

Analisis Sentimen Ulasan Kawah Ijen Menggunakan Naïve Bayes Classification dan Optimasi Oversampling

Sentiment Analysis Of Ijen Crater Reviews Using Naïve Bayes Classification And Oversampling Optimization

¹Fadhel Akhmad Hizham*, ²Hasyim Asy'ari, ³Maysas Yafi Urrochman
^{1,2,3}Informatika, Insitut Teknologi Dan Bisnis Widya Gama Lumajang
^{1,2,3}Jl. Gatot Subroto No. 4, Sukodono, Lumajang, Jawa Timur, Indonesia
*e-mail: hizhamfadhel@gmail.com

(received: 19 August 2024, revised: 27 August 2024, accepted: 5 September 2024)

Abstrak

Sentimen analisis adalah metode yang menggunakan konsep teks mining untuk mengklasifikasikan setiap kalimat atau dokumen berdasarkan polaritasnya, yang bisa bersifat positif, negatif, atau netral. Dalam konteks ini tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna terkait tempat wisata kawah ijen yang terdapat di platform google maps. Penelitian ini dilakukan dalam tiga tahapan utama : pertama, Pengumpulan Data dan Preprocessing dengan mengambil sampel data yang diperoleh dari ulasan Kawah Ijen yang terdapat pada *Google Maps*; kedua Optimasi dan Klasifikasi dengan mengubah sampel kelas minoritas menjadi hampir sama dengan kelas mayoritas dengan menduplikasi secara acak sampel kelas minoritas , ketiga, pengukuran kinerja klasifikasi dengan menggunakan *confusion matrix*. Pengujian dilakukan dengan komparasi performa antara klasifikasi NBC tanpa optimasi dan klasifikasi NBC dengan optimasi SMOTE dan ADASYN. Hasil performa menunjukkan bahwa klasifikasi NBC yang dioptimasi SMOTE memberikan peningkatan terbaik pada akurasi hingga 6,74% dibandingkan dengan performa NBC biasa dan NBC yang ditambahkan dengan ADASYN.

Kata kunci: sentimen analisis, kawah ijen, naïve bayes classification, SMOTE, ADASYN

Abstract

Sentiment analysis is a method that applies text mining concepts to provide classifications that have polarity that is positive, negative, or neutral from each sentence or document. In this context, the purpose of this research is to analyse the sentiment of user reviews related to the Ijen crater tourist attractions found on the Google Maps platform. This research is conducted in three main stages: first, Data Collection and Preprocessing by taking data samples obtained from Ijen Crater reviews contained on Google Maps; second Optimisation and Classification by changing the minority class samples to be almost equal to the majority class by randomly duplicating the minority class samples, third, classification performance measurement using confusion matrix. The test is conducted by comparing the performance between NBC classification without optimisation and NBC classification with SMOTE and ADASYN optimisation. The performance results show that SMOTE-optimised NBC classification provides the best improvement in accuracy by 6.74% compared to the performance of ordinary NBC and NBC added with ADASYN.

Keywords: *sentimen analisis, kawah ijen, naïve bayes classification, SMOTE, ADASYN*

1 Pendahuluan

Ulasan pengguna pada platform seperti Google Maps memiliki pengaruh signifikan terhadap persepsi turis [1][2][3][4]. Ulasan ini berfungsi sebagai bahan evaluasi untuk tujuan wisata dan dapat membentuk pola perilaku seseorang ketika merencanakan tur, bepergian, dan setelah bepergian [5]. Wisatawan mengandalkan ulasan ini untuk membuat keputusan tentang mengunjungi objek wisata. Isi ulasan, termasuk aspek-aspek seperti atraksi, fasilitas, akses, dan harga, dapat dianalisis untuk memahami sentimen pengunjung dan tingkat kepuasan. Ketersediaan tempat parkir, adaptasi untuk penyandang cacat, dan penyediaan informasi adalah kekhawatiran umum yang diajukan oleh

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

wisatawan pada ulasan. Selain itu, konten buatan pengguna dan kredibilitas influencer perjalanan media sosial memainkan peran penting dalam mempengaruhi niat kunjungan wisatawan Generasi Z. Secara keseluruhan, ulasan pengguna pada platform seperti Google Maps memiliki dampak besar pada persepsi turis dan proses pengambilan keputusan.

Analisis sentimen ulasan tempat wisata, seperti Kawah Ijen, penting karena membantu dalam memahami pendapat dan sentimen pengunjung terhadap tempat wisata. Analisis ini dapat memberikan wawasan berharga untuk manajemen tujuan pariwisata, memungkinkan organisasi untuk mengidentifikasi pendapat pelanggan dan membuat keputusan berdasarkan informasi untuk meningkatkan layanan dan fasilitas mereka. Tindakan ini juga membantu dalam mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan tempat-tempat wisata, memungkinkan peningkatan yang ditargetkan untuk meningkatkan kepuasan pelanggan. Selain itu, analisis sentimen dapat membantu dalam mengidentifikasi potensi masalah atau area perbaikan, memungkinkan tindakan proaktif diambil [6][7].

Metode Naïve Bayes Classifier (NBC) memainkan peran penting dalam menganalisis sentimen ulasan, yang dapat digunakan dalam berbagai domain seperti platform media sosial, pariwisata, produk kecantikan, dan ulasan film. NBC diterapkan pada kumpulan data yang terdiri dari ulasan pengguna dan digunakan untuk klasifikasi sentimen ulasan ini dengan label positif, negatif, atau netral. Metode ini menggunakan fitur yang diekstraksi dari ulasan dan menerapkan perhitungan probabilistik untuk menentukan sentimen. Tingkat akurasi yang dicapai oleh NBC dalam analisis sentimen bervariasi di berbagai studi, mulai dari 83,6% hingga 99,4%. Metode ini telah dibandingkan dengan algoritma klasifikasi lain seperti Logistic Regresi dan Support Vector Machine (SVM), dan dalam beberapa kasus, NBC telah menunjukkan kinerja yang unggul [8][9][10][11][12].

