

Analisis Sentimen Menggunakan Support Vector Machine dan Naive Bayes Pengguna Game Roblox

Rikardo Satrio Wibowo¹, Muhammad Rakan Wafi Ramadhan²,
Jatmiko Bentang Nugroho³, Muhammad Arifin⁴

Universitas Bina Sarana Informatika, Jakarta, Indonesia¹²³⁴

rikardosatrio@gmail.com, muhamadrakan22@gmail.com, jbnugroho075@gmail.com,
muhammadarifin9724@gmail.com

Abstrak— Studi ini berfokus pada klasifikasi sentimen pengguna Roblox, *platform user-generated content* (UGC) yang berkembang pesat untuk membantu pengembang memahami kepuasan pengguna secara sistematis. Penelitian ini membandingkan kinerja algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *Naive Bayes* (NB) dengan mengatasi *research gap* dari studi sebelumnya yang hanya menggunakan dua kelas sentimen dan metode evaluasi kurang *robust*. Data sebanyak 435.846 ulasan dari Kaggle disaring menjadi 17.434 ulasan berdasarkan kriteria kejelasan teks dan kelayakan pelabelan sentimen, mengabaikan data yang tidak informatif atau ambigu. Tahapan meliputi *preprocessing* (*case folding, tokenizing, filtering, stemming*), pemodelan, dan evaluasi menggunakan *10-Fold Stratified Cross-Validation*. Hasil menunjukkan SVM mencapai kinerja sempurna (100% pada semua metrik), sedangkan NB mencatat akurasi 87,3% dengan *recall* rendah (67,4%) akibat asumsi independensi fitur dan ketidakseimbangan kelas. Simpulan menegaskan keunggulan SVM untuk analisis sentimen ini, dengan rekomendasi penggunaan algoritma lain seperti Random Forest atau BERT serta penanganan class imbalance pada penelitian mendatang.

Abstract— This study focuses on sentiment classification of Roblox users, a rapidly growing user-generated content (UGC) platform to assist developers in systematically understanding user satisfaction. The research compares the performance of the Support Vector Machine (SVM) and Naive Bayes (NB) algorithms by addressing the research gap from previous studies that used only two sentiment classes and less robust evaluation methods. Data consisting of 435,846 reviews from Kaggle were filtered to 17,434 reviews based on text clarity and feasibility of sentiment labeling, excluding non-informative or ambiguous data. Stages included preprocessing (*case folding, tokenizing, filtering, stemming*), modeling, and evaluation using *10-Fold Stratified Cross-Validation*. Results show that SVM achieved perfect performance (100% on all metrics), while NB recorded an accuracy of 87.3% with low recall (67.4%) due to feature independence assumptions and class imbalance. The conclusion confirms the superiority of SVM for this sentiment analysis, with recommendations for using other algorithms such as Random Forest or BERT and handling class imbalance in future research.

Keywords : Sentiment Analysis, Support Vector Machine, Naive Bayes, Text Classification, Roblox

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) license.



1. Pendahuluan

Dalam beberapa tahun terakhir industri *game online* telah mengalami pertumbuhan yang cukup pesat, salah satu platform yang sedang hangat diperbincangkan adalah Roblox. Roblox bukan sekedar sebuah game melainkan sebuah platform *user generated content* (UGC) yang memungkinkan pengguna untuk membuat, berbagi dan memainkan jutaan game yang dibuat oleh pengguna lain.

