

ASPECT BASED SENTIMENT ANALYSIS TERHADAP ULASAN GAME BUATAN DEVELOPER INDONESIA DI STEAM MENGGUNAKAN ALGORITMA LOGISTIC REGRESSION

M. Aldi Mahendra, Desi Wahana, Muhammad Ridho Nosa

Teknik Informatika, Politeknik Negeri Bengkalis

Jalan Bathin Alam Bengkalis, Indonesia

mahendraaldy98@gmail.com

ABSTRAK

Industri game Indonesia di platform Steam berkembang pesat. Namun, besarnya volume ulasan menyulitkan pengembang dalam mengevaluasi kekuatan dan kelemahan produk secara manual. Penelitian ini bertujuan memetakan opini pengguna global terhadap lima aspek utama (*Story*, *Gameplay*, *Graphics*, *Music*, dan *Performance*) pada game lokal. Metode yang digunakan adalah *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) yang mengekstraksi 3.046 ulasan mentah menjadi 7.175 pasangan aspek-opini. Klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan algoritma *Logistic Regression* dengan pembobotan TF-IDF dan penyeimbangan kelas. Hasil pengujian menunjukkan model mencapai tingkat akurasi sebesar 84,17%. Analisis sentimen membuktikan daya saing utama game lokal berada pada estetika dan narasi, dengan sentimen positif tertinggi pada aspek *Graphics* (77,4%), *Music* (74,7%), dan *Story* (71,7%). Sebaliknya, aspek *Performance* menjadi kelemahan krusial dengan 63,4% sentimen negatif akibat kendala teknis. Temuan ini memberikan evaluasi teknis yang konkret bagi pengembang untuk memprioritaskan perbaikan guna meningkatkan daya saing internasional.

Kata kunci : Analisis Sentimen, ABSA, Game Lokal, Logistic Regression, Steam

1. PENDAHULUAN

Industri *game* global saat ini telah menjadi pilar utama ekonomi digital dengan pendapatan tahunan mencapai USD 227 miliar pada tahun 2023 [1]. Fenomena ini menegaskan bahwa *game* bukan lagi sekadar hiburan, melainkan produk budaya, karya teknologi, dan instrumen diplomasi kreatif yang sangat signifikan [2]. Di Indonesia, sektor pengembang permainan telah secara resmi diakui sebagai salah satu dari 17 subsektor ekonomi kreatif nasional yang didukung oleh landasan regulasi seperti Peraturan Presiden Nomor 24 Tahun 2019 guna mendorong daya saing karya lokal di pasar internasional [2].

Dalam ekosistem pasar global, genre *Story-Rich RPG* atau *Narrative Adventure RPG* di platform Steam menjadi fokus kajian karena kemampuannya dalam menonjolkan elemen narasi, visual, dan audio yang mendalam. Keseimbangan antara narasi yang kuat dan tantangan mekanik permainan (*gameplay*) terbukti secara signifikan meningkatkan keterlibatan dan imersi pengguna dalam pengalaman bermain [3]. Keberhasilan pengembang lokal seperti Mojiken, Toge Productions, dan Agate dalam menembus pasar internasional membuktikan bahwa identitas lokal yang dibawa secara universal mampu menarik minat pemain global dan menghasilkan beragam persepsi lintas budaya yang terekam melalui ulasan pengguna.

Namun, tantangan muncul ketika mayoritas sistem analisis sentimen konvensional hanya mampu menghasilkan klasifikasi positif atau negatif secara umum tanpa mengidentifikasi aspek spesifik yang menjadi perhatian utama pemain [4]. Masalah ini mendorong penggunaan pendekatan *Aspect Level Sentiment Analysis* (ABSA) yang mampu memetakan

opini pengguna secara sistematis terhadap bagian-bagian tertentu seperti grafis, performa teknis, atau cerita [4]. Keunggulan ABSA telah dibuktikan dalam studi terdahulu, seperti pada analisis ulasan *game Genshin Impact*, yang menunjukkan bahwa pendekatan ini memberikan wawasan (*insight*) yang jauh lebih tajam dan akurat bagi pengembang dibandingkan klasifikasi sentimen biasa [5] [6].