Optimalisasi oversampling SMOTE diperlukan dalam analisis sentimen ulasan tempat wisata karena membantu mengatasi masalah data yang tidak seimbang. Banyak kumpulan data ulasan tempat wisata memiliki ketidakseimbangan kelas yang signifikan, dengan mayoritas ulasan positif dan minoritas ulasan negatif. Ketidakseimbangan kelas ini dapat menyebabkan model bias yang berkinerja buruk dalam mengklasifikasikan sentimen secara akurat. SMOTE, atau Teknik Oversampling Minoritas Sintetis, adalah metode oversampling yang menghasilkan sampel sintetis dari kelas minoritas untuk menyeimbangkan dataset. Dengan membuat sampel sintetis, SMOTE membantu meningkatkan representasi kelas minoritas dan menyediakan lebih banyak data pelatihan untuk model analisis sentimen. Teknik pengoptimalan ini telah terbukti meningkatkan kinerja model analisis sentimen dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif secara akurat dalam ulasan tempat wisata [13][14][15]. Studi sebelumnya telah menerapkan metode klasifikasi dan teknik oversampling dalam konteks analisis sentimen tujuan wisata. Satu studi menganalisa performa kinerja Support Vector Machine (SVM) dan Naïve Bayes Classifier (NBC) menggunakan Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) [7]. Studi lain menggunakan metode dan algoritma Cross-Industry Standard Procedure for Data Mining (CRISP-DM) seperti K-Nearest Neighbor (k-NN), NBC, SVM, dan Decision Tree (DT) untuk mengklasifikasikan data ulasan pengunjung untuk tujuan wisata [16]. Selain itu, analisis sentimen ulasan pengunjung di tujuan wisata tertentu dilakukan menggunakan Naïve Bayes Classifier (NBC) [17]. Selanjutnya, teknik analisis sentimen diterapkan untuk menganalisis pariwisata di tujuan tertentu menggunakan model pembelajaran mendalam seperti representasi encoder dua arah dari transformer (BERT) [18]. Studi ini bertujuan untuk mengidentifikasi pendapat pelanggan, mengklasifikasikan sentimen, dan mengoptimalkan produk dan layanan di tujuan wisata.

Berdasarkan penjelasan di atas, peneliti melakukan analisis sentimen terhadap ulasan wisata Kawah Ijen dengan menerapkan klasifikasi Naïve Bayes Classifier (NBC). Rumusan masalah pada penelitian adalah untuk memahami bagaimana peran analisis sentimen untuk menganalisa ulasan wisata Kawah Ijen berdasarkan komentar pengguna di Google Maps.

2 Tinjauan Literatur

Analisis sentiment adalah cabang dari pemrosesan bahasa alami yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan opini atau sentiment dalam teks[19]. Dalam konteks ini, analisis sentimen sering digunakan untuk memahami persepsi public terhadap suatu produk, layanan atau isu tertentu [20]. Beberapa Penelitian terdahulu yang berkaitan dengan analisis sentiment

menggunakan metode NBC telah dilakukan. Misalnya, penelitian yang dilakukan oleh [21] yang berfokus ulasan salah satu aplikasi di Google Play Store, menunjukkan bahwa tingkat akurasi NBC sebesar 70%, namun dibandingkan dengan performa metode lainnya, NBC masih menunjukkan Tingkat akurasi yang rendah. Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh [22] yang mengangkat topik sentiment physical distancing pada media social twitter dengan metode NBC memperoleh Tingkat akurasi sebesar 50,26%.

Metode naïve bayes classifier juga digunakan dalam penelitian yang dilakukan oleh [23] untuk menganalisis data yang berhubungan dengan kualitas pendidikan. Hasil diperoleh bahwa kombinasi metode antara naïve bayes dan K-Means mencapai akurasi sebesar 97,44%, dalam hal ini metode naïve bayes mampu meningkatkan nilai akurasi sehingga secara keseluruhan akurasi metode yang diusulkan menjadi lebih tinggi.

Penelitian yang dilakukan oleh [24] dengan topik penelitian berfokus pada sentimen analisis terhadap kebijakan luaran kelulusan mahasiswa. Hasil diperoleh bahwa metode oversampling synthetic minority oversampling technique yang diterapkan pada penelitian ini dapat menyeimbangkan data dan meningkatkan akurasi, dimana algoritma NBC menunjukkan akurasi tertinggi dibandingkan dengan metode lain yakni tingkat akurasi 74 %, precision 74,6 %, recall 74 %, dan *F1 - score* 73,9 %.

Sementara penelitian yang dilakukan oleh [25] yang berfokus pada *resampling imbalance dataset* untuk klasifikasi komentar program MBKM. Penelitian tersebut menggunakan metode resampling *Near Miss*, *Tomek Links*, *SMOTE*, *ADASYN*, dan *Random Combination Sampling (RCS)*, sementara metode klasifikasinya yaitu *Random Forest*, *Logistic Regression*, *SVM* dan *MLP*. Hasil diperoleh yaitu model klasifikasi *SVM* dengan *SMOTE oversampling* menghasilkan kinerja terbaik dengan nilai *F-measure* sebesar 95,24%.

Penelitian lainnya yang dilakukan oleh [26] berfokus pada implementasi *ADASYN* untuk data tidak seimbang pada dataset *UNSW-NB15*. Hasil pengujian diperoleh bahwa *ADASYN* untuk penanganan *imbalanced* data pada *Binary Class* yang menggunakan metode klasifikasi *Random Forest* dan *Hyperparameter Optima* menunjukkan peningkatan performa dalam permodelan prediksi, dengan akurasi tertinggi sebesar 99,86% pada split dataset 90/10.

