

Analisis Sentimen Ulasan Pengunjung Objek Wisata Gunung Bromo pada Situs Tripadvisor

Amalia Anjani Arifiyanti, Mochammad Fuad Pandji Fikri, Bagus Utomo

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur Universitas Lampung
Surabaya, Indonesia

amalia_anjani.fik@upnjatim.ac.id, f.panji29@gmail.com, bagusutomo144@gmail.com

Abstract-Currently, tourists can submit reviews about their travel experiences through various platforms. These tourist reviews can influence and consider other potential tourists who will visit these attractions. One of the popular travel platforms is TripAdvisor. Reviews on this platform regarding Mount Bromo tourism objects are analyzed further so that the tourism object managers can get information that can be used as the basis for developing the tourism objects they manage. Sentiment analysis with a classification approach with a supervised learning algorithm can be used as a method to explore tourist sentiment which is positive or negative sentiment. Of the three classification algorithms tested in this study, the Decision Tree algorithm has the highest accuracy rate of 91%, followed by Naïve Bayes and Logistic Regression, each with 88%. The precision, recall, and f1-measure levels for the Decision Tree are 0.95, 0.62, and 0.68, respectively. From the results obtained, the performance of the classification model needs to be improved because the classification model tends to predict positive sentiment class.

Keywords: Sentiment Analysis, Decision Tree, TripAdvisor, Tourism, Review, Text Mining

Abstrak-Saat ini para wisatawan dapat menyampaikan ulasan mengenai pengalaman wisatanya melalui berbagai platform. Ulasan wisatawan ini dapat mempengaruhi dan memberikan pertimbangan bagi para calon wisatawan lain yang akan mengunjungi obyek wisata tersebut. Salah satu platform wisata yang populer adalah TripAdvisor. Ulasan pada platform ini mengenai obyek wisata Gunung Bromo dianalisis lebih jauh sehingga pihak pengelola obyek wisata dapat mendapatkan informasi yang dapat digunakan sebagai dasar pengembangan obyek wisata yang dikelolanya. Analisis sentimen dengan pendekatan klasifikasi dengan algoritma supervised learning dapat digunakan sebagai salah satu metode untuk menggali sentimen wisatawan yaitu positif atau negatif. Dari tiga algoritma pengklasifikasi yang diuji pada penelitian ini, tingkat akurasi tertinggi model klasifikasi dihasilkan oleh algoritma Decision Tree sebesar 91% dan diikuti oleh Naïve Bayes dan Logistic Regression yang masing-masingnya 88%. Tingkat precision, recall, dan f1-measure untuk Decision Tree masing-masingnya sebesar 0,95 , 0,62 , dan 0,68. Dari hasil yang didapatkan, model klasifikasi perlu ditingkatkan performanya karena model klasifikasi memiliki kecenderungan prediksi ke kelas sentimen positif.

Kata Kunci: Analisis Sentiment, Decision Tree, TripAdvisor, Pariwisata, Ulasan, Text Mining

1. Pendahuluan

Teknologi informasi saat ini telah dimanfaatkan dalam berbagai sektor salah satunya adalah pariwisata. Teknologi informasi berperan penting dalam kemajuan sektor pariwisata dengan menawarkan kemudahan akses informasi, kemudahan layanan bagi para wisatawan, dan aspek-aspek lainnya yang dapat memberikan manfaat bagi para wisatawan [1]. Wisatawan saat ini dengan mudah mencari referensi mengenai obyek wisata melalui berbagai platform salah satunya TripAdvisor. Para calon wisatawan dapat mencari tahu referensi obyek wisata berdasarkan pengalaman wisatawan yang telah mengunjungi obyek wisata tersebut melalui unggahan ulasan dari para wisatawan tersebut [2].

Obyek wisata Gunung Bromo merupakan salah satu tujuan wisata yang terkenal baik bagi wisatawan domestik maupun asing. Pengembangan dan peningkatan layanan bagi wisatawan terus dilakukan oleh penyelenggara tempat wisata. Informasi yang didapatkan dari timbal balik wisatawan yang mengunjungi obyek wisata tersebut dapat menjadi masukan bagi peningkatan layanan dan pengembangan obyek wisata. Informasi ini dapat didapatkan melalui ulasan-ulasan yang diunggah oleh para wisatawan melalui platform TripAdvisor [3] mengenai obyek wisata Gunung Bromo. Ulasan pada TripAdvisor ini dapat memberikan informasi berharga karena platform ini merupakan platform yang populer secara global dalam

Vol.13 no.1 | Juni 2022

EXPLORE : ISSN: 2087-2062, Online ISSN: 2686-181X / DOI: <http://dx.doi.org/10.36448/jsit.v13i1.2539>



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

memberikan ulasan dan rekomendasi mengenai kepariwisataan.

