	
	menggunakan	menggunakan agoda	
	agoda, tapi ada	tapi ada beberapa	
	beberapa kali	kali masalah yang	
	masalah yang	sering terjadi Sudah	
	sering terjadi.	bayar tapi tiba	
	Sudah bayar tapi		
	tiba2		
2	Masih ada hotel-	Masih ada hotel	
	hotel yang tutup	hotel yang tutup tapi	
	tapi masih	masih ditawarkan	
	ditawarkan. Sangat	Sangat	
	mengecewakan!!	mengecewakan	
3	booking hotel tgl	booking hotel tgl	
	10 jun untuk nginep	jun untuk nginep tgl	
	tgl 21 jun-24 jun	jun jun	
7694	Good Aplication	Good Aplication	
7695	Sangat Bagus	Sangat Bagus	

2.3 Tokenizing

Berikut merupakan hasil yang diperoleh dari proses tokenizing, maka teks ulasan akan menjadi seperti pada tabel dibawah ini:

Tabel 3. Hasil Tokenizing

Tabel 3. Hasıl Tokenizing		
No	Sebelum	Sesudah
1	Saya sering	['saya', 'sering',
	menggunakan	'menggunakan',
	agoda, tapi ada	'agoda', 'tapi', 'ada',
	beberapa kali	'beberapa', 'kali',
	masalah yang	'masalah', 'yang',
	sering terjadi.	'sering',
	Sudah bayar tapi	
	tiba2	
2	Masih ada hotel-	['masih', 'ada',
	hotel yang tutup	'hotelhotel', 'yang',
	tapi masih	'tutup', 'tapi', 'masih',
	ditawarkan. Sangat	'ditawarkan',
	mengecewakan!!	'sangat',
3	booking hotel tgl	['booking', 'hotel',
	10 jun untuk nginep	'tgl', 'jun', 'untuk',
	tgl 21 jun-24 jun	'nginep', 'tgl', 'jun',
		'jun', 'sudah',
		'bayarnamun', 'krn',
		'ada',
7694	Good Aplication	['good', 'aplication']
7695	Sangat Bagus	['sangat', 'bagus']

2.4 Normalization

Pada tabel 4 menunjukkan hasil normalization pada penelitian yang dilakukan.

	Tabel 4. Hash Tokenization		
No	Sebelum	Sesudah	
1	['saya', 'sering',	['saya', 'sering',	
	'menggunakan',	'menggunakan',	
	'agoda', 'tapi', 'ada',	'agoda', 'tapi', 'ada',	
	'beberapa', 'kali',	'beberapa', 'kali',	
		'masalah', 'yang',	
		'sering',	
2	['masih', 'ada',	['masih', 'ada',	
	'hotelhotel', 'yang',	'hotelhotel', 'yang',	
	'tutup', 'tapi',	'tutup', 'tapi', 'masih',	
	'masih',	'ditawarkan',	
	'ditawarkan',	'sangat',	
	'sangat',		
	'mengecewakan',		
	'saya', 'terlajur',		
	'booking', 'dan',		
	'bayar',		
3	['booking', 'hotel',	['booking', 'hotel',	
	'tgl', 'jun', 'untuk',	'tgl', 'jun', 'untuk',	
	'nginep', 'tgl', 'jun',	'nginep', 'tgl', 'jun',	
	'jun', 'sudah',	'jun', 'sudah',	
		'bayarnamun', 'krn',	
		'ada',	
7694	Good Aplication	['bagus', 'aplikasi']	
7695	Sangat Bagus	['sangat', 'bagus']	

3. Pelabelan Data

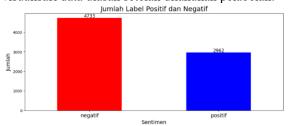
Setelah dilakukan proses preprocessing data dan memastikan data tidak memiliki missing value dan duplikasi proses selanjutnya yaitu pelabelan data. Proses pelabelan data menggunakan metode Lexicon-Based dengan menggunakan Inset Lexicon yang merupakan kamus lexicon berbahasa Indonesia yang dikembangkan untuk menganalisa sentimen pada teks berbahasa Indonesia[18]. Proses labelan data dibagi menjadi dua kelas yaitu positif dan negatif. Kriteria label positif jika ulasan mengandung pujian atau kepuasan sedangkan label negatif jika ulasan mengandung keluhan atau umpatan. Berikut ini tabel 5 adalah contoh hasil pelabelan data.