Roblox pertama kali dikembangkan oleh David Baszucki dan Erik Cassel pada tahun 2004 dengan nama awal *DynaBlocks* sebelum kemudian berganti nama menjadi *Roblox* pada tahun 2005 dan resmi dirilis ke publik pada tahun 2006. Platform ini awalnya dirancang sebagai lingkungan simulasi fisika dan edukasi berbasis permainan, memungkinkan pengguna untuk membuat serta memainkan game buatan sendiri. Seiring perkembangannya, Roblox berevolusi menjadi ekosistem permainan daring berbasis komunitas yang menyediakan alat pengembangan (*Roblox Studio*) untuk para *creator* menghasilkan konten game interaktif, dari tahun awal diluncurkan hingga kuartal kedua tahun 2025, menurut laporan pada situs *goodstats* Roblox memiliki 111,8 juta *daily active user* (DAU) yang menghabiskan miliaran jam setiap bulannya di platform Roblox, Sedangkan di Indonesia sendiri menurut laporan situs *kompas.com*, Roblox memiliki jumlah pengguna sebanyak 1,33 juta pengguna aktif.

Dengan popularitas yang masif tidak lepas dari modal bisnis dan ekosistem yang unik, Roblox mengandalkan komunitas pengembang dan pemain-pemainnya untuk terus berkembang. Kepuasan pengguna menjadi asset kritis yang menentukan keberlangsungan dan pertumbuhan Roblox

Mengukur kepuasan pengguna yang begitu besar dan beragam seperti Roblox merupakan tantangan yang kompleks, ulasan dan opini pengguna tersebar di berbagai macam platform seperti *App Store, Google Play*, dan media sosial. Data yang dihasilkan dari platform tersebut tidak terstruktur dan memiliki jumlah yang

sangat besar dan sulit dianalisis secara manual dengan metode tradisional. Oleh karena itu, analisis sentimen yang akurat dan komprehensif menjadi sangat mendesak untuk diterapkan, guna mengekstrak wawasan dari data ulasan yang masif ini secara efisien dan real-time, sehingga pengembang dapat merespons dengan cepat terhadap umpan balik pengguna dan meningkatkan kualitas platform secara berkelanjutan.

Untuk pengolahan data ulasan pada penelitian ini, peneliti menggunakan cabang pemrosesan data alami, yaitu *Natural Language Processing* (NLP). NLP adalah analisis sentimen, yang bertanggung jawab untuk membangun sistem yang dapat mengenali dan mengekstraksi pendapat dari teks[1]. Analisis sentimen adalah proses pengolahan teks untuk mengidentifikasi opini atau emosi, seperti bersifat positif, negatif, maupun netral [2].

Pada tahap pelabelan ini data teks berupa kalimat yang mengandung unsur kata-kata positif sekaligus negatif (sentimen campuran), Pendekatan berbasis kamus leksikon menjadi salah satu metode yang diterapkan dalam penelitian ini. Penentuan skor sentimen dilakukan dengan menjumlahkan nilai polaritas dari setiap kata yang berhasil dicocokkan dengan entri didalam setiap ulasan. Naive Bayes Adalah algoritma machine learning yang andal untuk mengkategorikan dokumen teks ke dalam kelas-kelas spesifik[3]. Keunggulan utama algoritma ini terletak pada kemampuannya yang tidak sekadar mendeteksi ada atau tidak sebuah kata, melainkan turut menghitung frekuensi kemunculan kata sebagai dasar perhitungan. Di sisi lain, Support Vector Machine (SVM) dikenal luas sebagai algoritma yang mumpuni untuk tugas klasifikasi maupun regresi. Nilai tambah utama dari metode ini adalah kemampuannya memetakan data non-linear ke dalam ruang dimensi yang tinggi sehingga dapat dipisahkan secara linear melalui mekanisme fungsi kernel [4].