Pengembangan ini mengintegrasikan temuan dari berbagai penelitian, menunjukkan bagaimana metode NBC dengan optimasi *SMOTE* dan *ADASYN* digunakan dalam berbagai konteks analisis sentimen, serta menyoroti tantangan dan keberhasilan dalam meningkatkan akurasi model, sehingga penelitian ini mencoba untuk menerapkan kombinasi NBC dengan optimasi *SMOTE* dan *ADASYN* pada analisis sentimen ulasan kawah ijen, sebuah objek wisata yang masih jarang dijelajahi dalam penelitian sebelumnya. Selain itu, penelitian ini berfokus pada penanganan ketidakseimbangan data ulasan wisata yang sering kali tidak seimbang sehingga memberikan kontribusi baru dalam meningkatkan akurasi prediksi sentimen di sektor pariwisata. Penelitian ini juga memberikan wawasan unik tentang bagaimana pengunjung merespons kawah ijen, serta bagaimana kombinasi metode ini dapat digunakan untuk memahami sentimen dalam konteks wisata alam.

3 Metode Penelitian

Untuk menjawab rumusan masalah penelitian melalui 3 tahapan metode yang dapat dijelaskan sebagai berikut :



Gambar 1. Diagram alir penelitian

3.1. Pengumpulan Data dan *Preprocessing*

Penelitian ini diawali dengan mengambil sampel data yang diperoleh dari ulasan Kawah Ijen yang terdapat pada *Google Maps* API. Pengambilan dataset tersebut diperoleh menggunakan cara scrapping ulasan pada *Google Maps* API dengan mengambil skor ulasan dan komentar pengguna aplikasi.

Setelah data diperoleh, tahap selanjutnya yaitu *preprocessing data*. *Preprocessing data* untuk sentimen analisis disebut sebagai *text preprocessing*. Tahapan ini dimulai dengan *cleaning data*, yaitu penghapusan data berupa ulasan kosong yang hanya berupa skor ulasan saja tanpa komentar. Pada penelitian ini, *splitting data* dengan membagi data menjadi data *train* dan data *test* dilakukan apabila data yang melalui serangkaian proses *text preprocessing* telah selesai dan siap untuk dilakukan klasifikasi. Kemudian, dilakukan *case folding* untuk menghapus tanda baca, menghilangkan karakter non-alfabetis dan mengubah semua kalimat menjadi *lower case*. Setelah itu, dilakukan proses tokenisasi yang digunakan untuk memecah kalimat menjadi kata per kata. Kemudian, dilakukan proses *stopwords*, yaitu mengambil kata-kata penting dan menghapus kata-kata yang terlalu umum. Setelah proses *stopwords*, dilakukan proses *stemming*, yaitu mengubah kata yang memiliki imbuhan menjadi kata dasar. Proses *stopwords* dan *stemming* pada penelitian ini menggunakan *library WordNetLemmatizer, Porterstemmer, serta Lancasterstemmer* pada *Python*.

Setelah tahap *text preprocessing*, tahap berikutnya yaitu *word weighting*. Tahapan ini memberikan skor pada kemunculan kata, yang menggunakan operator *Process Document from Data* yang di dalamnya menggunakan metode *term frequency – inverse document frequency* (TF-IDF) [27]. *Term Frequency (TF)* digunakan untuk menghitung frekuensi kemunculan suatu kata dalam satu dokumen [28], sedangkan *Inverse Document Frequency (IDF)* digunakan untuk mengukur pentingnya kata tersebut dalam keseluruhan dokumen. Rumus perhitungan *TF-IDF* dapat dilihat pada Persamaan 1.

$$tf.idf(t, d, D) = (1 + \log(f_{t,d})) \left(\log \frac{N}{df_t} \right) \quad (1)$$

Keterangan:

$f_{t,d}$ = jumlah kata t pada dokumen d

N = total kuantitas dokumen dalam kumpulan dokumen

df_t = jumlah dokumen yang terdapat kata t, apabila kata tersebut bernilai tidak ada pada seluruh dokumen (0) maka nilainya adalah 1

3.2. Optimasi dan Klasifikasi

Setelah proses *word weighting* selesai, maka selanjutnya yaitu tahapan selanjutnya yaitu data yang telah diolah selanjutnya dilakukan optimasi *SMOTE Oversampling*, yang dilakukan dengan mengubah sampel kelas minoritas menjadi hampir sama dengan kelas mayoritas dengan mengcopy secara acak sampel kelas minoritas [29]. Selanjutnya, yaitu mengklasifikasi masing-masing ulasan, dengan klasifikasi sentimen positif dan negatif. Klasifikasi secara manual ditentukan dengan nilai skor ulasan yang terdapat pada *Google Maps* API. Skor ulasan yang bernilai tiga sampai lima dikategorikan sebagai sentimen positif, sementara skor yang bernilai satu maupun dua dikategorikan sebagai sentimen negatif.

Dalam pembahasan ini, uji klasifikasi diterapkan dengan memanfaatkan teknik *Naïve Bayes Classification (NBC)*. Algoritma ini menjumlahkan probabilitas dengan mengakumulasi frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset. Hal itu sama artinya dengan dalam pendekatan ini, kehadiran atau ketiadaan satu fitur dalam suatu kelas tidak mempengaruhi keberadaan fitur lainnya [30]. Rumus untuk pengklasifikasian metode *Naïve Bayes* ditunjukkan pada persamaan 2.

$$P(Y | X) = \frac{P(Y) \prod_{i=1}^q P(X_i | Y)}{P(X)} \quad (2)$$

Sementara *Naïve Bayes* menggunakan fitur kontinu (*Naïve Bayes Gaussian*) ditunjukkan pada persamaan 3

$$P(X | Y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

Keterangan:

$P(X | Y)$ = Probabilitas data dengan atribut X pada kelas Y (*posterior probability*)

$P(Y)$ = probabilitas awal kelas Y (*prior probability*)

- σ = standar deviasi
- μ = rata-rata atribut dengan fitur kontinu
- $\prod_{i=1}^q P(X_i|Y)$ = probabilitas independen kelas Y dari semua fitur dalam vektor X

Dalam proses penerapan metode *Naïve Bayes* untuk analisis sentimen, setiap dokumen direpresentasikan oleh atribut “ $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ ”, dimana X_1 adalah kata pertama, X_2 adalah kata kedua, dan seterusnya. Pada tahapan klasifikasi, terdapat sejumlah kelas yang telah ditentukan selama proses pelatihan. Proses pelatihan probabilitas kelas $P(Y_j)$ dan probabilitas kemunculan kata terhadap kelas $P(X_i | Y_j)$ dengan rumus yang ditunjukkan pada persamaan 4 dan 5 [31].