Di sisi lain, pemilihan algoritma klasifikasi juga krusial dalam menentukan efektivitas analisis data teks skala besar. Algoritma *Logistic Regression* tetap menjadi metode yang andal karena efisiensi komputasinya dan kemampuannya mencapai tingkat akurasi yang kompetitif hingga 94,33% [7]. Meskipun potensi datanya sangat besar, kombinasi antara metode ABSA dan *Logistic Regression* masih sangat jarang diterapkan untuk konteks *game* lokal Indonesia di platform global. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menggali pola sentimen pengguna global terhadap lima aspek utama yaitu *Graphics*, *Story*, *Gameplay*, *Performance*, dan *Music* guna menyajikan peta persepsi publik yang akurat serta memberikan rekomendasi strategis bagi peningkatan daya saing industri *game* nasional.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Beberapa studi sebelumnya telah membuktikan keandalan algoritma *Logistic Regression* dalam tugas klasifikasi teks dan analisis sentimen. Menerapkan metode *Logistic Regression* yang dipadukan dengan pembobotan TF-IDF untuk menganalisis ulasan aplikasi sosial media di Google Playstore, menghasilkan akurasi sebesar 85% dan membuktikan efektivitas algoritma ini sebagai metode yang

sederhana namun andal [8]. Keunggulan ini diperkuat oleh penelitian Bagus Ramadhani dan Ryan Randy Suryono yang membandingkan performa *Naïve Bayes* dan *Logistic Regression* dalam menganalisis sentimen publik terhadap isu Metaverse; hasilnya menunjukkan bahwa *Logistic Regression* yang dioptimasi menggunakan teknik penyeimbangan data mampu mencapai akurasi hingga 95%, mengungguli metode *Naïve Bayes* dan tetap kompetitif dalam skenario data yang tidak seimbang [9].

Dalam ranah yang lebih spesifik, implementasi *Aspect Based Sentiment Analysis* (ABSA) menggunakan *Logistic Regression* juga telah memberikan hasil yang signifikan. Menerapkan metode *Multinomial Logistic Regression* untuk melakukan ABSA terhadap ulasan wisata alam di Google Maps, di mana penerapan teknik pra-pemrosesan seperti *stemming* terbukti krusial dalam menghasilkan model dengan performa terbaik [10]. Sejalan dengan hal tersebut, Penelitian tentang analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan wisata di Indramayu, membuktikan bahwa *Logistic Regression* yang dipadukan dengan *Stochastic Gradient Descent* (SGD) mampu menghasilkan klasifikasi yang optimal dan konsisten di berbagai metrik evaluasi [11].

Meskipun saat ini bermunculan metode berbasis *deep learning* seperti BERT dan BiLSTM yang menawarkan tingkat akurasi tinggi, penelitian lain menegaskan bahwa metode tersebut menuntut sumber daya komputasi yang sangat besar dan hasil klasifikasinya cenderung lebih sulit untuk diinterpretasikan [12]. Oleh karena itu, *Logistic Regression* dinilai masih sangat relevan, efisien, dan memiliki interpretabilitas tinggi untuk penelitian *text mining*. Berdasarkan deretan penelitian terdahulu, masih sangat terbatas studi yang secara spesifik menggabungkan pendekatan ABSA dan algoritma *Logistic Regression* untuk mengkaji sentimen pengguna global terhadap *game* lokal Indonesia di *platform* distribusi digital. Celah literatur inilah yang diisi oleh penelitian ini, dengan menawarkan pendekatan yang praktis dan aplikatif untuk memahami kualitas elemen-elemen spesifik *game* lokal di pasar internasional.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan menggunakan pendekatan komputasi yang terstruktur untuk memastikan model analisis sentimen yang dibangun dapat memetakan opini pengguna secara akurat. Metodologi penelitian dibagi menjadi dua fokus utama, yaitu metode pengumpulan data untuk akuisisi ulasan dan metode pengembangan sistem analisis untuk proses klasifikasi berbasis *machine learning*.

