

ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI INDOMARET POINKU MENGUNAKAN MULTINOMIAL NAIVE BAYES

Muchammad Safruddin¹; Rudi Kurniawan²; Bani Nurhakim³, Aris Pratama Putra⁴

Program Studi Manajemen Informatika¹²

STMIK IKMI Cirebon

<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>

muchsafru62@gmail.com

(*) Corresponding Author : muchsafru62@gmail.com

Published : 30 Januari 2026

Abstract—The rapid development of retail applications and loyalty programs has made user reviews on the Google Play Store an important source of information to understand user satisfaction, complaints, and perceptions of application quality. Indomaret Poinku is a loyalty application used by Indomaret customers in Indonesia, where reviews often contain both appreciation and criticism related to the stability, usability, and benefits of the application. However, these reviews are generally informal, unstructured, and contain code-mixing, making manual analysis difficult and inefficient. This study aims to analyze the sentiment of user reviews of the Indomaret Poinku application on the Google Play Store using the Multinomial Naive Bayes algorithm with TF-IDF feature representation. A total of 1,816 reviews were collected via web scraping using the *google-play-scraper* library, then processed through text pre-processing (cleaning, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, and stemming) and transformed into a TF-IDF matrix of 1816×2366 . The dataset was split into training and test sets using an 80:20 ratio and trained using Multinomial Naive Bayes. The model achieved an accuracy of 0.90 with weighted precision, recall, and F1-score of approximately 0.90, 0.90, and 0.88, respectively. Positive and negative classes were classified well, while the neutral class obtained a recall of 0.00 due to the very small number of instances and lexical overlap with the other classes. Sentiment distribution showed 902 positive, 878 negative, and 76 neutral reviews. Word pattern analysis revealed that positive sentiment is driven by ease of shopping, points, promotions, and discounts, while negative sentiment is dominated by technical issues such as login failures, application errors, and point recording problems. The findings can be used as a decision-support reference for prioritizing technical improvements and loyalty program development, as well as a baseline for further Indonesian sentiment analysis research.

Keywords: Sentiment Analysis, Indomaret Poinku, Google Play Store, TF-IDF, Multinomial Naive Bayes

Abstrak—Perkembangan aplikasi ritel dan program loyalitas menjadikan ulasan pengguna di Google Play Store sebagai sumber informasi penting untuk memahami kepuasan, keluhan, dan persepsi pengguna terhadap kualitas aplikasi. Indomaret Poinku merupakan aplikasi loyalitas yang digunakan pelanggan Indomaret di Indonesia, di mana ulasan yang diberikan pengguna memuat apresiasi sekaligus kritik terkait stabilitas, kemudahan penggunaan, dan manfaat aplikasi. Namun, ulasan tersebut umumnya berciri informal, tidak terstruktur, dan mengandung *code-mixing*, sehingga sulit dan tidak efisien jika dianalisis secara manual. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Indomaret Poinku di Google Play Store menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes dengan representasi fitur TF-IDF. Sebanyak 1.816 ulasan dikumpulkan melalui teknik *web scraping* menggunakan pustaka *google-play-scraper*, kemudian diproses melalui tahapan pra-pemrosesan teks (cleaning, *case folding*, normalisasi, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming*) dan diubah menjadi matriks TF-IDF berukuran 1816×2366 . Dataset dibagi menjadi data latih dan uji dengan perbandingan 80:20, kemudian dilatih menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes. Hasil pengujian menunjukkan akurasi sebesar 0,90 dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* tertimbang masing-masing sekitar 0,90, 0,90, dan 0,88. Kelas positif dan negatif dapat diklasifikasikan dengan baik, sedangkan kelas netral memiliki nilai *recall* 0,00 akibat jumlah data yang sangat sedikit dan adanya tumpang tindih leksikal dengan dua kelas lainnya. Distribusi sentimen menunjukkan 902 ulasan positif, 878 negatif, dan 76 netral. Analisis pola kata mengungkapkan bahwa sentimen positif dipicu oleh kemudahan berbelanja, poin, promo, dan diskon, sementara sentimen negatif didominasi persoalan teknis seperti kegagalan login, error aplikasi, dan masalah pencatatan poin.