$$P(Y_j) = \frac{|docs\ j|}{|sample|} \tag{4}$$

$$P(X_i | Y_j) = \frac{n_k+1}{n+|word|} \tag{5}$$

Keterangan:

- $|docs\ j|$ = total dokumen setiap kelas j
- $|sample|$ = total semua kelas
- n_k = total frekuensi kemunculan setiap kata dalam dokumen
- n = total frekuensi kemunculan kata dari setiap kelas
- $|word|$ = total semua kosakata dari semua kelas

3.3. Kinerja Klasifikasi

Setelah metode diimplementasikan, langkah berikutnya adalah mengukur kinerja klasifikasi menerapkan confusion matrix. Berdasarkan confusion matrix, didapatkan hasil akurasi, presisi, dan recall. Akurasi mengukur keakuratan klasifikasi, yang didapatkan dari rasio data positif dan negatif yang diklasifikasikan dengan benar terhadap seluruh data. Presisi mengukur relevansi data yang ditemukan dengan informasi yang dibutuhkan, sementara recall menilai sejauh mana sistem berhasil mendapatkan kembali informasi yang relevan. *Confusion matrix* ditampilkan pada Tabel 1 [32].

Tabel 1. Confusion Matrix

		Kelas Aktual	
		True	False
Kelas Prediksi	True	TP (True Positive)	FP (False Positive)
	False	FN (False Negative)	TN (True Negative)

Keterangan:

- True Positive (TP) : Jika data yang diprediksi bernilai positif dan sesuai dengan nilai aktual (positif).
- False Positive (FP) : Jika data yang diprediksi tidak sesuai dengan nilai aktual
- False Negative (FN) : Jika yang diprediksi bernilai negatif dan aktualnya positif
- True Negative (TN) : Jika benar antara prediksi negatif dan aktualnya negatif.

Pengukuran nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F-Measure* berdasarkan confusion matrix irumuskan pada persamaan 6 sampai 9:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \tag{6}$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FP} \tag{8}$$

$$\text{F-Measure} = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \tag{9}$$

4 Hasil dan Pembahasan

4.1. Hasil Pengumpulan Data

Tahap awal sebelum mengimplementasikan metode adalah mengumpulkan data ulasan mengenai Kawah Ijen yang diperoleh dari Google Maps API. Pengumpulan data dilakukan dengan metode scraping menggunakan situs Outscraper. Dari hasil scraping, diperoleh 3.063 ulasan dengan skor yang bervariasi, mulai dari 1 hingga 5 bintang. Rinciannya, terdapat 35 ulasan bintang 1, 17 ulasan bintang 2, 64 ulasan bintang 3, 342 ulasan bintang 4, dan 2.605 ulasan bintang 5. Dalam penelitian ini, klasifikasi berdasarkan skor ulasan dibagi menjadi dua kategori: sentimen positif untuk ulasan dengan skor bintang 3 hingga 5, dan sentimen negatif untuk ulasan dengan skor bintang 1 hingga 2.

4.2. Text preprocessing

Setelah data dikumpulkan, tahapan berikutnya adalah text preprocessing. Pada tahapan ini, text preprocessing dilakukan melalui empat langkah, yaitu case folding, tokenizing, stopwords, dan stemming. Seluruh proses dilakukan menggunakan bahasa Python. Dataset diimpor menggunakan library pandas, kemudian diproses melalui serangkaian langkah preprocessing berikut:

1. Case folding: Langkah ini mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil (lowercase) dan menghapus karakter selain huruf (a-z), seperti simbol, angka, dan emoji.
2. Tokenizing: Proses ini memisahkan teks menjadi kata-kata individual.
3. Stopwords: Kata-kata umum yang tidak relevan dihapus untuk meningkatkan efisiensi analisis.
4. Stemming: Tahap ini mengelompokkan kata-kata yang memiliki akar kata dan makna sama tapi bentuknya berbeda

Karena sebagian besar ulasan menggunakan bahasa Inggris, proses stopwords dan stemming tidak menggunakan library Sastrawi untuk bahasa Indonesia, melainkan menggunakan WordNetLemmatizer, PorterStemmer, serta LancasterStemmer dari Python.

Selanjutnya yaitu pemberian bobot per kata dari dataset, yang dilakukan dengan menggunakan TF-IDF. Dari total 3.063 ulasan pada dataset yang dilakukan text preprocessing, masih ada sebanyak 7 data ulasan kosong akibat salah satu tahapan preprocessing, serta 2 data ulasan yang mencantumkan nomor telepon, sehingga demi menjaga privasi maka ulasan tersebut juga ikut dihapus. Total data yang akan digunakan sebanyak 3.054 ulasan, yang diantaranya terdapat total 58.791 kata yang diperoleh hingga tahapan stemming, dan terdapat 5.411 kata berbeda apabila kata yang terduplikasi dihilangkan. Pembobotan TF-IDF dilakukan dengan menghitung nilai TF yang diperoleh dari banyaknya kemunculan kata dari setiap ulasan. Hasil dari penghitungan nilai TF ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Penghitungan TF

Data	TF(blue)	TF(crater)	TF(fire)	TF(beautiful)	TF(view)
1	1	2	0	1	0
2	1	2	1	0	2
3	0	0	0	0	0
4	1	2	0	0	1
5	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0
7	2	0	2	0	0
8	0	0	0	1	0
9	0	0	0	0	0
10	1	4	0	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3054	0	0	0	0	0

Setelah nilai Term Frequency (TF) ditemukan, langkah selanjutnya adalah menghitung Document Frequency (DF). Nilai DF diperoleh dengan menghitung jumlah dokumen dalam dataset yang mengandung kata tersebut, di mana frekuensi kemunculannya lebih dari 0. Hasil perhitungan nilai DF dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai DF