Tabel 5. Pelabelan Data

No	Ulasan	Label
NO	Ulasan	Label
1	agoda kali payment	Negatif
	batal merefund sulit	
	kali agoda tunai	
	agoda tunai	
	gunakanini sebentar	
	nya sistem gimana	
	tolong booking	
	hotel	
2	hotelhotel tutup	Negatif
	tawar kecewa lajur	
	booking payment	
	order maps review	
	tipu korban kasih	
	solusi uang kagak	
3	booking hotel	Negatif
	tanggal jun nginep	

No	Ulasan	Label
	tanggal jun jun	
	bayarnamun urus	
	laintgl aju batal	
	mesan hotel tsb	
	agoda rumit skali	
	alas mitra sedia	
	batal refunddll	
	pdhal kota tuju	
	hotel nya hotel	
	berat batal	
	informasi agoda	
	hotel saran aju batal	
	agoda aneh hotel	
	bagus cancel agoda	
7694	Bagus aplikasi	Positif
7695	Bagus	Positif

Hasil proses pelabelan data menggunakan *Inset Lexicon* diperoleh ulasan sentimen negatif sebanyak 4733 data, sentimen positif sebanyak 2962 ulasan dari total 7659 data ulasan. Gambar 2. merupakan visualisasi data ulasan setelah dilakukan pelabelan.



Gambar 2. Label Ulasan

Setelah dilakukan pelabelan data, untuk melihat kata yang sering disampaikan pengguna terhadap Aplikasi Agoda maka dibuat visualisasi word cloud. Penggunaan word cloud mempermudah visualisasi kata dengan menyajikan data teks dalam bentuk yang menarik dan informatif. Ukuran kata dalam word cloud dipengaruhi oleh frekuensi kemunculan kata dalam keseluruhan data. Semakin tinggi frekuensi suatu kata, maka ukuran kata tersebut akan semakin besar, sementara kata dengan frekuensi rendah akan ditampilkan dengan ukuran lebih kecil[19]. Berikut ini visualisasi untuk ulasan secara keseluruhan.



Gambar 3. Word Cloud Ulasan

4. Penggunaan Naive Bayes

Setelah dilakukan pelatihan dan pengujian terhadap algoritma Naïve Bayes, berikut penggunaan algoritma naive bayes dengan beberapa skenario, dibawah ini merupakan evaluasi performa naive bayes:

a. Presentase data latih 70% dan data uji 30%

Tabel 6. Confusion Matrix

Actual	Prediction	
	Negatif	Posittif
Negatif	1325	111
Posittif	80	793

Berdasarkan hasil *confusion matrix* pada tabel 6 algoritma memprediksi 1325 kasus negatif dengan benar dan 111 kasus negatif diprediksi sebagai positif. Selain itu, 80 kasus positif dipediksi sebagai negatif dan 793 kasus positif diprediksi dengan benar.

Tabel 7. Classification Report Data latih 70% dan Data Uii 30%

	Negattif	Positif
Precision	92.3%	90.8%
Recall	94.3%	87.6%
F1- Score	93.3%	89.2%
Accuracy	91.7%	

Mengacu pada hasil perhitungan serta *classification report* tabel 7 akurasi Naïve Bayes dalam melakukan prediksi berdasarkan data uji diperoleh 91.7%, dimana untuk kelas negatif nilai *precision* 92.3%, *recall* 94.3% dan *f1-score* 93.3%. Pada kelas positif nilai *precision* 90.8%, *recall* 87.6% dan *f1-score* 89.2%.

b. Presentase data latih 60% dan data uji 40%

Tabel 8. Confusion Matrix

Actual	Prediction	
	Negatif	Posittif
Negatif	1775	140
Posittif	107	1056

Berdasarkan hasil *confusion matrix* pada tabel 8 algoritma memprediksi 1775 kasus negatif dengan benar dan 140 kasus negatif diprediksi sebagai positif. Selain itu, 107 kasus positif dipediksi sebagai negatif dan 1056 kasus positif diprediksi dengan benar.