3.1. Metode Pengumpulan Data

Untuk mendapatkan data ulasan yang representatif dan valid dari pasar global, penelitian ini menerapkan teknik pengumpulan data sebagai berikut:

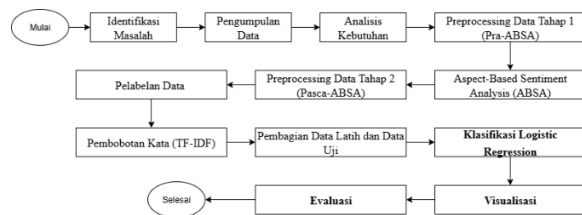
- a. Observasi Digital (*Crawling*) Penulis melakukan pengambilan data secara langsung dari *platform* Steam menggunakan *Web API Storefront*. Sebanyak 3.046 ulasan mentah berhasil dikumpulkan dari lima *game* lokal Indonesia yang memiliki reputasi tinggi di kancah internasional.
- b. Studi Literatur Pengkajian referensi teoritis dilakukan terhadap jurnal dan buku mengenai *Natural Language Processing* (NLP), algoritma *Logistic Regression*, serta teknik *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) untuk memastikan landasan metodologi yang kuat [5][6].
- c. *Purposive Sampling* Data dipilih berdasarkan kriteria spesifik, yaitu *game* bergenre *Story-Rich RPG* dengan jumlah ulasan lebih dari 500, guna menjamin kedalaman materi ulasan yang akan diekstraksi aspeknnya

3.2. Prosedur Analisis dan Pengembangan Sistem

Proses analisis dan pembangunan model dilakukan melalui tahapan *pipeline* data yang iteratif untuk mencapai tingkat akurasi optimal. Tahapan tersebut meliputi:

- a. *Preprocessing* Tahap awal untuk membersihkan data ulasan melalui dua fase, yaitu pra-ABSA (normalisasi dan *case folding*) serta pasca-ABSA (tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming*) guna meningkatkan kualitas fitur teks.
- b. Ekstraksi Aspek Menerjemahkan ulasan mentah menjadi pasangan aspek-opini menggunakan pendekatan *rule-based* yang memadukan teknik *Part-of-Speech* (POS) *Tagging* dan kamus leksikon untuk lima aspek utama: *Graphics*, *Gameplay*, *Story*, *Performance*, dan *Music* [4].
- c. Pelabelan dan Deteksi Sarkasme Memberikan label sentimen awal menggunakan leksikon Umigon dan VADER [13]. Proses ini diperkuat dengan mekanisme deteksi sarkasme untuk memvalidasi opini yang bersifat sindiran agar tidak terjadi kesalahan klasifikasi sentimen [14] [15].
- d. Klasifikasi (*Modeling*) Tahap inti pengolahan data menggunakan algoritma *Logistic Regression* dengan pembobotan fitur TF-IDF. Penggunaan parameter *class weight* yang seimbang diterapkan untuk menangani masalah ketidakseimbangan data latih [7][8].
- e. Pengujian Validasi performa model dilakukan menggunakan metode *hold-out* dengan pembagian data 80:20. Evaluasi diukur berdasarkan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* melalui *Confusion Matrix*.
- f. Implementasi Visualisasi Hasil analisis diintegrasikan ke dalam sebuah *dashboard* berbasis *website* menggunakan *framework* Streamlit untuk memudahkan pengembang dalam melihat persepsi pengguna secara interaktif.

Alur pengembangan sistem analisis yang diusulkan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Prosedur Penelitian

Berdasarkan Gambar 1 di atas, alur sistem dimulai dari tahap pengumpulan ulasan mentah dari Steam. Data tersebut kemudian melewati proses ekstraksi ABSA untuk memisahkan opini berdasarkan aspek. Setelah melalui pelabelan otomatis dan pembobotan TF-IDF, model *Logistic Regression* akan mengklasifikasikan sentimen tersebut ke dalam kategori positif atau negatif, yang hasilnya kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik distribusi sentimen per aspek pada *dashboard* sistem.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memaparkan hasil pengolahan data, evaluasi performa model *Logistic Regression*, serta analisis mendalam mengenai persepsi pengguna terhadap aspek-aspek *game* lokal.