Temuan ini dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan untuk memprioritaskan perbaikan teknis dan pengembangan program loyalitas, sekaligus menjadi *baseline* bagi penelitian lanjutan analisis sentimen berbahasa Indonesia.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Indomaret Poinku, Google Play Store, TF-IDF, Multinomial Naive Bayes

INTRODUCTION

Teknologi informasi telah mengubah cara masyarakat berinteraksi dengan layanan ritel. Aplikasi seluler memungkinkan pengguna melakukan transaksi, mengumpulkan poin, dan mengakses promo tanpa harus datang langsung ke gerai. Dalam konteks tersebut, ulasan dan rating pada platform seperti Google Play Store menjadi indikator penting untuk menilai kepuasan pengguna dan kualitas layanan yang diberikan aplikasi, karena di dalamnya terkandung opini, emosi, dan pengalaman pengguna yang sangat berharga bagi pengembang dan manajemen dalam pengambilan keputusan [1], [2]

Indomaret Poinku merupakan salah satu aplikasi loyalitas ritel di Indonesia yang menyediakan fitur pengumpulan poin, penukaran hadiah, promo, serta kemudahan transaksi di gerai Indomaret. Ulasan pengguna di Google Play Store menunjukkan beragam respons, mulai dari apresiasi atas kemudahan berbelanja hingga keluhan mengenai bug, kesulitan login, dan poin yang tidak tercatat. Tantangan utama yang muncul adalah karakteristik teks ulasan yang umumnya pendek, informal, banyak mengandung singkatan, kata tidak baku, serta campuran bahasa Indonesia dan Inggris (*code-mixing*), sehingga menyulitkan proses analisis manual dalam skala besar [3], [4]

Analisis sentimen menawarkan pendekatan otomatis untuk mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori positif, negatif, atau netral. Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa kombinasi tahapan pra-pemrosesan teks yang tepat, representasi fitur yang sesuai, serta pemilihan algoritma klasifikasi yang tepat dapat menghasilkan performa yang baik pada tugas analisis sentimen [5], [6]. Algoritma Multinomial Naive Bayes dikenal efektif, sederhana, dan efisien untuk teks pendek dengan representasi *bag-of-words* maupun TF-IDF, sehingga banyak digunakan pada tugas klasifikasi dokumen dan ulasan, termasuk pada konteks bahasa Indonesia dan ulasan aplikasi [7], [8]

Meskipun telah banyak penelitian analisis sentimen pada domain e-commerce, media sosial, dan layanan digital, kajian yang secara khusus berfokus pada ulasan aplikasi Indomaret Poinku masih sangat terbatas. Selain itu, karakteristik

bahasa Indonesia informal dan fenomena *code-mixing* pada ulasan di Play Store menimbulkan tantangan tambahan, khususnya pada tahap pra-pemrosesan dan penanganan ketidakseimbangan kelas sentimen [9], [10]. Sejumlah studi terbaru juga menunjukkan bahwa penelitian analisis sentimen berbahasa Indonesia masih jarang menyoroti aplikasi loyalitas ritel lokal berbasis poin, sehingga menyisakan kesenjangan empiris di domain ini [11], [12]

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis berupa masukan untuk perbaikan layanan aplikasi Indomaret Poinku, serta kontribusi akademik sebagai studi kasus analisis sentimen berbahasa Indonesia pada domain aplikasi ritel berbasis poin [13]

MATERIALS AND METHODS

A. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen komputasional. Proses penelitian mengikuti alur umum text mining yang meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan teks, ekstraksi fitur, pelatihan model, pengujian, dan evaluasi. Data ulasan yang diperoleh dari Google Play Store dianalisis menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes dengan representasi fitur TF-IDF.



Gambar 1 Alur Penelitian

B. Data dan Sumber Data

Objek penelitian adalah ulasan pengguna aplikasi Indomaret Poinku pada Google Play Store. Data diperoleh menggunakan bahasa pemrograman Python dan pustaka google-play-scraper dengan parameter:

- a. ID aplikasi resmi Indomaret Poinku,
- b. Bahasa ulasan: Bahasa Indonesia,
- c. Negara: Indonesia,
- d. Batas maksimum jumlah ulasan sesuai kemampuan scraping.

Hasil scraping menyertakan teks ulasan, rating bintang, tanggal ulasan, dan beberapa atribut pendukung lain. Data kemudian disimpan dalam format CSV. Setelah proses pembersihan duplikasi dan ulasan kosong, diperoleh 1.816 ulasan sebagai korpus akhir penelitian.