DF(blue)	DF(crater)	DF(fire)	DF(beautiful)	DF(view)
804	663	640	606	604

Setelah menghitung nilai Document Frequency (DF), langkah berikutnya adalah menghitung Inverse Document Frequency (IDF) untuk setiap kata kunci. Nilai IDF digunakan untuk menyeimbangkan pengaruh kata yang sering muncul di seluruh dataset, dengan cara menghitung log basis 10 dari total jumlah dataset dibagi dengan nilai DF dari kata tersebut. Semakin besar nilai DF, semakin kecil nilai IDF-nya, dan sebaliknya. Berdasarkan nilai DF yang tercantum pada Tabel 7, nilai IDF dari masing-masing kata ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai IDF

IDF(blue)	IDF(crater)	IDF(fire)	IDF(beautiful)	IDF(view)
0,5796	0,6634	0,6787	0,7024	0,7038

Setelah menghitung nilai Inverse Document Frequency (IDF), langkah berikutnya adalah menghitung Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Nilai TF-IDF diperoleh dengan mengalikan nilai TF dengan nilai IDF. Sebagai contoh, untuk kata "crater" pada dataset nomor 10, nilai TF-nya adalah 4, sedangkan nilai IDF untuk kata "crater" adalah 0,6634. Maka, nilai TF-IDF untuk kata tersebut adalah $4 \times 0,6634 = 2,6536$. Hasil perhitungan TF-IDF untuk seluruh kata terdapat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Penghitungan TF-IDF

Dataset	TF-IDF (blue)	TF-IDF (crater)	TF-IDF (fire)	TF-IDF (beautiful)	TF-IDF (view)
1	0,5796	1,3268	0	0,7024	0
2	0,5796	1,3268	0,6787	0	1,4076
3	0	0	0	0	0
4	0,5796	1,3268	0	0	0,7038
5	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0
7	1,1592	0	1,3374	0	0
8	0	0	0	0,7024	0
9	0	0	0	0	0
10	0,5796	2,6536	0	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3054	0	0	0	0	0

4.3. Implementasi Klasifikasi *Naïve Bayes Classification* (NBC)

Dataset yang digunakan untuk implementasi klasifikasi terdiri dari 5.411 atribut, yang berisi kata-kata yang telah diproses melalui text preprocessing dengan nilai masing-masing atribut berdasarkan pembobotan TF-IDF. Klasifikasi dibagi menjadi dua kelas: kelas positif untuk ulasan dengan bintang 3 hingga 5 dan kelas negatif untuk ulasan dengan bintang 1 dan 2. Dalam penelitian ini, terdapat 51 ulasan dengan kelas negatif dan 3.003 ulasan kelas positif.

Implementasi klasifikasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python. Tahapan awal sebelum klasifikasi adalah mengimpor dataset yang telah disiapkan dan dikonversi ke dalam format ekstensi .csv ke dalam kode Python. Untuk mengimpor dataset, digunakan library pandas yang diimpor ke dalam kode program. Kode program untuk mengimpor dataset dapat ditemukan pada Tabel 6.

Tabel 6. Kode program impor dataset

Baris	Kode
1	<code>import pandas as pd</code>
2	<code>import numpy as np</code>
3	
4	<code>puncak = pd.read_csv("D:\dataset kawah ijen.csv")</code>
5	<code>puncak.info()</code>
6	<code>puncak</code>

Berdasarkan Tabel 6, baris 4-5 dari kode program akan menghasilkan dataset yang diimpor. Di Jupyter Notebook, dataset ditampilkan hanya untuk 60 baris (dari nomor 0 hingga 29 dan nomor 3024

hingga 3053) serta 20 kolom yang terdiri dari 19 atribut dan 1 kelas yang dinamai 'label'. Oleh karena itu, tidak seluruh isi dataset ditampilkan.

Penerapan *Naive Bayes Classification* (NBC) dilakukan dengan cara mengimport library *sklearn* pada Python dan mengimpor *GaussianNB*. Kode program untuk implementasi metode NBC terdapat pada Tabel 7.

Tabel 7. Kode program implementasi NBC

Baris	Kode
1	<code>from sklearn.model_selection import train_test_split</code>
2	<code>x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x,y, test_size = 0.4, random_state = 42)</code>
3	<code>y_test</code>
4	<code>from sklearn.naive_bayes import GaussianNB</code>
5	<code>modelNB = GaussianNB()</code>
6	<code>nbtrain = modelNB.fit(x_train, y_train)</code>
7	<code>y_pred = nbtrain.predict(x_test)</code>
8	<code>y_pred</code>
9	<code>np.array(y_test)</code>

Berdasarkan Tabel 7, pada baris 1-3 akan membagi dataset menggunakan library *sklearn.model_selection*. Perintah `test_szte` pada baris 2 artinya dataset dibagi menjadi 60% training set dan 40% test set atau 1.222 dataset akan digunakan sebagai data uji untuk implementasi metode klasifikasi NBC. Pada baris 5-7 merupakan proses implementasi pada metode klasifikasi NBC. Pada baris 9-12, program akan menampilkan kelas prediksi (`y_pred`) berdasarkan penerapan metode NBC dan kelas aktual (`y_test`) dari data test set yang dimasukkan ke dalam kode program.

Pada penelitian ini, dilakukan juga proses optimasi untuk mengatasi data tidak seimbang antara kelas mayoritas dengan data minoritas. Dari 3.054 ulasan, terdapat 3.003 ulasan yang dikategorikan kelas "sentimen positif" dan 51 ulasan yang dikategorikan kelas "sentimen negatif". Jumlah tersebut sangat tidak seimbang sehingga diperlukan optimasi. Jenis optimasi yang digunakan pada penelitian ini yaitu *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) dan *Adaptive Synthetic Sampling* (ADASYN). Kode program penambahan optimasi SMOTE dan ADASYN masing-masing terdapat pada Tabel 8 dan 9.

