

Analisis Performa Algoritma Naïve Bayes dan SVM Menggunakan Python Pada Ulasan Sentimen Game Roblox

Dia Komalla*, RG Guntur Alam, Ardi Wijaya

Fakultas Teknik, Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Bengkulu, Indonesia

Email: ¹deakomalla17@gmail.com, ²rggunturalam@umb.ac.id, ³ardiwijaya@umb.ac.id

Email Penulis Korespondensi: deakomalla17@gmail.com

Submitted 02-12-2025; Accepted 31-12-2025; Published 31-12-2025

Abstrak

Ketidakseimbangan ulasan pengguna game Roblox menimbulkan tantangan akurasi dalam klasifikasi sentimen, di mana jumlah ulasan positif jauh lebih banyak dibandingkan ulasan negatif, sehingga membuat proses klasifikasi menjadi tidak akurat terutama saat mengenali sentimen negatif. Untuk itu penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine dalam mengklasifikasikan sentimen pada data tidak seimbang. Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu web scraping, pre-processing, pelabelan otomatis menggunakan CNN, pembagian data, pelatihan model, hingga pengujian performa menggunakan Confusion Matrix. Temuan penelitian menunjukkan bahwa Naïve Bayes cenderung mengklasifikasikan sebagian besar sampel sebagai kelas positif, sehingga meskipun recall pada kelas positif sangat tinggi yaitu 0.995–0.997, performanya pada kelas negatif menjadi rendah dan tetap tidak seimbang pada seluruh rasio pengujian. Sebaliknya, SVM menghasilkan akurasi lebih tinggi serta performa yang lebih stabil, dengan nilai Macro-F1 sebesar 0.740–0.769 dan AUC-PR sebesar 0.936–0.942. Selain itu, perbedaan performa antara kedua model signifikan secara statistik dengan nilai p-value 0.001 dan 0.0004, menegaskan bahwa SVM lebih efektif dalam mengenali kelas mayoritas maupun minoritas. Namun dari sisi efisiensi komputasi, Naïve Bayes lebih unggul dengan waktu pelatihan yang sangat singkat yaitu 0.003–0.016 detik. Dengan demikian, SVM dinyatakan lebih unggul dan lebih dapat diandalkan untuk analisis sentimen pada data tidak seimbang seperti ulasan game Roblox, sedangkan Naïve Bayes lebih cocok digunakan ketika kecepatan pemrosesan menjadi prioritas.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Naive Bayes; Performa; SVM

Abstract

The imbalance of user reviews in the Roblox game creates accuracy challenges in sentiment classification, where the number of positive reviews significantly exceeds negative ones, causing the model to struggle particularly in identifying negative sentiment. This study aims to compare the performance of the Naïve Bayes and Support Vector Machine algorithms in classifying sentiment on imbalanced data. The research was conducted through several stages, including web scraping, pre-processing, automatic labeling using CNN, data splitting, model training, and performance evaluation using a Confusion Matrix. The findings reveal that Naïve Bayes tends to classify most samples as positive, resulting in very high recall for the positive class, reaching 0.995–0.997, but poor performance on the negative class, leading to consistent imbalance across all test ratios. In contrast, SVM achieves higher accuracy and more stable performance, with a Macro-F1 score of 0.740–0.769 and an AUC-PR of 0.936–0.942. The performance differences between the two models are statistically significant, with p-values of 0.001 and 0.0004, indicating that SVM is more effective in identifying both majority and minority classes. However, in terms of computational efficiency, Naïve Bayes is superior, requiring only 0.003–0.016 seconds of training time. Therefore, SVM is considered more reliable and robust for sentiment analysis on imbalanced data such as Roblox game reviews, whereas Naïve Bayes is more suitable when processing speed is the priority.