Label sentimen diturunkan secara otomatis berdasarkan ulasan:

- a. sentimen positif,
- b. sentimen netral,
- c. sentimen negatif.

Pendekatan ini mengikuti praktik weak labeling yang lazim digunakan pada analisis sentimen ulasan aplikasi untuk menghemat waktu pelabelan manual.

C. Pra-pemrosesan Teks

Tahapan pra-pemrosesan dilakukan agar teks ulasan siap diolah menjadi fitur numerik yang representatif. Langkah-langkah yang dilakukan antara lain:

- a) Cleaning: menghapus URL, tag HTML, angka yang tidak relevan, karakter khusus, dan simbol yang tidak diperlukan.
- b) Case Folding: mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil.
- c) Normalisasi: mengonversi kata tidak baku dan singkatan umum ke bentuk yang lebih baku, misalnya "gk" → "tidak", "bgt" → "banget".
- d) Tokenisasi: memecah kalimat menjadi token kata.
- e) Stopword Removal: menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki muatan opini signifikan (misalnya "dan", "yang", "atau").

- f) Stemming: mengembalikan kata ke bentuk dasarnya menggunakan pustaka Sastrawi.

Ulasan yang sangat pendek, hanya berisi emotikon, atau tidak relevan dihapus dari dataset untuk mengurangi noise.

D. Ekstraksi fitur dengan TF-IDF

Representasi teks dilakukan menggunakan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Setiap dokumen (ulasan) direpresentasikan sebagai vektor bobot TF-IDF dari kosakata yang muncul di seluruh korpus. Kata yang sering muncul di satu dokumen tetapi jarang muncul secara global akan memiliki bobot TF-IDF yang lebih tinggi, sehingga dianggap lebih informatif untuk proses klasifikasi.

Hasil ekstraksi fitur berupa matriks TF-IDF berukuran 1816×2366 , yang kemudian digunakan sebagai masukan (X) pada algoritma Multinomial Naive Bayes, sementara label sentimen (y) diperoleh dari proses pelabelan berbasis rating.

E. Pelatihan dan Evaluasi model

Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 menggunakan `train_test_split` dan opsi `stratify` untuk menjaga proporsi kelas pada kedua subset. Algoritma Multinomial Naive Bayes dari pustaka `scikit-learn` digunakan sebagai model klasifikasi utama dengan parameter `smoothing` (α) menggunakan nilai default.

Proses pelatihan dilakukan pada data latih, kemudian model diuji pada data uji. Kinerja model diukur menggunakan metrik:

- a) Akurasi,
- b) Precision per kelas dan tertimbang,
- c) Recall per kelas dan tertimbang,
- d) F1-score per kelas dan tertimbang.

Selain itu, `classification report` dan `confusion matrix` digunakan untuk menganalisis performa model pada masing-masing kelas sentimen (positif, negatif, netral).

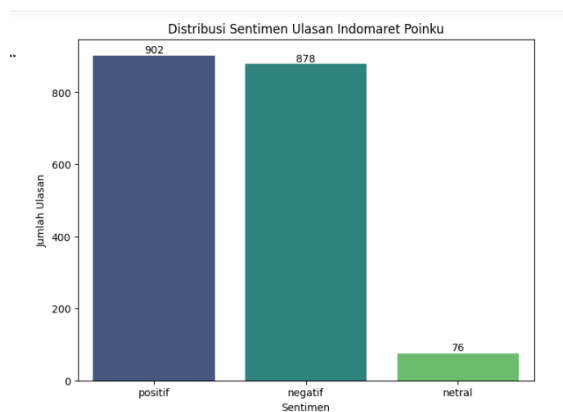
RESULTS AND DISCUSSION

A. Distribusi Sentimen

Dari 1.816 ulasan yang dianalisis, diperoleh distribusi kelas sebagai berikut:

- A. Positif: 902 ulasan,
- B. Negatif: 878 ulasan,
- C. Netral: 76 ulasan.

Distribusi ini menunjukkan bahwa pengguna cenderung memberikan ulasan ketika mengalami pengalaman yang sangat memuaskan atau sangat tidak memuaskan, sedangkan pengalaman yang biasa saja (netral) relatif jarang diungkapkan. Ketidakseimbangan data yang cukup ekstrem pada kelas netral berdampak pada kemampuan model untuk mengenali kelas tersebut secara akurat.