Tabel 8. Kode program optimasi SMOTE

Baris	Kode
1	<code>x = puncak.drop(["label"], axis=1)</code>
2	<code>x.head()</code>
3	<code>y = puncak["label"]</code>
4	<code>y.head()</code>
5	
6	<code>from imblearn.over_sampling import SMOTE</code>
7	<code>opt = SMOTE(random_state = 42)</code>
8	<code>x_res, y_res = opt.fit_resample(x, y)</code>
9	
10	<code>print("After OverSampling, counts of label '1': {}".format(sum(y_res == 1)))</code>
11	<code>print("After OverSampling, counts of label '0': {}".format(sum(y_res == 0)))</code>

Tabel 9. Kode program optimasi ADASYN

Baris	Kode
-------	------

```

1 x = puncak.drop(["label"], axis=1)
2 x.head()
3 y = puncak["label"]
4 y.head()
5
6 from imblearn.over_sampling import ADASYN
7 opt = ADASYN(random_state = 42)
8 x_res, y_res = opt.fit_resample(x, y)
9
10 print("After OverSampling, counts of label '1': {}".format(sum(y_res == 1)))
11 print("After OverSampling, counts of label '0': {}".format(sum(y_res == 0)))

```

Untuk optimasi SMOTE, lebih difokuskan pada penambahan dataset untuk kelas minoritas, sehingga untuk kelas “sentimen negatif” jumlahnya disamakan dengan kelas “sentimen positif” yaitu sama-sama berjumlah 3.003 data. Maka diperoleh total data setelah dioptimasi SMOTE sebanyak 6.006 data. Sedangkan optimasi ADASYN, proses optimasi lebih difokuskan pada bobot distribusi untuk data pada kelas minoritas, sehingga diperoleh kelas “sentimen negatif” pada penelitian ini lebih banyak daripada kelas “sentimen positif”, yaitu berjumlah 3.009 data. Maka diperoleh total data setelah dioptimasi ADASYN sebanyak 6.012 data.

4.4. Uji Performansi

Tahapan uji performansi diperlukan untuk mengevaluasi hasil klasifikasi yang diimplementasikan menggunakan Naïve Bayes Classification (NBC) melalui pemetaan pada confusion matrix. Dalam penelitian ini, uji performansi dilakukan dengan membagi dataset dalam rasio 40:60. (60% data training 40% data test), 30:70 (70% data training 30% data test), 25:75 (75% data training 25% data test), 20:80 (80% data training 20% data test), dan 10:90 (10% data training 90% data test). Kode program Python untuk membuat pemetaan *confusion matrix* terdapat pada Tabel 10.

Tabel 10. Kode program pemetaan confusion matrix

Baris	Kode
1	from sklearn.metrics import confusion_matrix
2	confusion_matrix(y_test, y_pred)
3	
4	from sklearn.metrics import classification_report
5	print(classification_report(y_test, y_pred))

Baris 1-2 berisi kode untuk memanggil library sklearn.metrics untuk membuat pemetaan *confusion matrix* berdasarkan *y_test* (kelas aktual) dan *y_pred* (kelas prediksi). Baris 4-5 berisi kode untuk membuat laporan klasifikasi yang berisi nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Pemetaan *confusion matrix* untuk masing-masing percobaan terdapat pada Tabel 11 sampai 15.

Tabel 11. Confusion matrix 40% data test

		Kelas Aktual	
		Negatif	Positif
Kelas Prediksi	Negatif	1	18
	Positif	184	1019

Tabel 12. Confusion matrix 30% data test

		Kelas Aktual	
		Negatif	Positif
Kelas Prediksi	Negatif	1	13
	Positif	142	761

Tabel 13. Confusion matrix 25% data test

		Kelas Aktual	
		Negatif	Positif

		Kelas Aktual	
		Negatif	Positif
Kelas Prediksi	Negatif	1	13
	Positif	111	639

Tabel 14. Confusion matrix 20% data test

		Kelas Aktual	
		Negatif	Positif
Kelas Prediksi	Negatif	1	13
	Positif	89	508

Tabel 15. Confusion matrix 10% data test

		Kelas Aktual	
		Negatif	Positif
Kelas Prediksi	Negatif	1	7
	Positif	44	254

Confusion matrix pada Tabel 11 sampai 15 yaitu hasil yang diperoleh untuk klasifikasi NBC saja, tanpa ditambahkan dengan optimasi SMOTE maupun ADASYN, sehingga menghasilkan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang berbeda-beda. Rincian hasil performa klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 16 sampai 19.

Tabel 16. Hasil akurasi

Persentase Data Test	Metode Klasifikasi		
	NBC	NBC + SMOTE	NBC + ADASYN
40%	83,47%	90,01%	88,40%
30%	83,10%	89,84%	88,19%
25%	83,77%	89,88%	88,56%
20%	83,31%	89,68%	89,78%
10%	83,33%	89,51%	88,37%

Tabel 17. Hasil presisi

Persentase Data Test	Metode Klasifikasi		
	NBC	NBC + SMOTE	NBC + ADASYN
40%	98,26%	100,00%	100,00%
30%	98,32%	100,00%	100,00%
25%	98,01%	100,00%	100,00%
20%	97,50%	100,00%	100,00%
10%	97,32%	100,00%	100,00%

Tabel 18. Hasil recall

Persentase Data Test	Metode Klasifikasi		
	NBC	NBC + SMOTE	NBC + ADASYN
40%	84,70%	80,57%	77,26%
30%	84,27%	80,51%	77,17%
25%	85,20%	80,26%	77,86%
20%	85,09%	79,87%	80,16%
10%	85,23%	78,72%	77,20%

Tabel 19. Hasil F1-score

Persentase	Metode Klasifikasi		
------------	--------------------	--	--

Data Test	NBC	NBC + SMOTE	NBC + ADASYN
40%	90,98%	89,24%	87,17%
30%	90,76%	89,20%	87,11%
25%	91,16%	89,04%	87,55%
20%	90,88%	88,97%	88,99%
10%	90,88%	88,09%	87,13%