4.1. Hasil Ekstraksi dan Pelabelan Data

Dari total 3.046 ulasan mentah yang berhasil dikumpulkan melalui API Steam, proses ekstraksi ABSA menghasilkan 7.175 pasangan aspek-opini. Setelah melalui tahap pembersihan data duplikat dan pelabelan menggunakan leksikon Umigon dan VADER, diperoleh 5.770 data valid yang digunakan sebagai dataset inti. Dataset ini terdiri dari 3.671 data dengan sentimen positif dan 2.099 data dengan sentimen negatif.

4.2. Performa Model Klasifikasi

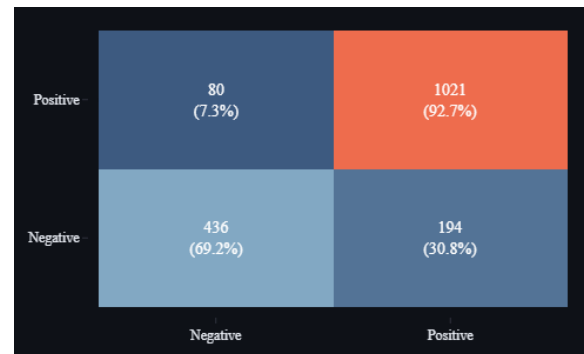
Pengujian dilakukan menggunakan pembagian data *hold-out* 80:20 dengan algoritma *Logistic Regression*. Hasil evaluasi menunjukkan model mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 84,17%. Detail performa model untuk masing-masing metrik disajikan pada Tabel 1

Tabel 1. *Confusion Matrix*

Metrik	Kelas Positif	Kelas Negatif	Rata-rata
Precision	84,03%	84,50%	84,27%
Recall	92,73%	69,21%	80,97%
F1-Score	88,17%	76,09%	82,13%
Accuracy	-	-	84,17%

Berdasarkan Tabel 1, model memiliki nilai *Recall* yang sangat tinggi pada kelas positif (92,73%), menunjukkan kemampuan algoritma dalam mengenali apresiasi pengguna dengan sangat baik. Namun, pada kelas negatif, nilai *Recall* tercatat lebih rendah (69,21%), yang mengindikasikan adanya ulasan

negatif yang masih terprediksi sebagai positif, terutama pada kalimat-kalimat yang mengandung sarkasme kompleks atau kosakata bahasa gaul (*slang*) yang tidak terdaftar dalam leksikon. Hasil pengujian ini juga dapat divisualisasikan melalui *Confusion Matrix* pada Gambar 2.



Gambar 2. Confusion Matrix

4.3. Analisis Distribusi Sentimen Per Aspek

Hasil analisis per aspek memberikan gambaran terperinci mengenai elemen mana yang menjadi daya tarik utama dan kelemahan dari *game* lokal Indonesia. Ringkasan distribusi sentimen untuk lima aspek utama disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Analisis Distribusi Sentimen Per Aspek

Aspek	Positif	Negatif	Total Data	Dominasi Sentimen
Story	1,520	601	2,121	Positif (71,7%)
Gameplay	937	905	1,842	Seimbang (~50%)
Graphics	700	204	904	Positif (77,4%)
Music	360	122	482	Positif (74,7%)
Performance	154	267	421	Negatif (63,4%)

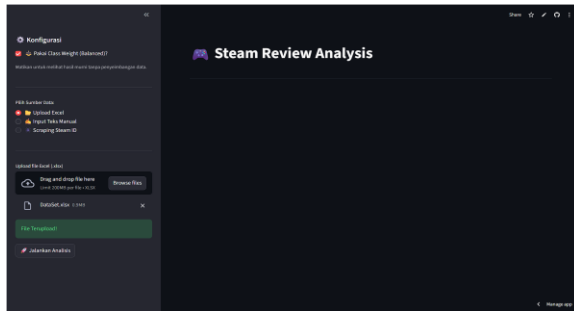
4.4. Implementasi Sistem (User Interface)