Keywords: Naïve Bayes; Performance; SVM; Sentiment Analysis

1. PENDAHULUAN

Perkembangan dalam teknologi digital telah memberikan pengaruh besar pada cara hidup masyarakat, khususnya kalangan muda yang semakin banyak menggunakan platform hiburan yang berasal dari internet, telah mempermudah akses terhadap berbagai aktivitas, seperti komunikasi, pembelajaran, akses informasi, hiburan digital termasuk *game online*. *Game online* adalah aplikasi yang dapat dimainkan oleh banyak pengguna bersamaan secara online melalui internet dan semakin populer tergantung pada daya tariknya [1]. Penggunaan platform digital membuat komentar dari pengguna menjadi salah satu sumber informasi yang sangat bernilai, terutama di sektor game. Salah satu game yang sangat populer saat ini adalah game Roblox. Roblox merupakan contoh utama dari dunia virtual yang melibatkan partisipasi. Menurut Data Reportal dalam penelitian Yulastika, T., & Fitriana (2023), pada kuartal pertama tahun 2022 Roblox mencatat lebih dari 54 juta pengguna aktif harian secara global dan menempati peringkat sebagai game mobile paling populer ketujuh di Indonesia, menjadikannya sebagai ekosistem yang kaya untuk mempelajari perilaku pengguna, dinamika konten, serta pola keterlibatan [2]. Roblox memberikan kesempatan bagi pengguna untuk merancang dan menerbitkan permainan dengan menggunakan mesin dan alat pemrogramannya sendiri, menghasilkan berbagai genre yang luas seperti aksi, simulasi, petualangan, termasuk juga pendidikan dan hiburan [3].

Analisis sentimen ialah salah satu cabang dari text mining, metode ini sering digunakan dalam pemrosesan bahasa alami yang berfungsi untuk mengidentifikasi emosi yang tersimpan dalam suatu teks. Ini merupakan alat yang sangat berguna untuk memahami pandangan umum, perasaan, dan reaksi terhadap produk, layanan, atau gagasan tertentu. Teknik ini sering dipakai untuk menganalisis ulasan, tanggapan, dan platform media sosial guna memperoleh pemahaman mengenai sikap masyarakat [4] [5]. Metode analisis sentimen yang banyak digunakan antara lain adalah Naïve Bayes dan Support Vector Machine [6]. Klasifikasi Naive Bayes merupakan sebuah teknik untuk mengklasifikasikan dengan memanfaatkan perhitungan probabilitas, diusulkan sebagai cara untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan dalam

akurasi klasifikasi positif dan negatif [7] [8]. Support Vector Machine (SVM) merupakan suatu metode yang menganalisis sejumlah parameter nilai diskrit yang dikenal sebagai kumpulan kandidat yang bertujuan untuk mencari pemisah terbaik di antara jenis-jenis sentiment [6] [9].

Namun dari ulasan pengguna game Roblox muncul permasalahan terkait bagaimana cara mengelompokkan ulasan dengan tepat agar dapat memberikan informasi yang relevan. Naïve Bayes dan Support Vector Machine adalah dua algoritma yang paling sering diterapkan dalam kasus pengelompokan teks karena kesederhanaan, kecepatan, dan kemampuan untuk melakukan generalisasi dengan baik. Tetapi, tidak semua dataset menghasilkan performa yang sama serta efektivitasnya sangat bergantung pada jenis data dan cara pemrosesannya, sehingga penting untuk mengevaluasi kemampuan kedua algoritma tersebut dalam konteks ulasan game Roblox.