Berdasarkan Tabel 16 sampai 19, terdapat peningkatan nilai akurasi dan presisi apabila klasifikasi NBC ditambahkan dengan optimasi SMOTE maupun ADASYN. Pada skor akurasi terdapat peningkatan hingga 6,74% pada pengujian NBC dan SMOTE, dan hingga 5,47% pada pengujian NBC dan ADASYN. Kemudian skor presisi terdapat peningkatan hingga 3,68% pada NBC dan SMOTE dan NBC dan ADASYN. Sementara skor recall dan F1-Score terdapat penurunan apabila dibandingkan dengan NBC biasa akibat proses optimasi yang menduplikasi data tidak seimbang pada kelas minoritas. Namun, persentase penurunan untuk NBC dan SMOTE terhadap NBC masih lebih sedikit jika dibandingkan dengan NBC dan ADASYN terhadap NBC. Oleh karena itu, dari berbagai perbandingan uji performansi, maka dapat disimpulkan bahwa penggunaan optimasi NBC dan SMOTE yang memiliki skor terbaik untuk klasifikasi sentimen analisis ulasan Kawah Ijen pada *Google Maps* API. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian terdahulu yang melakukan analisis sentimen pada berbagai bidang atau fokus, seperti pada penelitian yang menganalisis sentimen terkait dampak ekonomi akibat Covid-19 pada sosial media *Twitter* dengan metode klasifikasi NBC menghasilkan 83% akurasi [33]. Penelitian lainnya terkait analisis sentimen ulasan film *Moon Knight* yang menggunakan perbandingan metode NBC dengan SVM, dengan hasil klasifikasi NBC meraih akurasi lebih baik dari SVM dengan skor 72,38%. [34]

5 Kesimpulan

Berdasarkan hasil uji data yang dilakukan dengan tiga tahapan yang disebutkan pada metode secara keseluruhan menunjukkan bahwa terdapat peningkatan nilai akurasi dan presisi apabila klasifikasi NBC ditambahkan dengan SMOTE dan ADASYN, sedangkan pada sisi performansi penggunaan NBC dan SMOTE memiliki skor terbaik dibandingkan dengan NBC biasa dan NBC ditambah ADASYN. Keterbatasan penelitian ini bergantung pada data ulasan yang diambil dari *google maps*, yang mungkin tidak sepenuhnya mewakili keseluruhan populasi pengunjung kawah ijen sehingga untuk meningkatkan representasi dan generalisasi hasil, penelitian masa depan dapat menggunakan data ulasan pendukung dari berbagai platform lain seperti *TripAdvisor* atau media sosial sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai sentiment pengunjung terhadap Kawah Ijen.

Ucapan Terima Kasih

Peneliti mengucapkan terimakasih kepada Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, Riset dan Teknologi atas dukungan hibah penelitian yang telah diberikan melalui penelitian dosen pemula. Hibah penelitian ini memungkinkan terlaksananya penelitian dan penulisan artikel ini. Peneliti juga berterima kasih kepada Institut Teknologi dan Bisnis Widya Gama Lumajang yang telah memberikan dukungan dan bantuan selama proses selama pelaksanaan penelitian.

Referensi

- [1] C. A. Bahri and L. H. Suadaa, "Aspect-based sentiment analysis in bromo tengger semeru national park indonesia based on google maps user reviews," *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, vol. 17, no. 1, pp. 79–90, 2023.
- [2] W. Wulandari *et al.*, "Electronic Word Of Mouth On Visiting Decisions: Case Study On Google Review Lokawisata Baturraden," *Journal of Tourism, Hospitality and Travel Management*, vol. 1, no. 1, pp. 17–22, 2023.
- [3] A. Leiras and C. Eusébio, "Perceived image of accessible tourism destinations: a data mining analysis of Google Maps reviews," *Current Issues in Tourism*, pp. 1–19, 2023.

- [4] K. De Boeck, J. Verdonck, M. Willocx, J. Lapon, and V. Naessens, "Reviewing review platforms: a privacy perspective," in *Proceedings of the 17th International Conference on Availability, Reliability and Security*, 2022, pp. 1–10.
- [5] M. I. Ghaly, "The influence of user-generated content and social media travel influencers credibility on the visit intention of Generation Z," *Journal of Association of Arab Universities for Tourism and Hospitality*, vol. 24, no. 2, pp. 367–382, 2023.
- [6] A. W. Sari, T. I. Hermanto, and M. Defriani, "Sentiment Analysis Of Tourist Reviews Using K-Nearest Neighbors Algorithm And Support Vector Machine," *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika*, vol. 7, no. 3, pp. 1366–1378, 2023.
- [7] N. A. K. M. Haris, S. Mutalib, A. M. Ab Malik, S. Abdul-Rahman, and S. N. K. Kamarudin, "Sentiment classification from reviews for tourism analytics," *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, vol. 9, no. 1, pp. 108–120, 2023.
- [8] S. Saepudin, S. Widiastuti, and C. Irawan, "Sentiment Analysis of Social Media Platform Reviews Using the Naive Bayes Classifier Algorithm," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 12, no. 2, pp. 236–243, 2023.
- [9] O. Somantri, R. H. Maharrani, and S. Purwaningrum, "Coastal Sentiment Review Using Naive Bayes with Feature Selection Genetic Algorithm," *Scientific Journal of Informatics*, vol. 10, no. 3, pp. 229–238, 2023.
- [10] T. S. Rambe, M. N. S. Hasibuan, and M. H. Dar, "Sentiment Analysis of Beauty Product Applications using the Naive Bayes Method," *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika*, vol. 7, no. 2, pp. 980–989, 2023.
- [11] M. M. Aziz, M. D. Purbalaksono, and A. Adiwijaya, "Method comparison of Naive Bayes, logistic regression, and svm for analyzing movie reviews," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 4, pp. 1714–1720, 2023.
- [12] T. M. Aruna, K. Asha, G. N. Divyaraj, and P. K. Pareek, "Feature Selection Based Naive Bayes Algorithm for Twitter Sentiment Analysis," in *2022 Fourth International Conference on Emerging Research in Electronics, Computer Science and Technology (ICERECT)*, 2022, pp. 1–7.
- [13] İsmet Abacı and K. Yıldız, "SMOTE vs. KNNOR: An evaluation of oversampling techniques in machine learning," *Gümüşhane Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, vol. 13, no. 3, pp. 767–779, 2023.
- [14] F. G. Mahmud, T. I. Hermanto, and I. M. Nugroho, "Implementation of k-nearest neighbor algorithm with smote for hotel reviews sentiment analysis," *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika*, vol. 7, no. 2, pp. 595–602, 2023.
- [15] Y. Zhang, L. Deng, H. Huang, and B. Wei, "An improved SMOTE based on center offset factor and synthesis strategy for imbalanced data classification," *J Supercomput*, pp. 1–41, 2024.
- [16] Y. A. Singgalen, "Analisis Sentimen Pengunjung Pulau Komodo dan Pulau Rinca di Website Tripadvisor Berbasis CRISP-DM," *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 4, no. 2, pp. 614–625, 2023.