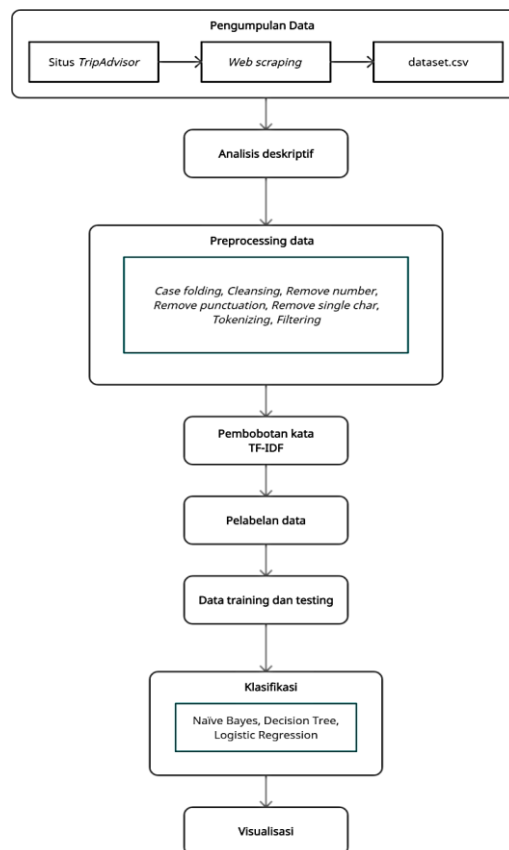
Penggalan informasi mengenai sentimen wisatawan terhadap Gunung Bromo dilakukan dengan metode analisis sentimen. Analisis sentimen ini akan menggali sentimen positif maupun negatif. Supervised learning [4] akan digunakan untuk mendukung proses analisis sentimen. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah Decision Tree [5], Naïve Bayes [6]–[8], dan

Logistic Regression [9] yang merupakan beberapa algoritma pengklasifikasi yang sering digunakan dalam pembuatan model klasifikasi. Selain itu, eksplorasi data ulasan dapat melengkapi hasil analisis sentimen yang telah dilakukan seperti rata-rata rating yang diberikan wisatawan dan kata-kata yang muncul pada setiap sentimen. Dari hasil ini, diharapkan pengelola obyek wisata dapat mendapatkan informasi yang dibutuhkan untuk mengembangkan obyek wisata Gunung Bromo.

2. Metodologi

Alur tahap penelitian yang digunakan dalam melakukan analisis sentimen dengan pendekatan machine

learning yang dilaksanakan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan data ulasan pengunjung lokasi wisata Gunung Bromo pada situs TripAdvisor. Data dikumpulkan dengan menggunakan metode *scraping* situs TripAdvisor yaitu <https://www.tripadvisor.com/>. Atribut yang dikumpulkan adalah user, tanggal, rating, dan review. Total data yang dikumpulkan sebanyak 500 ulasan mengenai obyek wisata Gunung Bromo.

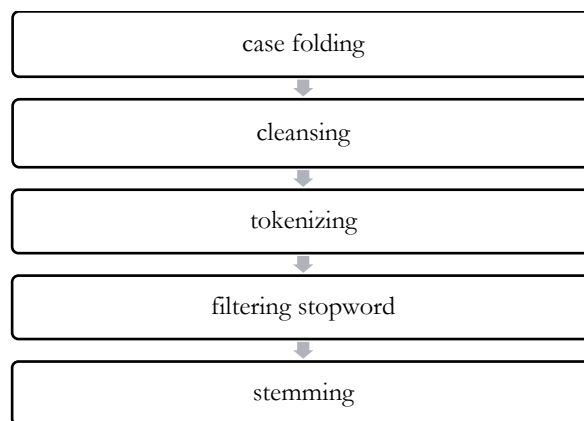
A. Analisis Deskriptif

Tahap ini bertujuan untuk memberikan gambaran umum mengenai penilaian dari para pengunjung obyek wisata Gunung Bromo.