Gambar 2. Analisis Distribusi Sentimen

B. Kinerja Model Multinomial Naïve Bayes

Hasil pengujian model Multinomial Naive Bayes pada data uji dengan fitur TF-IDF menghasilkan:

Akurasi: 0,90

Precision tertimbang: $\approx 0,90$

Recall tertimbang: $\approx 0,90$

F1-score tertimbang: $\approx 0,88$

Secara agregat, kinerja ini menunjukkan bahwa kombinasi pra-pemrosesan teks, representasi TF-IDF, dan algoritma Multinomial Naive Bayes cukup efektif untuk tugas klasifikasi sentimen ulasan aplikasi ritel berbahasa Indonesia.

Jika dianalisis per kelas, model menunjukkan precision dan recall yang tinggi pada kelas positif dan negatif, sehingga mampu membedakan dua kelas tersebut dengan baik. Namun, pada kelas netral, nilai recall tercatat 0,00, yang berarti tidak

ada data uji kelas netral yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model. Hal ini dipengaruhi oleh:

Jumlah data netral yang sangat sedikit (76 ulasan dari 1.816),

Ulasan netral yang sering kali mengandung campuran kata bernada positif dan negatif, Representasi bag-of-words dan TF-IDF yang tidak menangkap konteks kalimat secara mendalam. Kondisi ini menegaskan bahwa model kesulitan membedakan ulasan netral dari positif/negatif jika hanya mengandalkan frekuensi kata tanpa pemahaman konteks.

Evaluasi Model Multinomial Naive Bayes:

Accuracy: 0.8983516483516484
 F1 Score: 0.8820534659931871
 Precision: 0.9030152069749751
 Recall: 0.8983516483516484

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.92	0.91	0.92	180
netral	1.00	0.00	0.00	13
positif	0.88	0.95	0.91	171
accuracy			0.90	364
macro avg	0.93	0.62	0.61	364
weighted avg	0.90	0.90	0.88	364

Gambar 3. Classification Report Model Multinomial Naive Bayes

C. Analisis Pola Kata Perkelas Sentimen

Analisis wordcloud dan frekuensi kata memberikan gambaran mengenai kata-kata yang dominan pada setiap kelas sentimen:

A. Kelas Positif



Gambar 4. WordCloud Sentimen Positif

Kata yang sering muncul antara lain “bagus”, “belanja”, “poin”, “promo”, “diskon”, “praktis”, dan “mudah”. Pola ini menunjukkan bahwa pengguna memberikan ulasan positif ketika merasakan kemudahan bertransaksi, mendapatkan promo menarik, serta kemanfaatan program poin yang jelas.

B. Kelas Negatif



Gambar 5. WordCloud Sentimen Negatif

Wordcloud kelas negatif didominasi oleh kata-kata seperti "aplikasi", "gak", "buka", "masuk", "login", "error", "update", "hilang", dan "poin". Banyak ulasan menyebut aplikasi tidak bisa dibuka, gagal login, error setelah pembaruan, hingga poin yang tidak masuk atau hilang. Munculnya kata "kecewa", "parah", dan "uninstall" memperkuat bahwa keluhan utama berkaitan dengan masalah teknis dan keandalan aplikasi.

C. Kelas Netral



Gambar 6. WordCloud Sentimen Netral

Pada kelas netral, kata yang muncul di antaranya "aplikasi", "indomaret", "poin", "member", "fitur", "update", dan "transaksi", sering diiringi campuran kata bernada positif dan negatif. Banyak ulasan netral berisi deskripsi penggunaan atau informasi faktual yang tidak secara eksplisit mengekspresikan emosi kuat, sehingga secara semantik cenderung berada di tengah antara positif dan negatif.

Analisis pola kata ini penting untuk menjelaskan mengapa kelas netral sulit dikenali model, sekaligus memberikan gambaran aspek apa yang paling sering dibicarakan pada masing-masing kelas sentimen.