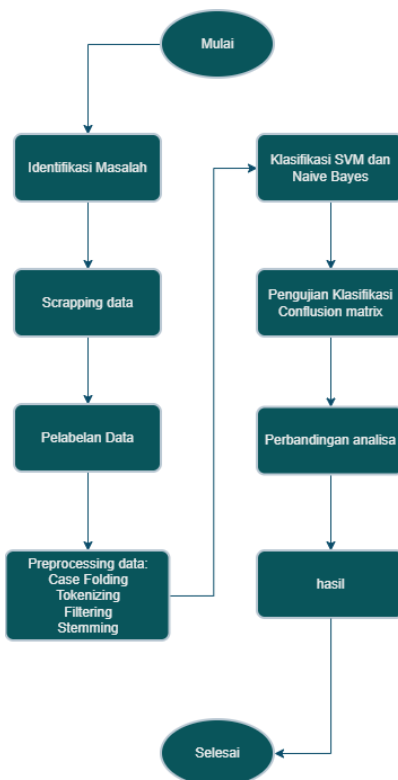
Berdasarkan penelitian sebelumnya, penelitian mengenai analisis sentimen pada ulasan pengguna game *Roblox* telah dilakukan sebelumnya, mereka berhasil mengklasifikasikan sentimen menjadi positif dan negatif menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Naïve Bayes* (NB) pada dataset 10.000 ulasan dari *Google Play Store*. Hasilnya menunjukkan bahwa SVM unggul dengan akurasi 90%, sementara NB mencapai 72.4%. Namun, penelitian tersebut memiliki beberapa keterbatasan, seperti penggunaan pembagian data *train-test split* konvensional (90:10, 80:20) yang berpotensi menyebabkan evaluasi model kurang robust, serta pelabelan sentimen yang hanya terbatas pada dua kelas (positif dan negatif) tanpa mempertimbangkan kelas netral [5]. Penelitian ini dikembangkan dari studi sebelumnya dengan sejumlah penyempurnaan metodologis dan substantif. Dari segi cakupan data, kajian ini memanfaatkan basis data yang lebih luas dan berasal dari sumber yang berbeda, yaitu *platform Kaggle*, dengan ratusan ribu ulasan awal yang kemudian disaring secara ketat. Pendekatan ini tidak hanya memperkaya variasi sampel tetapi juga meningkatkan potensi generalisasi temuan.

Pada aspek klasifikasi, studi ini memperkenalkan dimensi baru dengan memasukkan kategori sentimen netral, di samping positif dan negatif. Hal ini memberikan nuansa yang lebih kaya dalam menganalisis opini pengguna, mengakomodasi ekspresi ulasan yang tidak bersifat mutlak. Dari sisi evaluasi model, penelitian ini mengadopsi teknik validasi silang berlapis yang ketat, yang memastikan bahwa performa algoritma diukur dengan lebih stabil, mengurangi ketergantungan pada pembagian data yang bersifat acak dan sekali waktu. Temuan inti penelitian ini tidak hanya mengukuhkan keunggulan algoritma SVM yang telah dilaporkan sebelumnya, tetapi juga berhasil mengungkap capaian akurasi sempurna dalam kondisi tertentu. Analisis lebih lanjut berhasil mengidentifikasi akar permasalahan pada algoritma Naïve Bayes dengan lebih mendalam, khususnya keterbatasannya dalam menangani distribusi data yang tidak seimbang dan kompleksitas linguistik teks ulasan. Implikasi dari temuan ini menghasilkan rekomendasi yang lebih operasional dan terarah, mencakup saran penggunaan algoritma alternatif, strategi penyeimbangan data, serta pengembangan analisis sentimen yang lebih rinci dan real-time.

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna pada game *roblox* yang dimana hasil dari penelitian ini dapat bermanfaat untuk pengembang agar dapat mengevaluasi dari setiap ulasan negatif yang dikeluhkan oleh pengguna.

2. Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh pada *website kaggle*. Data yang dikumpulkan mencakup periode 2022 hingga 2024, dengan total 17.434 ulasan. Setelah melalui proses penyaringan ketat berdasarkan kejelasan teks dan kelayakan untuk dilabeli secara leksikon, diperoleh 17.434 ulasan yang memenuhi kriteria untuk analisis lebih lanjut. Adapun tahapan penelitian yang digunakan adalah sebagai berikut :



Gambar 1. Flowchart Tahapan Penelitian Klasifikasi Teks Menggunakan Metode SVM dan Naive Bayes.