B. Pra-Proses Data

Tahap pra-proses data text melibatkan pengolahan teks untuk mengeliminasi fitur-fitur yang tidak digunakan. Tahapan pra-proses data teks yang digunakan dapat dilihat pada gambar 2.





Gambar 2. Tahap Pra-Proses Teks

1. Case Folding

Pada tahap ini dilakukan perubahan semua huruf menjadi huruf kecil (*lower text*). Hal ini dikarenakan huruf kapital dan non-kapital atau huruf kecil akan dianggap fitur yang berbeda.

2. Cleansing

Tahap ini digunakan untuk membersihkan data teks dari karakter non-huruf (tanda baca dan angka), URL, dan single character. Hal ini dilakukan karena karakter non-huruf, tanda baca, URL, dan single character bukan merupakan fitur penting bahkan dianggap tidak bermakna. Jika dibiarkan, maka hal-hal tersebut akan diubah menjadi fitur yang digunakan dalam pemodelan, yang akhirnya berdampak pada hasil evaluasi performa model.

3. Tokenizing

Pada tahap ini dilakukan proses *tokenizing* yaitu pemotongan teks menjadi potongan-potongan token atau fitur. *Tokenizing* pada penelitian ini menggunakan spasi, sehingga teks dipecah berdasarkan spasi. Tahap ini diperlukan agar mempermudah proses pada tahap selanjutnya.

4. Filtering Stopwords

Jika stopwords tidak dihapus maka dapat memperbanyak fitur yang tidak bermakna dan dapat mengakibatkan penurunan performa model yang dihasilkan. Penghapusan stopwords ini dilakukan dengan memanfaatkan library NLTK. Library tersebut memiliki 758 kata stopwords. Oleh karenanya, ditambahkan daftar stopwords bahasa Indonesia berdasarkan daftar stopwords <https://github.com/masdevid/ID-Stopwords> [10].

5. Stemming

Tahap ini digunakan untuk mengubah kata menjadi bentuk kata dasarnya. Hal ini dilakukan untuk karena kata yang seharusnya memiliki kata dasar sama namun memiliki imbuhan dianggap dua kata yang berbeda. Oleh karenanya, proses ini dilakukan untuk mengurangi jumlah fitur.

C. Pembobotan TF-IDF

Pembobotan TF-IDF ini dilakukan untuk memberikan bobot untuk setiap fitur. Karena setiap fitur memiliki tingkat relevansi dan kepentingan yang berbeda maka setiap fitur diberikan nilai bobot. Pembobotan fitur pada penelitian ini menggunakan TF-IDF yang merupakan salah satu metode tradisional yang banyak digunakan dalam pembobotan fitur pada dokumen teks.

D. Pelabelan Data

Kelas sentimen yang digunakan pada penelitian ini adalah positif dan negatif. Untuk pelabelan data yang digunakan untuk pembentukan model klasifikasi, ditentukan dengan menggunakan library VADER (Valence Aware Dictionary for Sentiment Reasoning). Library ini dapat menentukan sentimen dari suatu teks berdasarkan sensitifitas terhadap polaritas sentimen positif atau negatif dan intensitas terhadap emosi [11], [12]. VADERS akan menghitung nilai sentimen dari teks. Jika nilai dibawah 0 maka dinyatakan sebagai kelas sentimen negatif, sedangkan jika nilai sentimen diatas 0 maka dinyatakan sebagai kelas sentimen positif.

E. Pembagian Data

Pembuatan model klasifikasi ini menggunakan metode pembagian data hold-out dengan proporsi 80% data latihan dan 20% data uji. Sehingga total data latihan sebanyak 400 baris data dan data uji sebanyak 100 baris data. Pembagian data latihan dan uji ini dilakukan secara random.

F. Klasifikasi dan Visualisasi

Algoritma *machine learning* yang digunakan pada penelitian ini bersifat *supervised learning*. Dipilih tiga algoritma machine learning yang sering digunakan untuk klasifikasi yaitu Naïve Bayes, Decision Tree, dan Logistic Regression. Metode evaluasi model klasifikasi yang digunakan adalah *confusion matrix*.