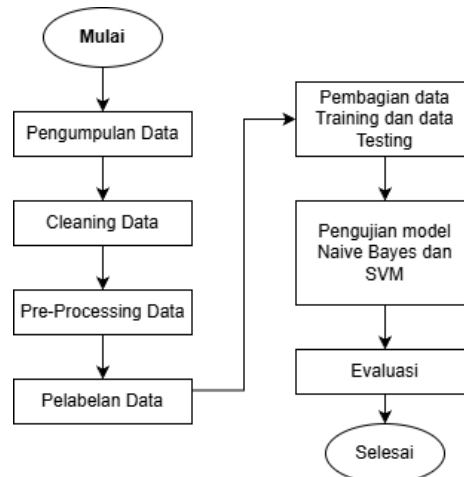
Studi-studi terkait teknik klasifikasi tersebut dirangkum di bawah ini. Salah satu penelitian mengkaji analisis sentimen terhadap gadget Samsung Galaxy Z Flip 3 dengan memanfaatkan komentar pengguna dari YouTube, menggunakan dataset sebanyak 9.597 komentar. Penelitian tersebut mengadopsi model CRISP-DM serta membandingkan ketiga algoritma klasifikasi, yakni Naïve Bayes (NB), Support Vector Machine (SVM), dan k-Nearest Neighbor (k-NN), guna menilai metode mana yang paling optimal dalam mengklasifikasikan sentimen. Hasil evaluasi memperlihatkan bahwa algoritma SVM menghasilkan kinerja terbaik dibandingkan dengan NB dan k-NN. Akurasi rata-rata yang dicapai SVM adalah 96,43%, sementara NB 83,54% dan k-NN 59,68%. Temuan ini mengindikasikan bahwa SVM merupakan pendekatan yang paling efektif untuk mengklasifikasikan komentar sentimen dalam penelitian tersebut [10]. Penelitian lain melakukan analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi “*Ojol The Game*” yang dikumpulkan dari *Google Play Store*, dengan menggunakan dataset sebanyak 995 ulasan. Studi ini membandingkan performa dua algoritma, yaitu Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM), untuk mengidentifikasi metode yang lebih unggul dalam mengkategorikan sentimen menjadi positif atau negatif. Hasilnya menunjukkan bahwa Naïve Bayes mencapai akurasi lebih tinggi sebesar 92%, dibandingkan SVM yang 90%. Namun, pada evaluasi kelas negatif, SVM unggul dalam metrik recall (20%) dan F1-Score (24%), sementara Naïve Bayes hanya mencapai recall 6% dan F1-Score 11% [11]. Studi lain berfokus pada analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi layanan publik M-Paspor, dengan data berasal dari komentar pengguna di *Google Play Store*. Sebanyak 5.934 komentar digunakan sebagai dataset dalam penelitian ini. Tujuannya adalah membandingkan efektivitas dua metode klasifikasi, yaitu Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM), untuk analisis sentimen pada ulasan aplikasi tersebut. Berdasarkan hasil pengujian, algoritma SVM menunjukkan performa akurasi yang lebih unggul, yaitu 80,76%, dibandingkan dengan Naïve Bayes yang mencapai 78,12%. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa SVM merupakan pendekatan yang lebih efektif dalam mengklasifikasikan sentimen pada ulasan aplikasi M-Paspor. Oleh karena itu, penerapan metode SVM direkomendasikan untuk mengevaluasi masukan pengguna guna peningkatan kualitas layanan [12]. Selanjutnya Sebuah penelitian berjudul “Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan SVM pada Analisis Sentimen Spotify” menguji performa kedua algoritma tersebut. Penelitian ini menggunakan 1.500 data ulasan Spotify yang telah menjalani proses preprocessing. Dengan proporsi pembagian data 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian, akurasi dari Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dibandingkan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes meraih akurasi lebih tinggi, yaitu 86,4%, dibandingkan SVM yang mencapai 84%. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa pada konteks penelitian ini, metode Naïve Bayes memiliki kinerja yang lebih baik dalam mengklasifikasikan sentimen dari ulasan aplikasi Spotify [13]. Selanjutnya, sebuah penelitian lain melakukan perbandingan kinerja model Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan BERT dalam mengklasifikasikan sentimen dari ulasan aplikasi Yummy. Studi ini menganalisis ketiga algoritma tersebut menggunakan dataset sebanyak 6.773 ulasan yang dikategorikan sebagai positif atau negatif. Setelah melalui tahap preprocessing, data diproses dengan teknik TF-IDF untuk model Naïve Bayes dan SVM, sementara model BERT menggunakan token embedding. Hasil penelitian mengungkapkan bahwa SVM mencatat performa tertinggi dengan akurasi 94%. Di sisi lain, Naïve Bayes dan BERT masing-masing mencapai akurasi 90%. Berdasarkan temuan ini, dapat disimpulkan bahwa SVM merupakan metode yang paling optimal untuk tugas klasifikasi sentimen pada teks berbahasa Indonesia dalam konteks penelitian tersebut [14].