Penelitian ini dimulai dengan *scraping* data, *Scrapping data* merupakan proses mengambil data komentar atau ulasan pengguna terhadap suatu platform[6] yang kemudian data tersebut diolah kedalam suatu format yang dapat disimpan dan diolah. Kami pada penelitian ini kami melakukan *scraping data* pada website kaggle.

sentiment	reviewId	userName	content	score
Positive	369f203b-4a05...	MST calamité C...	Is a good game...	5
Positive	b6fd4ed1-5f5e...	Yoan Lozanolop...	fun	5
Positive	36838331-2025...	Puseletso Maph...	fun and good e...	5
Positive	922bd1bd-816...	Diego Perez Go...	good games to ...	5
Positive	92cf919a-6056...	Rajesh Vangani	Good	5
Positive	9096123f-0d76...	braveacastic Ga...	Nostalgia is on...	5
Negative	c536c13f-eb8a...	Moumita GIRI ...	The app does n...	1
Negative	487a8389-9078...	Kani Balraj	The game was ...	1
Positive	83640ed1-817a...	waiyaki raphael	Best	5
Positive	5ec37d6f-073d...	CEC	goodgime	5
Positive	adce094c-3dfb...	Tracy Siga	It has roleplay	5
Positive	0885abc7-1e37...	Aman	I love i love i lo...	5
Positive	182bb1a4-d71f...	Paige Stacy	Best game no l...	5
Positive	c054351a-fb39...	Masoud Taheri	so good game	5
Positive	0d7451b1-63fb...	Azzalea Jewel	i like this game ...	5
Negative	ae0a6d58-a1dd...	Alysha Nkinzi	they banned m...	1
Positive	fb03a303-5f3e...	Carlson Mckoy	Good	5

Gambar 2. Tampilan Sampel Data Review dan Hasil Pelabelan Sentimen Awal.

Setelah data terkumpul, tahap selanjutnya adalah pelabelan data (*sentiment labeling*) untuk mengkategorikan ulasan ke dalam kelas sentimen positif, negatif, dan netral. Pendekatan yang digunakan adalah berbasis kamus leksikon (*lexicon-based*) yang memanfaatkan daftar kata dengan nilai polaritas yang telah ditetapkan. Penentuan skor sentimen untuk setiap ulasan dilakukan dengan menghitung selisih antara jumlah kata positif dan kata negatif yang terdapat dalam teks ulasan tersebut. Rumus yang digunakan untuk perhitungan skor sentimen adalah sebagai berikut:

$$\text{Skor Sentimen} = (\Sigma \text{kata positif}) - (\Sigma \text{kata negatif}) \quad (1)$$

Dengan Σ kata positif menunjukkan jumlah kata bernilai positif dan Σ kata negatif menunjukkan jumlah kata bernilai negatif yang terdeteksi dalam satu ulasan. Berdasarkan skor yang dihasilkan, ulasan kemudian diklasifikasikan: skor > 0 sebagai positif, skor < 0 sebagai negatif, dan skor $= 0$ sebagai netral. Proses ini memungkinkan pelabelan otomatis dalam skala besar.

Proses selanjutnya adalah pemrosesan data (*preprocessing*) yang terdiri dari beberapa tahap. Pertama, *case folding* dilakukan untuk menyeragamkan semua huruf menjadi huruf kecil dan mencegah sistem membedakan kata yang sama hanya karena perbedaan kapitalisasi[7]. Contoh: “Game”, “GAME”, dan “game” akan diubah menjadi “game”. Kedua, *tokenizing* adalah proses memecah teks menjadi unit kata individu (token) atau *unigram*, yang memudahkan analisis frekuensi kemunculan kata[8]. Contoh: “saya suka game ini” akan dipecah menjadi [‘saya’, ‘suka’, ‘game’, ‘ini’]. Ketiga, *filtering* bertujuan membersihkan data dari tanda baca, simbol, huruf non-alfabet, serta kata-kata umum (*stopwords*) yang tidak signifikan. Penelitian ini menggunakan daftar stopwords bahasa inggris dari repositori Github untuk menghapus kata seperti “the”, “is”, “at”, “which” [9]. Terakhir, *stemming* dilakukan untuk mengembalikan kata turunan ke bentuk dasarnya (root word) dengan menghapus kata himbuan, seperti mengubah “playing” menjadi “play”, guna menyederhanakan variasi kata dan meningkatkan efektivitas algoritma klasifikasi [10].