Tabel 9. Classification Report Data latih 60% dan Data Uii 40%

Bata Off 1070		
	Negattif	Positif
Precision	92.7%	90.7%
Recall	94.3%	88.2%
F1- Score	93.5%	89.5%
Accuracy	91.9%	

Mengacu pada hasil perhitungan serta classification report tabel 9 akurasi Naïve Bayes dalam melakukan prediksi berdasarkan data uji diperoleh 91.9%, dimana untuk kelas negatif nilai *precision* 92.7%, *recall* 94.3% dan *f1-score* 93.5%. Pada kelas positif

nilai precision 90.7%, recall 88.2% dan fl-score 89.5%.

c. Presentase data latih 50% dan data uji 50%

Tabel 10. Confusion Matrix

e-ISSN: 2715-3088

Actual	Prediction	
	Negatif	Posittif
Negatif	2226	172
Posittif	140	1310

Berdasarkan hasil confusion matrix pada tabel 10 algoritma memprediksi 2226 kasus negatif dengan benar dan 172 kasus negatif diprediksi sebagai positif. Selain itu, 140 kasus positif dipediksi sebagai negatif dan 1310 kasus positif diprediksi dengan benar.

Tabel 11. Classification Report Data latih 50% dan Data Uji 50%

	Negattif	Positif
Precision	92.8%	90.3%
Recall	94.1%	88.4%
F1- Score	93.5%	89.3%
Accuracy	91.9%	

Mengacu pada hasil perhitungan serta classification report tabel 11 akurasi Naïve Bayes dalam melakukan prediksi berdasarkan data uji diperoleh 91.9%, dimana untuk kelas negatif nilai precision 92.8%, recall 94.1% dan f1-score 93.5%. Pada kelas positif nilai precision 90.3%, recall 88.4% dan f1-score 89.3%.

Kesimpulan dan Saran

Analisis terhadap 7.885 ulasan pengguna Agoda di Google Play Store menunjukkan bahwa keluhan utama berkaitan dengan pembatalan, pengembalian dana, pemesanan hotel, serta ketidakpuasan terhadap harga dan layanan. Pengguna disarankan memeriksa status pembayaran dan ketentuan pembatalan, sementara pengembang perlu meningkatkan transparansi proses pembayaran, memastikan harga sesuai kualitas layanan, serta memperbaiki antarmuka aplikasi untuk meningkatkan pengalaman pengguna. Penerapan algoritma Naïve Bayes menunjukkan akurasi terbaik pada skenario pembagian data 60:40 dan 50:50, masing-masing mencapai 91,9%. Hasil ini membuktikan bahwa semakin seimbang pembagian data latih dan uji, semakin baik akurasi model. Sebagai saran, Agoda dapat menjadikan ulasan negatif sebagai bahan evaluasi, terutama dalam memperbaiki sistem refund dan pembayaran. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data dari kategori ulasan lain serta mencakup berbagai bahasa agar analisis lebih luas. Selain itu, pendekatan berbasis deep learning seperti IndoBERT atau algoritma lain seperti SVM, KNN, Decision Tree, dan Random Forest dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi dan melakukan komparasi hasil klasifikasi.