Dalam penelitian sebelumnya, analisis performa hanya terbatas pada pengukuran presisi, akurasi, recall, dan F1 score. Namun, pada penelitian ini peneliti tidak hanya melakukan analisis performa yang sama, tetapi juga menambahkan perbandingan antara kedua algoritma dengan memasukkan metrik tambahan seperti macro F1, AUC-PR, waktu pelatihan (Training Time), waktu inferensi per baris (Inference ms/row), dan nilai P (P-Value). Hal ini bertujuan untuk mengevaluasi perbedaan secara signifikan antara kedua metode yang digunakan serta menghasilkan performa klasifikasi yang lebih akurat dan seimbang pada data sentimen yang tidak seimbang. Selain itu, penelitian ini juga akan menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi kinerja kedua algoritma, seperti ketidakseimbangan data dan variasi rasio data. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan saran teknis kepada pengembang, terutama terkait dengan pemilihan dan penyesuaian algoritma analisis sentimen yang paling sesuai untuk konteks game Roblox.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian adalah urutan langkah-langkah yang terstruktur dan sistematis yang dilakukan dalam penelitian. Berikut tahap penelitian yang digunakan dapat dilihat seperti pada gambar 1:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan gambar 1 tahapan penelitian dapat dijabarkan sebagai berikut.

a. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan mencakup ulasan dalam rentang waktu satu tahun, mulai 22 Juli hingga 15 Oktober 2025. Periode ini dinilai cukup untuk mengakomodasi beragam pengalaman pengguna dan mengamati dinamika sentimen terhadap aplikasi *game Roblox*. Sebanyak 3.000 data berhasil dikumpulkan melalui teknik *web scraping* dengan memanfaatkan pustaka *Python* di platform *Google Colaboratory*, kemudian disimpan dalam format *CSV* untuk proses analisis lebih lanjut.

b. Cleaning Data

Cleaning data merupakan tahap pembersihan teks dengan menghilangkan elemen-elemen tidak relevan seperti karakter khusus, simbol dari setiap ulasan, guna mengurangi gangguan dan mempersiapkan data untuk proses klasifikasi yang lebih akurat [15]. Adapun tahapan *cleaning* data yaitu dimulai dari menghapus emoji, simbol-simbol, karakter titik, koma serta menghapus angka-angka dan spasi yang berlebih yang terdapat pada ulasan *game roblox*.

c. Pre-Processing Data

Tahap *pre-processing* data dilakukan untuk memastikan kesesuaian data dengan kebutuhan sistem yang dikembangkan. Proses ini meliputi reduksi kosakata, pembersihan data dari gangguan (*noise*), serta penataan struktur data. Melalui langkah-langkah tersebut, diharapkan proses analisis berikutnya dapat berlangsung lebih cepat dan efektif [16]. *Case Folding* merupakan tahap pertama dalam *pre-processing* data, di mana semua karakter teks dikonversi ke bentuk huruf kecil atau besar. Proses ini menyeragamkan penulisan dan menghilangkan ambiguitas kapitalisasi, sehingga teks siap untuk tahap analisis berikutnya [17]. Tahap berikutnya adalah *Normalization*, di mana kata-kata tidak baku dalam teks dikonversi menjadi bentuk bakunya sesuai dengan kaidah KBBI [18]. Melalui *Tokenizing*, sebuah teks dipecah menjadi komponen-komponen dasarnya, yaitu kata-kata atau frasa guna mempersiapkannya untuk analisis lebih lanjut [9]. Tahap *Stopword Removal* adalah proses penghapusan kata-kata umum yang sering muncul dalam suatu bahasa namun tidak memiliki nilai informasi atau makna yang signifikan bagi analisis teks [11]. Selanjutnya, *Stemming* adalah proses mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya dengan cara menghilangkan seluruh afiks mulai dari awalan, sisipan, akhiran, hingga konfiks pada kata-kata turunan [19].

d. Pelabelan Data (batas parafrase)