Setelah data siap, tahap berikutnya adalah *feature extraction* menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh model *machine learning*. Kemudian, dilakukan pemodelan klasifikasi menggunakan dua algoritma, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Naive Bayes* (NB). Kedua model dilatih dengan data yang telah diproses.

3. Hasil dan Pembahasan

Pengujian model ini dilakukan dengan menggunakan metode *10-Fold Stratified Cross-Validation* untuk memastikan bahwa model dievaluasi secara adil dan kokoh. Data juga dibagi menjadi 10 bagian, di mana model dilatih pada 9 bagian dan diuji pada 1 bagian, proses ini diulang sebanyak 10 kali. Total data yang digunakan dalam pengujian ini adalah 17.434 ulasan.

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
SVM	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Naive Bayes	0.929	0.873	0.871	0.894	0.873	0.674

Gambar 3. Perbandingan *Metrix Evaluasi Model SVM dan Naive Bayes*

Berdasarkan gambar 1, terlihat perbedaan performa yang cukup cukup signifikan antara kedua model. Model SVM sendiri berhasil mencapai skor sempurna 1.000 (100%) pada semua metrik evaluasi, termasuk *Area Under Curve* (AUC), *Classification Accuracy* (CA), *F1-Score*, *Precision* dan *Recall*. Sementara itu, untuk model *Naive Bayes* mencatat kinerja yang lebih rendah. Meskipun *Classification Accuracy* (CA) tergolong baik di angka 0.873 (87.3%), namun lainnya menunjukkan kelemahan, terutama pada *Recall* (0.674).

		Predicted			Σ
		Negative	Neutral	Positive	
Actual	Negative	100.0 %	0.0 %	0.0 %	2381
	Neutral	0.0 %	100.0 %	0.0 %	695
	Positive	0.0 %	0.0 %	100.0 %	14358
Σ		2381	695	14358	17434

Gambar 4. Hasil dari *Confusion Matrix Model SVM*

Hasil evaluasi menggunakan *Confusion Matrix*, pada pengujian model SVM, visualisasi matriks menunjukkan tingkat akurasi yang sempurna, di mana seluruh data uji terdistribusi tepat pada garis diagonal utama dengan proporsi prediksi mencapai 100% untuk ketiga kelas (*Negative*, *Neutral*, *Positive*). Meskipun hasil ini menunjukkan kemampuan klasifikasi yang ideal, kesempurnaan prediksi mutlak seperti ini mengindikasikan adanya anomali metodologis, khususnya kemungkinan terjadinya *overfitting* atau penggunaan data yang sama untuk proses pelatihan dan pengujian (*testing on training data*).

		Predicted			Σ
		Negative	Neutral	Positive	
Actual	Negative	51.8 %	NA	0.0 %	2381
	Neutral	15.1 %	NA	0.0 %	695
	Positive	33.0 %	NA	100.0 %	14358
Σ		4593	0	12841	17434

Gambar 5. Hasil dari Confusion Matrix Model Naive Bayes

Hasil pada algoritma *Naive Bayes* merefleksikan tantangan nyata yang disebabkan oleh ketidakseimbangan distribusi kelas (*class imbalance*) dalam dataset. Data didominasi secara signifikan oleh kelas *Positive* (14.358 sampel), sementara kelas *Neutral* merupakan minoritas ekstrem (695 sampel). Hal ini menyebabkan model mengalami bias terhadap kelas mayoritas dan gagal mengenali pola kelas minoritas, yang terbukti dari kegagalan total model dalam memprediksi kelas *Neutral* (tidak ada data yang diklasifikasikan sebagai *Neutral*). Selain itu, presisi pada prediksi kelas *Negative* tergolong rendah (51,8%), karena model cenderung melakukan kesalahan klasifikasi (*misclassification*) dengan melabeli sejumlah besar data *Positive* dan *Neutral* sebagai *Negative*.