Tahap implementasi merupakan perwujudan dari model klasifikasi dan hasil analisis ke dalam bentuk aplikasi berbasis *website* yang interaktif. Sistem ini dibangun menggunakan kerangka kerja (*framework*) Streamlit yang berbasis Python, yang memungkinkan integrasi langsung antara model *Machine Learning* dan visualisasi data secara *real-time*. Antarmuka dirancang untuk memudahkan pengembang *game* dalam memahami data ulasan yang kompleks melalui representasi grafis yang intuitif.

4.5. Halaman Utama dan Navigasi

Halaman utama sistem menyajikan ringkasan dataset yang digunakan dalam penelitian. Pengguna dapat melihat total ulasan yang diproses, jumlah pasangan aspek-opini yang berhasil diekstraksi, serta distribusi sentimen secara global. Navigasi dirancang menggunakan bilah sisi (*sidebar*) yang

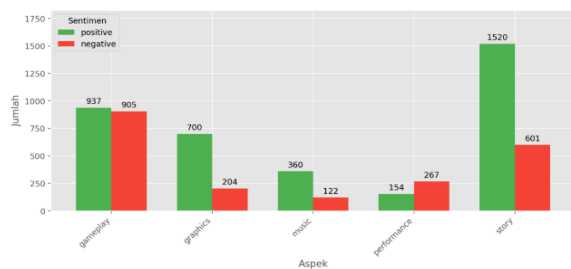
memungkinkan pengguna berpindah antar fitur analisis dengan cepat.



Gambar 3. Halaman Utama dan Navigasi

4.6. Visualisasi Distribusi Sentimen Per Aspek

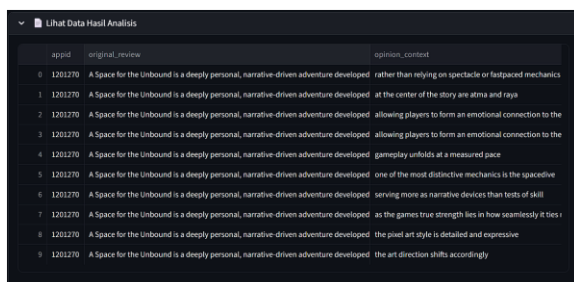
Fitur utama dari antarmuka ini adalah visualisasi distribusi sentimen pada lima aspek utama: *Story*, *Gameplay*, *Graphics*, *Music*, dan *Performance*. Sistem menggunakan grafik batang (*bar chart*) dan grafik lingkaran (*pie chart*) interaktif untuk menunjukkan perbandingan antara opini positif dan negatif. Visualisasi ini memungkinkan pengembang untuk melihat secara instan aspek mana yang memiliki tingkat kepuasan tertinggi dan aspek mana yang memerlukan perbaikan mendalam.



Gambar 3. Visualisasi Distribusi Sentimen Per Aspek

4.7. Analisis Detail Ulasan Berbasis Aspek

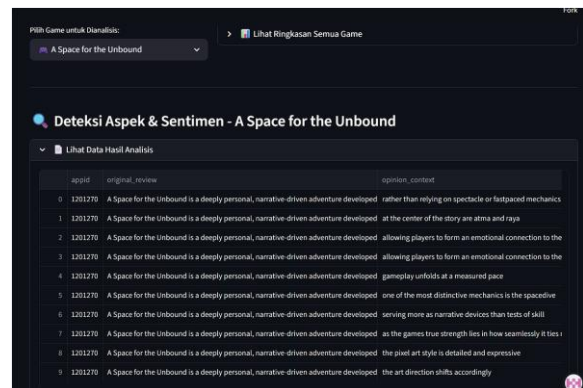
Selain tampilan grafik, sistem menyediakan fitur *drill-down* di mana pengguna dapat memilih satu aspek tertentu untuk melihat rincian ulasan aslinya. Fitur ini menampilkan potongan teks ulasan pengguna dari Steam yang telah diberi label oleh model *Logistic Regression*. Hal ini memberikan konteks kualitatif bagi pengembang untuk mengetahui alasan di balik sentimen negatif atau positif pada aspek tersebut, seperti keluhan spesifik tentang *bug* teknis pada aspek *Performance*.