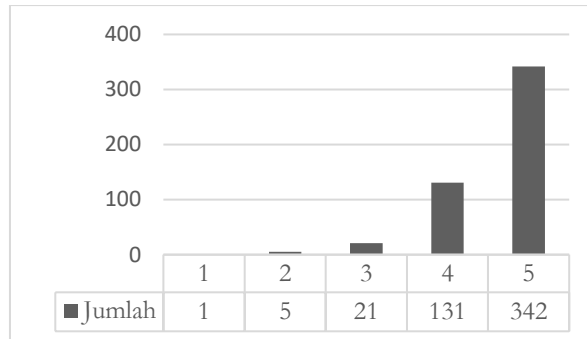
Hasil dataset yang berhasil dikumpulkan dan lolos tahapan pra-proses divisualisasikan fiturnya untuk setiap kelas sentimen. Dari hasil visualisasi itu, dapat diketahui kata apa yang sering muncul pada setiap kelas sentimen



3. Hasil dan Pembahasan

Data ulasan TripAdvisor mengenai obyek wisata Gunung Bromo yang berhasil dikumpulkan sebanyak 500 baris data. Dengan rentang rating yang berhasil

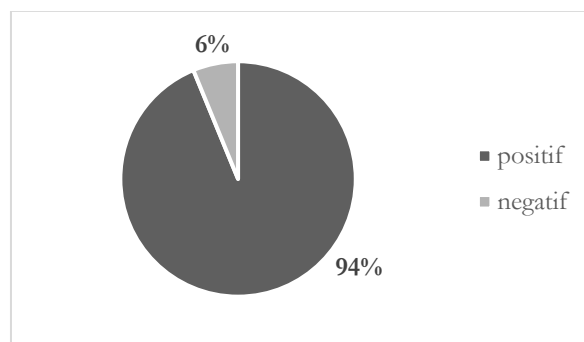
dikumpulkan mulai dari rating 1 hingga 5. Jumlah sebaran masing-masing rating dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Jumlah Sebaran Data Berdasarkan Rating

Data yang dikumpulkan tersebut, dilabel kelas sentimennya untuk pembuatan model klasifikasi dengan library VADER. Hasilnya total kelas sentimen positif 469

baris data sedangkan total kelas sentimen negatif sebanyak 31 baris data. Proporsi kelas dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Proporsi Kelas

Hasil evaluasi dari model klasifikasi yang dihasilkan oleh Naïve bayes, Decision Tree, dan Logistic Regression dapat dilihat pada tabel 1 dan Dari tabel 1 tersebut model

dari pengklasifikasi decision tree memiliki hasil terbaik. Confusion matrix dari algoritma pengklasifikasi Decision Tree dapat dilihat pada tabel 2 berikut ini.

Tabel 1 Perbandingan Akurasi

Algoritma Pengklasifikasi	Akurasi Model
Naïve Bayes	88%
Decision Tree	91%
Logistic Regression	88%

Tabel 2 Confusion Matrix

Aktual	Prediksi	
	Negatif	Positif
Negatif	3	9
Positif	0	88

Berdasarkan pembagian data, total data uji sebanyak 100 baris data. Dari 100 baris data tersebut, untuk kelas sentimen positif 88 data diprediksi benar dan tidak ada

data yang salah prediksi. Untuk kelas sentimen negatif, hanya 3 data yang akurat prediksinya sedangkan 9 data



salah prediksi. Sedangkan jika dihitung presisi, recall, dan f1-score hasilnya 95%, 62%, dan 68%.

Dari hasil pada tabel 2 dapat dinyatakan bahwa model tersebut memprediksi akurat kelas sentimen positif sebesar 100% sedangkan prediksi akurat kelas sentimen negatif hanya sebesar 25%. Sehingga bisa dinyatakan bahwa model klasifikasi ini memiliki kecenderungan prediksi ke kelas sentimen positif. Sedangkan jika dilihat pada tabel 1, tingkat akurasi model sangatlah tinggi sehingga bisa dinyatakan bahwa model ini meskipun

memiliki akurasi tinggi namun memiliki kemampuan rendah dalam prediksi sentimen negatif. Hal ini dimungkinkan terjadi karena proporsi jumlah data dari masing-masing kelas sentimen tidak berimbang. Untuk mengatasinya perlu dilakukan penyeimbangan kelas dengan metode penyeimbangan kelas [13] atau penambahan data pada kelas yang jumlah datanya sedikit.