Pada gambar 6. *Word Cloud* jelas menunjukkan bahwa perasaan umum yang diungkapkan bersifat positif. Sikap positif ini sebagian besar dibentuk oleh kata-kata yang menggambarkan pengalaman menyenangkan, kepuasan, dan kegembiraan dari pengguna. Kata-kata seperti “love,” “good,” “great,” “awesome,” “cool,” “nice,” “enjoy,” “favorite,” “hope,” “happy,” dan “thank” sering muncul, menunjukkan bahwa pengguna merasa bahagia dan menikmati waktu mereka. Selain itu, istilah seperti “creative,” “free,” “playing,” dan “adventure” menyoroti pentingnya kreativitas dan kebebasan untuk terlibat dalam aktivitas yang menyenangkan bagi pengguna, menunjukkan bahwa platform ini dianggap sebagai ruang untuk ekspresi dan kesenangan.



Gambar 6. Representasi Frekuensi Kata pada Data (Word Cloud) Positif Setelah Proses Preprocessing.

Sementara pada gambar 7. jelas bahwa emosi umum yang muncul adalah netral. Kesan ini timbul dari kombinasi yang seimbang antara frasa netral, negatif, dan positif, tanpa ada kelompok emosi tertentu yang menonjol secara jelas. Di satu sisi, istilah seperti “amaz,” “nice,” “love,” “fun,” “enjoy,” dan “best” menunjukkan hal-hal yang dianggap menarik oleh orang. Di sisi lain, istilah seperti “toxic,” “annoy,” “bad,” “hate,” “bug,” “laggi,” “crash,” dan “error” menandakan keluhan dan masalah.



Gambar 7. Representasi Frekuensi Kata pada Data (Word Cloud) Netral Setelah Proses Preprocessing.

Secara keseluruhan pada gambar 8. perasaan yang digambarkan sangat negatif berdasarkan awan kata yang dibuat. Kata-kata keras seperti "horrible", "suck", "trash", "stupid", "annoy", dan "cheat" mencerminkan rasa frustrasi, kemarahan, dan kekecewaan yang mendalam. Banyak masalah teknis seperti "bug", "crash", "lag", dan "glitch" tampaknya menyebabkan pengalaman pengguna menjadi tidak menyenangkan. Kata-kata seperti "hack", "ban", "eksploit", dan "report" menunjukkan lingkungan yang dianggap tidak aman dan penuh dengan kecurangan, yang menunjukkan kekhawatiran tentang keamanan dan keadilan juga sangat menonjol.



Gambar 8. Representasi Frekuensi Kata pada Data (Word Cloud) Negatif Setelah Proses *Preprocessing*.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis, disimpulkan bahwa metode *Support Vector Machine* (SVM) secara signifikan lebih unggul daripada *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna Roblox, dengan akurasi sempurna (100%) pada semua metrik evaluasi. Faktor yang mungkin berkontribusi terhadap hasil ini antara lain proses *preprocessing* yang sangat ketat, meliputi *case folding*, *tokenizing*, *filtering* menggunakan *stopwords*, dan *stemming*, yang berhasil membersihkan *noise* dan menyederhanakan variasi kata, sehingga data menjadi lebih terstruktur dan mudah dipisahkan oleh SVM. Selain itu, penggunaan *lexicon-based labeling* menghasilkan dataset dengan polaritas yang relatif jelas, serta penerapan *10-Fold Stratified Cross-Validation* yang mengurangi risiko *overfitting* dan meningkatkan stabilitas evaluasi. Di sisi lain, *Naïve Bayes* menunjukkan keterbatasan dalam menangani karakteristik data teks, seperti yang tercermin dari nilai *recall* yang rendah (0.674) meskipun akurasi keseluruhan cukup baik (87.3%), akibat asumsi kemandirian fitur yang kurang sesuai dengan konteks bahasa alami. Keandalan temuan ini didukung oleh penerapan *10-Fold Stratified Cross-Validation*, yang memastikan evaluasi model kokoh dan meminimalkan *overfitting*. Selain itu, *preprocessing data* yang komprehensif memainkan peran penting dalam meningkatkan kemampuan model untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen dengan akurat.