Gambar 4. Analisis Detail Ulasan Berbasis Aspek

4.8. Filter Interaktif Berdasarkan Judul Game

Untuk meningkatkan fleksibilitas, antarmuka menyediakan filter berdasarkan judul *game*. Pengguna dapat membandingkan performa sentimen antar *game* buatan pengembang Indonesia yang berbeda. Hal ini berguna untuk melakukan analisis komparatif, misalnya membandingkan kualitas narasi pada *A Space for the Unbound* dengan *DreadOut*, sehingga pengembang dapat mempelajari praktik terbaik (*best practices*) dari sesama *developer* lokal.



Gambar 5. Filter Interaktif Berdasarkan Judul Game

4.9. Pembahasan

Temuan riset menunjukkan bahwa aspek *Story* merupakan elemen yang paling banyak dibahas oleh pemain global, mencakup 36,7% dari total data aspek. Hal ini mengonfirmasi bahwa kekuatan utama pengembang *game* Indonesia terletak pada kemampuan narasi dan pembangunan dunia (*world-building*) yang imersif. Aspek *Graphics* dan *Music* juga mendapatkan apresiasi tinggi dengan tingkat sentimen positif di atas 70%, yang menunjukkan kualitas estetika karya lokal telah memenuhi standar internasional.

Namun, terdapat temuan krusial pada aspek *Performance* yang didominasi oleh sentimen negatif (63,4%). Pengguna banyak mengeluhkan masalah teknis seperti *bug* yang menghambat progres permainan, masalah optimasi *frame rate*, hingga *crash* pada perangkat tertentu. Temuan ini menjadi masukan strategis bagi pengembang lokal untuk lebih memprioritaskan fase *Quality Assurance* (QA) dan optimasi teknis agar pengalaman bermain yang sudah baik dari sisi narasi tidak terganggu oleh kendala performa.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, penerapan metode *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) menggunakan algoritma *Logistic Regression* terbukti efektif dalam memetakan persepsi pengguna global terhadap *game* lokal Indonesia dengan tingkat akurasi mencapai 84,17%. Pemetaan sentimen ini mengungkapkan bahwa daya saing utama *game* buatan *developer* tanah air terletak pada kualitas kreativitas dan estetikanya, yang dibuktikan dengan tingginya apresiasi positif pada aspek *Graphics* (77,4%), *Music*