Dengan ketidakseimbangan kelas ini, maka perlu diperhatikan nilai precision, recall, dan f-measure [14] yang dapat dilihat pada tabel 3 berikut ini.

Tabel 3 Nilai Evaluasi Precision, Recall, dan F1

Pengukuran	Nilai Kelas Sentimen Negatif	Nilai Kelas Sentimen Positif	Nilai Rata-Rata
Precision	1	0,91	0,95
Recall	0,25	1	0,62
F1-measure	0,40	0,95	0,68

Pada tabel 3, diketahui bahwa model ini memiliki tingkat presisi yang baik, namun sayangnya nilai recall-nya rendah. Hal ini berbeda dengan kelas sentimen positif yang nilai precision dan recallnya tinggi. Dengan nilai rata-rata precision model yang baik namun recall model masih diangka kisaran 0,62 yang dinilai cukup. Pada model klasifikasi ini, diharapkan bahwa prediksi kedua kelas dianggap sama penting maka nilai f1-measure dapat digunakan sebagai pertimbangan utama. Nilai F1-measure dari model klasifikasi ini rata-ratanya sebesar 0,68. Dari hasil tersebut dapat dinyatakan bahwa model ini cukup untuk prediksi data baru, hanya saja perlu dipertimbangkan bahwa model klasifikasi ini memiliki kecenderungan prediksi ke kelas sentimen positif.

Hasil visualisasi frekuensi kata/fitur dari masing-masing kelas sentimen dapat dilihat pada gambar 5 dan 6. Gambar 5 menggambarkan kata yang muncul berdasarkan frekuensi pada kelas sentimen positif. Sedangkan gambar 6 menggambarkan kata yang muncul berdasarkan frekuensi pada kelas sentimen negatif.

Jika dilihat pada gambar 5, kata/fitur yang paling sering muncul sangat terkait dengan obyek wisata gunung bromo seperti 'bromo', 'puncak', 'sunrise', dan lainnya. Hasil ini juga muncul pada gambar 6, dan bahkan kata 'indah' yang merupakan representasi dari kelas sentimen positif juga muncul cukup tinggi pada kelas sentimen negatif.



Gambar 5. Wordcloud Sentimen Positif



Gambar 6. Wordcloud Sentimen Negatif

Dari hasil ini dapat dinyatakan bahwa data yang didapatkan untuk setiap kelas sentimen perlu ditambah dan dipilih data yang representatif untuk setiap kelas sentimennya. Jika data ditambah dengan data yang representatif, maka diharapkan fitur yang muncul pada setiap kelas sentimen benar-benar mewakili kelas sentimen tersebut.



4. Kesimpulan

Obyek wisata Gunung Bromo merupakan obyek wisata yang cukup direkomendasikan oleh para wisatawan. Hal ini cukup dibuktikan dengan tingginya jumlah ulasan pada platform wisata TripAdvisor dengan jumlah rating 4 dan 5 yang jumlahnya tinggi dibandingkan rating 1 dan 2. Selain itu, hasil pelabelan sentimen oleh library VADER juga menghasilkan data ulasan sentimen positif yang sangat tinggi dibandingkan data ulasan pada sentimen negatif.

Namun ketidak seimbangan jumlah data pada masing-masing kelas yang digunakan untuk pembuatan model klasifikasi mengakibatkan model klasifikasi kurang baik dalam prediksi data baru. Meskipun tingkat akurasi model klasifikasi yang dihasilkan oleh Decision Tree sangatlah tinggi namun dikarenakan kelas tidak seimbang maka perlu dilakukan analisis evaluasi precision, recall, dan f1-measure. Dari hasil analisis precision, recall, dan f1-measure, model klasifikasi yang dihasilkan oleh decision

tree memiliki kecenderungan prediksi ke kelas mayoritas yaitu kelas sentimen positif.