D. Implikasi Praktis

Secara praktis, hasil penelitian memberikan beberapa implikasi bagi pengelola aplikasi Indomaret Poinku:

a) Prioritas Perbaikan Teknis

Dominasi kata terkait "login", "buka", "error", dan "update" pada ulasan negatif mengindikasikan bahwa stabilitas aplikasi, proses autentikasi, dan manajemen versi perlu menjadi fokus utama perbaikan.

b) Penguatan Program Loyalitas

Kata "poin", "promo", dan "diskon" yang sering muncul dalam ulasan positif menandakan bahwa program loyalitas sudah cukup diapresiasi. Pengelola dapat mempertahankan bahkan memperluas skema promo dan penukaran poin yang dianggap menguntungkan pengguna.

c) Dashboard Monitoring Otomatis

Model analisis sentimen yang dihasilkan dapat diintegrasikan ke dalam dashboard pemantauan ulasan secara real-time untuk mendeteksi lonjakan keluhan dan merespons lebih cepat terhadap masalah teknis yang muncul.

1. Pengujian Fungsionalitas dengan Metode Black Box Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode black box testing untuk memastikan fungsionalitas sistem berjalan sesuai dengan spesifikasi yang ditentukan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem berhasil menangani semua skenario yang diujikan, termasuk pendaftaran calon siswa, pengelolaan data oleh admin, dan proses verifikasi data. Dengan pengujian ini, dapat dipastikan bahwa sistem siap digunakan tanpa cacat fungsional yang dapat mengganggu operasional.

E. Implikasi Akademik

Dari sisi akademik, penelitian ini menyajikan studi kasus implementasi lengkap pipeline analisis sentimen berbahasa Indonesia pada domain aplikasi ritel berbasis poin. Model dengan akurasi 90% untuk dua kelas utama (positif dan negatif) dapat dijadikan baseline untuk:

1. Perbandingan dengan algoritma lain seperti SVM, Logistic Regression, Random Forest, maupun model deep learning (LSTM, BERT).
2. Eksperimen penanganan class imbalance dengan teknik seperti

resampling, class weighting, dan data augmentation.

3. Penggunaan representasi teks yang lebih kontekstual seperti word embeddings atau model transformer berbahasa Indonesia (misalnya IndoBERT) untuk meningkatkan kemampuan model memahami konteks dan ironi.

CONCLUSION

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan, dapat disimpulkan beberapa hal berikut:

1. Model Multinomial Naive Bayes dengan TF-IDF mampu melakukan klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Indomaret Poinku di Google Play Store dengan akurasi 0,90 serta nilai precision, recall, dan F1-score tertimbang yang relatif tinggi, sehingga layak digunakan sebagai model dasar (baseline) untuk analisis sentimen pada domain serupa.
2. Distribusi Sentimen menunjukkan bahwa dari 1.816 ulasan, terdapat 902 ulasan positif, 878 ulasan negatif, dan hanya 76 ulasan netral. Hal ini mengindikasikan bahwa pengguna cenderung menulis ulasan ketika merasa sangat puas atau sangat tidak puas, sedangkan ulasan netral relatif jarang.
3. Kinerja Model per Kelas menunjukkan hasil yang baik pada kelas positif dan negatif, namun lemah pada kelas netral dengan nilai recall 0,00 akibat ketidakseimbangan data dan tumpang tindih leksikal. Kondisi ini membuka peluang penelitian lanjutan terkait penanganan kelas minoritas dan ulasan dengan sentimen campuran.
4. Analisis Pola Kata mengungkap bahwa sentimen positif terkait erat dengan kemudahan berbelanja, program poin,

promo, dan diskon, sedangkan sentimen negatif didominasi masalah teknis seperti aplikasi tidak bisa dibuka, kesulitan login, error setelah pembaruan, dan poin yang hilang atau tidak tercatat. Informasi ini dapat dimanfaatkan pengelola Indomaret Poinku untuk memprioritaskan perbaikan teknis dan pengembangan fitur yang paling berdampak bagi pengalaman pengguna.

Saran untuk pengembangan lebih lanjut adalah: (1) menerapkan teknik penyeimbangan kelas dan pelabelan manual sebagian data untuk meningkatkan akurasi kelas netral; (2) membandingkan Multinomial Naive Bayes dengan model lain yang lebih kompleks; dan (3) memperluas cakupan analisis ke level aspek (aspect-based sentiment analysis) agar dapat mengetahui sentimen pada fitur-fitur spesifik aplikasi.