Daftar Pustaka

- [1] Yega Meliza, W. E. Widiyanti, and U. N. Khasanah, "Literature Review: Pentingnya Penerapan Etika Bisnis Islam Dalam Kegiatan Transaksi E-Commerce Pada Marketplace Shopee," *J. Manag. Innov. Entrep.*, vol. 1, no. 2, pp. 168–179, 2023.
- [2] N. I. Purnama, L. P. Putri, and R. Bahagia, "Analisis E-Commerce Dalam Membantu Penjualan UMKM di Tengah Pandemi," *Ekon. J. Ilmu Ekon. dan Stud. Pembang.*, vol. 21, no. 2, pp. 194–200, 2021.
- [3] B. P. Statistik, "Perkembangan Pariwisata April 2024," *Badan Pusat Statistik*. 2024.
- [4] P. Arsi, P. Subarkah, and B. A. Kusuma, "Analisis Sentimen Game Genshin Impact pada Play Store Menggunakan Naïve Bayes Clasifier," J. Ilm. Tek. Mesin, Elektro dan Komput., vol. 3, no. 1 SE-Articles, 2023.
- [5] S. Fauziah, D. D. Saputra, R. L. Pratiwi, and M. R. Kusumayudha, "Komparasi Metode Feature Selection Text Mining Pada Permasalahan Klasifikasi Keluhan Pelanggan Industri Telekomunikasi Menggunakan Smote Dan Naïve Bayes," *IJIS Indones. J. Inf. Syst.*, vol. 8, no. 2, p. 174, 2023.
- [6] P. Mehta and S. Pandya, "A review on sentiment analysis methodologies, practices and applications," *Int. J. Sci. Technol. Res.*, vol. 9, no. 2, pp. 601–609, 2020.
- [7] S. Mujahidin, B. Prasetio, and M. C. C. Utomo, "Implementasi Analisis Sentimen Masyarakat Mengenai Kenaikan Harga BBM Pada Komentar Youtube Dengan Metode Gaussian naïve bayes," Voteteknika (Vocational Tek. Elektron. dan Inform., vol. 10, no. 3, p. 17, 2022.
- [8] A. J. N. Kisma, P. Arsi, and P. Subarkah, "Sentiment Analysis Regarding Candidate Presidential 2024 Using Support Vector Machine Backpropagation Based," *JTAM (Jurnal Teor. dan Apl. Mat.*, vol. 8, no. 1, p. 96, 2024.
- [9] B. Z. Ramadhan, I. Riza, and I. Maulana, "Analisis Sentimen Ulasan Pada Aplikasi E-Commerce Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," J. Appl. Informatics Comput., vol. 3, no. 3, pp. 23–39, 2022.
- [10] H. F. Syawwali and R. Pradana, "ANALISIS MENGGUNAKAN SENTIMEN NAIVE BAYES MULTINOMIAL TERHADAP ISU KAESANG PANGAREP DI **MEDIA SENTIMENT** ANALYSIS USING MULTINOMIAL NAIVE BAYES ON THE ISSUE OF KAESANG PANGAREP ON SOCIAL MEDIA X," SENAFTI, vol. 3, no. September, pp. 846-855, 2024.
- [11] N. Nurfaizah and S. R. Hidayat, "Sentimen Analisis Pengguna Produk Ponsel Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 6, no. 1, pp. 10–14, 2024.
- [12] V. F. Lestari, P. Arsi, and P. Subarkah, "Sentimen Analisis Evaluasi Pengguna Aplikasi Orbit Telkomsel Pada Ulasan Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JIPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 2297–2302, 2024.
- [13] A. Z. Rizquina and C. I. Ratnasari, "Implementasi Web Scraping untuk Pengambilan Data Pada Website E-Commerce," *J. Teknol. Dan Sist. Inf.*

- Bisnis, vol. 5, no. 4, pp. 377-383, 2023.
- [14] M. K. Insan, U. Hayati, and O. Nurdiawan, "Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di Google Play menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, 2023.
- [15] M. F. N. Fathoni, E. Y. Puspaningrum, and A. N. Sihananto, "Perbandingan Performa Labeling Lexicon InSet dan VADER pada Analisa Sentimen Rohingya di Aplikasi X dengan SVM," Modem J. Inform. dan Sains Teknol., vol. 2, no. 3, pp. 62–76, 2024.
- [16] M. Undap, V. P. Rantung, and P. T. D. Rompas, "Analisis Sentimen Situs Pembajak Artikel Penelitian Menggunakan Metode Lexicon-Based," *Jointer - J. Informatics Eng.*, vol. 2, no. 02, pp. 39–46, 2021.
- [17] P. Subarkah, W. Risma, and R. Aditya, "Comparison of correlated algorithm accuracy Naive Bayes Classifier and Naive Bayes Classifier for heart failure classification," vol. 14, no. 2, pp. 120–125, 2022.
- [18] M. I. Fikri, T. S. Sabrila, and Y. Azhar, "Comparison of Naïve Bayes and Support Vector Machine Methods in Twitter Sentiment Analysis," Smatika J., vol. 10, no. 02, pp. 71–76, 2020.
- [19] D. Musfiroh, U. Khaira, P. E. P. Utomo, and T. Suratno, "Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 24–33, 2021.