5. Daftar Pustaka

- [1] N. Aurelia Salsabila, U. Sa, and F. Fauzi, "PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Tokopedia Menggunakan Klasifikasi Naïve Bayes," vol. 7, pp. 44–51, 2024, [Online]. Available: <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.tokopedia.tkpd&hl=en>
- [2] B. A. Maulana, M. J. Fahmi, A. M. Imran, and N. Hidayati, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Pluang Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM)," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, Feb. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1206.
- [3] A. Perdana, A. Hermawan, and D. Avianto, "Analisis Sentimen Terhadap Isu Penundaan Pemilu di Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 11, no. 2, pp. 195–200, Jul. 2022, doi: 10.32736/sisfokom.v11i2.1412.
- [4] I. Irawan, Wardianto, and H. Wathan, "Studi Perbandingan: Algoritma Random Forest, Naive Bayes Dan Support Vector Machine Dalam Analisis Sentimen Pada Aplikasi Capcut Di Google Play Store," Oct. 2024.
- [5] A. F. Alkindi and N. Nasution, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA PADA GAME ROBLOX DENGAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE DAN NAIVE BAYES," *J-Com (Journal of Computer)*, vol. 4, no. 2, pp. 164–177, Jul. 2024, doi: 10.33330/j-com.v4i2.3319.
- [6] A. P. Astuti, S. Alam, and I. Jaelani, "Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dengan Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Pada Aplikasi BRImo," *Bangkit Indonesia*, vol. XI, no. 02, 2022.
- [7] N. Arlisa Irdianto and R. Amanda Putri, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine Pada Review Aplikasi Tiktok," Aug. 2024.
- [8] A. Mudya Yolanda and R. Tri Mulya, "Implementasi Metode Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Sayurbox di Google Play Store," *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, vol. 6, no. 2, pp. 76–83, 2024, doi: 10.35580/variansiunnm258.

- [9] M. Aldiansyah Pratama, F. N. Hasan, and M. A. Pratama, "Comparison of the Naïve Bayes Method and Support Vector Machine in Sentiment Analysis of Genshin Impact Game Reviews," 2024. [Online]. Available: www.trigin.pelnus.ac.id
- [10] O. I. Gifari, M. Adha, I. Rifky Hendrawan, F. Freddy, and S. Durrand, "Analisis Sentimen Review Film Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine," *JIFOTECH (JOURNAL OF INFORMATION TECHNOLOGY)*, vol. 2, no. 1, 2022.

5. Penulis



Rikardo
Fakultas Teknik & Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika,
Bekasi, Indonesia.
Mahasiswa aktif Universitas Bina Sarana Informatika.



Rakan
Fakultas Teknik & Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika,
Bekasi, Indonesia.
Mahasiswa aktif Universitas Bina Sarana Informatika.



Jatmiko
Fakultas Teknik & Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika,
Bekasi, Indonesia.
Mahasiswa aktif Universitas Bina Sarana Informatika.



Arifin
Fakultas Teknik & Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika,
Bekasi, Indonesia.
Mahasiswa aktif Universitas Bina Sarana Informatika.