Untuk mengatasi dan meningkatkan performa model maka disarankan untuk menambahkan data pada kelas sentimen negatif yang merupakan kelas minoritas sebagai salah satu cara untuk menyeimbangkan kelas. Selain menambahkan data baru, data baru tersebut sebaiknya representatif terhadap kelas sentimennya. Hal ini terlihat pada visualisasi wordcloud yang fitur pada kelas sentimen negatif tidak mewakili sentimen negatif. Penyeimbangan kelas dapat juga dengan menggunakan metode penyeimbangan kelas seperti SMOTE. Selain itu, perlu juga ditambahkan metode pemilihan fitur sebelum tahap pemodelan klasifikasi, sehingga fitur yang digunakan pada tahap pemodelan klasifikasi merupakan fitur yang representatif terhadap kelasnya.

5. Daftar Pustaka

- [1] Z. Xiang, "From digitization to the age of acceleration: On information technology and tourism," *Tourism Management Perspectives*, vol. 25, pp. 147–150, Jan. 2018, doi: 10.1016/J.TMP.2017.11.023.
- [2] J. Miguéns, R. Baggio, and C. Costa, "Social media and Tourism Destinations: TripAdvisor Case Study," *Advances in tourism research*, vol. 26, no. 28, pp. 1–6, 2008.
- [3] V. Taecharungroj and B. Mathayomchan, "Analysing TripAdvisor reviews of tourist attractions in Phuket, Thailand," *Tourism Management*, vol. 75, pp. 550–568, Dec. 2019, doi: 10.1016/J.TOURMAN.2019.06.020.
- [4] H. B. Assyafah and D. T. Yulianti, "Analisis Dataset menggunakan Sentiment Analysis (Studi Kasus Pada Tripadvisor)," *STRATEGI*, vol. 3, no. 2, pp. 320–331.
- [5] S. K. Wardani and Y. Ruldeviyani, "Sentiment Analysis of Visitor Reviews on Hotel in West Sumatera," *Proceedings - IWBI 2021: 6th International Workshop on Big Data and Information Security*, pp. 1–8, 2021, doi: 10.1109/IWBI53353.2021.9631859.
- [6] R. A. Laksono, K. R. Sungkono, R. Sarno, and C. S. Wahyuni, "Sentiment analysis of restaurant customer reviews on tripadvisor using naïve bayes," *Proceedings of 2019 International Conference on Information and Communication Technology and Systems, ICTS 2019*, pp. 49–54, Jul. 2019, doi: 10.1109/ICTS.2019.8850982.
- [7] S. A. Azzahra and A. Wibowo, "Analisis Sentimen Multi-Aspek Berbasis Konversi Ikon Emosi dengan
- Algoritme Naïve Bayes untuk Ulasan Wisata Kuliner Pada Web Tripadvisor," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 4, pp. 737–744, Aug. 2020, doi: 10.25126/JTIK.2020731907.
- [8] I. Nuritha, A. A. Arifiyanti, and V. P. Widartha, "Analysis of Public Perception on Organic Coffee through Text Mining Approach using Naïve Bayes Classifier," *Proceedings - 2nd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology: Internet of Things for Industry, EICONCIT 2018*, pp. 153–158, Nov. 2018, doi: 10.1109/EICONCIT.2018.8878572.
- [9] A. Prabhat and V. Khullar, "Sentiment classification on big data using Naïve bayes and logistic regression," *2017 International Conference on Computer Communication and Informatics, ICCCI 2017*, Nov. 2017, doi: 10.1109/ICCCI.2017.8117734.
- [10] F. Tala, "A Study of Stemming Effects on Information Retrieval in Bahasa Indonesia," *Universiteit van Amsterdam, Netherlands*, 2003.
- [11] S. Elbagir and J. Yang, "Twitter Sentiment Analysis Using Natural Language Toolkit and VADER Sentiment," May 2019.
- [12] A. Borg and M. Boldt, "Using VADER sentiment and SVM for predicting customer response sentiment," *Expert Systems with Applications*, vol. 162, p. 113746, Dec. 2020, doi: 10.1016/J.ESWA.2020.113746.
- [13] A. A. Arifiyanti and E. D. Wahyuni, "SMOTE: Metode Penyeimbang Kelas Pada Klasifikasi Data Mining," *SCAN - Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 15, no. 1, pp. 34–39, Feb. 2020, doi: 10.33005/SCAN.V15I1.1850.
- [14] Y. Ma and H. He, Eds., *Imbalanced Learning: Foundations, Algorithms, and Applications*. John Wiley & Sons, Inc, 2013.