REFERENCE

- [1] Nadia Tiara Rahman, "Analisa Algoritma Decision Treed dan Naïve Bayes pada Pasien Penyakit Liver," *Jurnal Fasilkom*, 2020.
- [2] Nadia Tiara Rahman, "Analisa Algoritma Decision Treed dan Naïve Bayes pada Pasien Penyakit Liver," *Jurnal Fasilkom*, 2020.
- [3] A. Gusderia, M. Ramadhan, And I. Perangin-Angin, "Data Mining Untuk Klasifikasi Data Penjualan Alat Teknik Menggunakan Metode Naive Bayesian Classifier," *Jurnal Sains Manajemen Informatika Dan Komputer*, Vol. 21, No. 2, Pp. 73–79, 2022, [Online]. Available: <https://Ojs.Trigunadharma.Ac.Id/Index.Php/Jis>
- [4] I. Iwandini, A. Triayudi, And G. Soepriyono, "Analisa Sentimen Pengguna Transportasi Jakarta Terhadap Transjakarta Menggunakan Metode Naives Bayes Dan K-Nearest Neighbor," *Journal Of Information System Research (Josh)*, Vol. 4, No. 2, Pp. 543–550, Jan. 2023, Doi: 10.47065/Josh.V4i2.2937.
- [5] I. Iwandini, A. Triayudi, And G. Soepriyono, "Analisa Sentimen Pengguna Transportasi Jakarta Terhadap Transjakarta Menggunakan Metode Naives Bayes Dan K-Nearest Neighbor," *Journal Of Information*

- System Research (Josh)*, Vol. 4, No. 2, Pp. 543-550, Jan. 2023, Doi: 10.47065/Josh.V4i2.2937.
- [6] E. Mardiani *Et Al*, "Analisis Kompleksitas Password Dengan Metode Knn, Naïve Bayes, Decision Tree, Ensemble Methods Dan Linear Regression," *Digital Transformation Technology*, Vol. 3, No. 2, Pp. 955-966, Jan. 2024, Doi: 10.47709/Digitech.V3i2.3513.
- [7] E. Mardiani *Et Al*, "Analisis Kompleksitas Password Dengan Metode Knn, Naïve Bayes, Decision Tree, Ensemble Methods Dan Linear Regression," *Digital Transformation Technology*, Vol. 3, No. 2, Pp. 955-966, Jan. 2024, Doi: 10.47709/Digitech.V3i2.3513.
- [8] A. Kaharudin, A. Agus Supriyadi, H. Baitika, And M. Derryanur, "Okta: Jurnal Ilmu Komputer Dan Science Analisis Sentimen Pada Media Sosial Dengan Teknik Kecerdasan Buatan Naïve Bayes: Kajian Literatur Review," Vol. 2, No. 6, 2023, [Online]. Available: <https://Harzing.Com/Resources/Publish-Or-Perish>
- [9] A. Kaharudin, A. Agus Supriyadi, H. Baitika, And M. Derryanur, "Okta: Jurnal Ilmu Komputer Dan Science Analisis Sentimen Pada Media Sosial Dengan Teknik Kecerdasan Buatan Naïve Bayes: Kajian Literatur Review," Vol. 2, No. 6, 2023, [Online]. Available: <https://Harzing.Com/Resources/Publish-Or-Perish>
- [10] Fitri Yani, "Metode Bagging Untuk Imbalance Naive Bayes," *Jurnal Kajian Ilmiah Universitas Bhayangkara Jakarta Raya*, 2018.
- [11] R. W. Pratiwi, D. Yusuf, And S. Nugroho, "Prediksi Rating Film Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Jurnal Teknik Elektro*, Vol. 8, No. 2, Pp. 60-63, 2016, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/>
- [12] Sigit Riyadi, "Penerapan Metode Naive Bayes Dalam Pengklasifikasi Trafik Jaringan," *Smatika Jurnal*, Vol. 07, No. 1, Pp. 20-23, 2017.
- [13] M. Fikri Eina And Y. Herry Chrisnanto, "Klasifikasi Telemarketing Menggunakan Naïve Bayes Classification Dan Wrapper Sequential Feature Selection Telemarketing Classification Using Naïve Bayes Classification And Wrapper Sequential Feature Selection," *Journal Of Information Technology And Computer Science (Intecom)*, Vol. 7, No. 4, 2024.