(74,7%), dan *Story* (71,7%). Meskipun demikian, stabilitas teknis masih menjadi tantangan krusial, mengingat aspek *Performance* didominasi oleh keluhan bersentimen negatif sebesar 63,4% yang mayoritas menyoroti kendala *bug* dan penurunan *frame rate*. Sebagai tindak lanjut bagi pengembang, optimasi fase *Quality Assurance* (QA) pada performa teknis sangat direkomendasikan. Sementara itu, untuk pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan agar memperluas leksikon dengan korpus istilah khusus *gamer*, membandingkan model dengan algoritma *Deep Learning* seperti BERT atau LSTM untuk menangkap struktur kalimat ulasan yang lebih kompleks, serta mengembangkan sistem klasifikasi multibahasa guna mengakomodasi analisis dari pengguna pasar domestik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Behrens, A.-K. Kupfer, and T. Hennig-Thurau, "There is business like show business! What marketing scholars and managers can learn from 40 years of entertainment science research," *J. Acad. Mark. Sci.*, pp. 1–21, 2024.
- [2] A. Priateedjo, "Studi Deskriptif Tentang Atribut Produk Dan Tingkatan Produk Pada Desain Kemasan Pasta Gigi (Studi Kasus Pasta Gigi Pepsodent)," *J. Dimens. Seni Rupa dan Desain*, vol. 12, no. 2, pp. 193–210, 2015.
- [3] J. M. Domingues, V. Filipe, A. Carita, and V. Carvalho, "Understanding the impact of perceived challenge on narrative immersion in video games: The role-playing game genre as a case study," *Information*, vol. 15, no. 6, p. 294, 2024.
- [4] P. R. Amalia and E. Winarko, "Aspect-Based Sentiment Analysis on Indonesian Restaurant Review Using a Combination of Convolutional Neural Network and Contextualized Word Embedding," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 15, no. 3, p. 285, Jul. 2021, doi: 10.22146/ijccs.67306.
- [5] P. A. Perwira and N. I. Widiastuti, "Imbalance Dataset in Aspect-Based Sentiment Analysis on Game Genshin Impact Review," *J. Infotel*, vol. 16, no. 1, pp. 71–81, 2024.
- [6] L. Ashbaugh and Y. Zhang, "A Comparative Study of Sentiment Analysis on Customer Reviews Using Machine Learning and Deep Learning," *Computers*, vol. 13, no. 12, 2024, doi: 10.3390/computers13120340.
- [7] N. M. H. Karuna, I. M. A. D. Suarjaya, and N. P. Sutramiani, "Sentiment Analysis of Hotel Reviews Using Logistic Regression and Random Forest Methods," *JITTER J. Ilm. Teknol. dan Komput.*, vol. 5, no. 3, p. 2233, Dec. 2024, doi: 10.24843/JTRTI.2024.v05.i03.p04.
- [8] E. Darmaja, V. C. Mawardi, and N. J. Perdana, "Review Sentimen Analisis Aplikasi Sosial Media Di Google Playstore Menggunakan Metode Logistic Regression," *Pros. Serina*, pp. 513–520, 2021, [Online]. Available: <https://journal.untar.ac.id/index.php/PSERINA/article/view/17504%0Ahttps://journal.untar.ac.id/index.php/PSERINA/article/download/17504/9467>
- [9] B. Ramadhani and R. R. Suryono, "Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan Logistic Regression Untuk Analisis Sentimen Metaverse," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 2, p. 714, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7458.
- [10] T. A. Putri, F. Hamami, and E. N. Alam, *Aspect-Based Sentiment Analysis on Natural Tourism in West Bandung Using Multinomial Logistic Regression Algorithm*, no. Icai3s 2023. Atlantis Press International BV, 2024. doi: 10.2991/978-94-6463-366-5_11.
- [11] N. Chamidah, D. Widiyanto, H. B. Seta, and A. A. Aziz, "The Impact of Oversampling and Undersampling on Aspect-Based Sentiment Analysis of Indramayu Tourism Using Logistic Regression," *Rev. d'Intelligence Artif.*, vol. 38, no. 3, pp. 795–804, 2024, doi: 10.18280/ria.380306.
- [12] J. Al Mursyidy Fadhlurrahman, N. A. Herawati, H. R. Widya Aulya, I. Puspasari, and N. P. Utama, "Sentiment Analysis of Game Reviews on STEAM using BERT, BiLSTM, and CRF," *Proc. Int. Conf. Electr. Eng. Informatics*, no. October, pp. 1–6, 2023, doi: 10.1109/ICEEI59426.2023.10346219.
- [13] C. Levallois, "umigon-lexicon @ github.com." [Online]. Available: <https://github.com/seinecle/lexicons-for-sentiment-analysis/tree/main/English/umigon-lexicon>
- [14] P. Tungthamthiti, K. Shirai, and M. Mohd, "Recognition of sarcasm in microblogging based on sentiment analysis and coherence identification," *Inf. Media Technol.*, vol. 12, pp. 80–102, 2017.
- [15] K. Sundararajan and A. Palanisamy, "Multi-Rule Based Ensemble Feature Selection Model for Sarcasm Type Detection in Twitter," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2020, no. 1, p. 2860479, 2020.