- [17] Y. B. P. Pamukti and M. Rahardi, "Sentiment Analysis of Bandung Tourist Destination Using Support Vector Machine and Naive Bayes Algorithm," in *2022 6th International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, 2022, pp. 391–395.
- [18] Y. A. Singgalen, "Analisis Sentimen Wisatawan Melalui Data Ulasan Candi Borobudur di Tripadvisor Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 3, pp. 1343–1352, 2022.
- [19] Q. Aini, R. R. Fauzi, and E. Khudzaeva, "Economic Impact due Covid-19 Pandemic: Sentiment Analysis on Twitter Using Naive Bayes Classifier and Support Vector Machine," *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, vol. 7, no. 3, pp. 733–741, 2023.
- [20] S. K. Wardani and Y. A. Sari, "Analisis Sentimen menggunakan Metode Naive Bayes Classifier terhadap Review Produk Perawatan Kulit Wajah menggunakan Seleksi Fitur N-gram dan Document Frequency Thresholding," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 12, 2021.
- [21] P. P. Allorerung and R. Rismayani, "Sentiment Analysis on WeTV App Reviews on Google Play Store Using NBC and SVM Algorithms," *SISTEMASI*, vol. 12, no. 2, 2023, doi: 10.32520/stmsi.v12i2.2518.
- [22] N. Hardi, Y. Alkahfi, P. Handayani, W. Gata, and M. R. Firdaus, "Analisis Sentimen Physical Distancing pada Twitter Menggunakan Text Mining dengan Algoritma Naive Bayes Classifier," *SISTEMASI*, vol. 10, no. 1, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i1.1118.
- [23] D. A. N. Wulandari, R. Annisa, and L. Yusuf, "an Educational Data Mining for Student Academic Prediction Using K-Means Clustering and Naive Bayes Classifier," *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*, 2020.
- [24] M. Rahayu, A. Luthfiarta, L. Cahyaningrum, and A. Nurfaiza Azzahra, "Pengaruh Oversampling dan Cross Validation Pada Model Machine Learning Untuk Sentimen Analisis Kebijakan Luaran Kelulusan Mahasiswa," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 8, no. 1, 2024.
- [25] A. Nurhopipah and C. Magnolia, "Perbandingan Metode Resampling pada Imbalanced Dataset untuk Klasifikasi Komentar Program Mbkm," *Jurnal Publikasi Ilmu Komputer dan Multimedia*, vol. 2, no. 1, pp. 9–22, Jan. 2023, doi: 10.55606/jupikom.v2i1.862.
- [26] J. Al Amien, Yoze Rizki, and Mukhlis Ali Rahman Nasution, "Implementasi Adasyn Untuk Imbalance Data Pada Dataset UNSW-NB15 Adasyn Implementation For Data Imbalance on UNSW-NB15 Dataset," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 3, no. 3, pp. 242–248, Dec. 2022, doi: 10.37859/coscitech.v3i3.4339.
- [27] N. L. W. S. R. Ginantra, C. P. Yanti, G. D. Prasetya, I. B. G. Sarasvananda, and I. K. A. G. Wiguna, "Analisis Sentimen Ulasan Villa di Ubud Menggunakan Metode Naive Bayes, Decision Tree, dan K-NN," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika: JANAPATI*, vol. 11, no. 3, pp. 205–215, 2022.
- [28] C. Manning, P. Raghavan, and H. Schutze, "Term weighting, and the vector space model," *Introduction to information retrieval*, pp. 109–133, 2008.
- [29] H. He, W. Zhang, and S. Zhang, "A novel ensemble method for credit scoring: Adaption of different imbalance ratios," *Expert Syst Appl*, vol. 98, pp. 105–117, 2018.

- [30] B. Krithiga, P. Sabari, I. Jayasri, and I. Anjali, "Early detection of coronary heart disease by using naive bayes algorithm," in *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, p. 12040.
- [31] F. A. Hizham, C. Kartika Murni, and M. Qori'atunnadyah, "Uji Klasifikasi Algoritma Naive Bayes Classification dalam Analisis Sentimen Ulasan Puncak B29 Lumajang," *Jurnal Ilmiah Komputer*, vol. 20, no. 1, pp. 361–370, 2024.
- [32] M. K. Malik, S. Wahyuni, and J. Widodo, "Sistem bagi hasil petani penyakap di desa krai kecamatan yosowilangun kabupaten lumajang," *Jurnal Pendidikan Ekonomi: Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan, Ilmu Ekonomi Dan Ilmu Sosial*, vol. 12, no. 1, pp. 26–32, 2018.
- [33] Q. Aini, R. R. Fauzi, and E. Khudzaeva, "Economic Impact Due Covid-19 Pandemic: Sentiment Analysis on Twitter Using Naive Bayes Classifier and Support Vector Machine," *International Journal on Informatics Visualization*, vol. 7, no. 3, 2023, doi: 10.30630/joiv.7.3.1474.
- [34] A. A. Ajhari, "The Comparison of Sentiment Analysis of Moon Knight Movie Reviews between Multinomial Naive Bayes and Support Vector Machine," *Applied Information System and Management (AISM)*, vol. 6, no. 1, 2023, doi: 10.15408/aism.v6i1.26045.