Pelabelan data dilakukan setelah tahap *pre-processing* data, yang bertujuan untuk memberikan keterangan mengenai kategori setiap ulasan dari pengguna dalam dataset. Dalam penelitian ini, kategori dibagi menjadi dua, yaitu positif dan negatif. Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dipilih untuk melakukan pelabelan karena kemampuannya yang telah diakui dalam bidang klasifikasi. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa CNN menawarkan efektivitas dan performa superior dalam mengklasifikasikan data [20]. Hasil penelitian Egamo dan Hermawan (2023) menunjukkan bahwa akurasi pelabelan data dapat mencapai 95% dengan memanfaatkan model YOLOv5 dalam arsitektur CNN [21].

e. Data Training dan Data Testing

Pada tahap ini, data yang telah diberi label dipisahkan menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data pengujian. Penelitian ini menerapkan beberapa variasi rasio pembagian data, yakni 20:80 (20% sebagai data uji dan 80% sebagai data latih), 30:70 (30% data uji dan 70% data latih), serta 40:60 (40% data uji dan 60% data latih). Pembagian ini digunakan untuk mengevaluasi performa model secara lebih menyeluruh.

f. Pengujian Model

Pada tahapan ini, pengujian dilakukan menggunakan dua metode klasifikasi, yaitu Naïve Bayes dan Support Vector Machine. Kedua metode tersebut dilatih menggunakan library bahasa pemrograman *Python* di *Google*

Colaboratory. Proses dimulai dengan mengimplementasikan sintaks kode untuk menginput file Excel, dilanjutkan dengan memuat data, membagi data, dan menerapkan TF-IDF untuk menganalisis teks. Setelah itu, model dilatih dengan Naïve Bayes dan SVM. Selanjutnya, ditambahkan sintaks kode untuk menghitung akurasi, macro-F1, recall, AUC-PR, inference/row, dan p-value (McNemar) guna mengetahui perbandingan performa antara kedua algoritma. Sehingga diperoleh hasil pengujian meliputi akurasi, macro-F1, precision, recall, AUC-PR, waktu pelatihan, inference ms/row, dan p-value.

g. Evaluasi

Proses evaluasi dilaksanakan untuk memahami kinerja dan ketepatan dari sebuah model yang sudah dilatih dalam mengklasifikasikan sentimen ke dalam kategori yang telah ditentukan, berdasarkan hasil yang diperoleh dari pelatihan model. Dalam proses evaluasi model, digunakan *confusion matrix* untuk melihat jumlah prediksi yang benar maupun yang salah pada tugas klasifikasi. Melalui matriks ini, berbagai metrik kinerja seperti accuracy, precision, recall, dan F1-score dapat dihitung. Accuracy menggambarkan seberapa sering model menghasilkan prediksi yang benar, precision menunjukkan tingkat ketepatan pada prediksi kelas positif, recall mengukur sejauh mana model mampu menemukan seluruh data positif, sementara F1-score merupakan rata-rata harmonis antara precision dan recall [19].

2.2 Data Mining

Data mining adalah komponen dalam proses Knowledge Discovery in Database (KDD) yang berfokus pada penemuan pola dan informasi baru dari data yang besar. Proses ini melibatkan teknik ilmiah, analisis, interpretasi, dan visualisasi. Tujuan utama KDD adalah untuk mengekstrak informasi yang bernilai, mudah dipahami, serta baru dari dataset yang kompleks dan besar [22]. Selain itu text mining adalah proses penggalian pola dari data yang berasal dari teks untuk tujuan penelitian. Disiplin ini menggabungkan konsep dari information retrieval, data mining, machine learning, statistik, dan linguistik komputasional [23]. Perbedaan antara text mining dan data mining terletak pada sumber pola yang digunakan. Text mining mengambil pola dari kumpulan bahasa alami yang tidak terstruktur, sementara data mining mengandalkan pola yang diambil dari database yang terstruktur [24]. Pada penelitian ini algoritma yang digunakan dalam data mining adalah SVM dan Naive Bayes.

2.3 Support Vector Machine (SVM)

Metode Support Vector Machine (SVM) adalah teknik yang efektif untuk prediksi, baik dalam pengklasifikasian maupun regresi. SVM dapat membangun hyperplane linier yang dengan efisien memisahkan dua kelas data dalam ruang fitur berdimensi tinggi, sehingga memungkinkan klasifikasi yang akurat [25]. Support Vector Machine (SVM) merupakan suatu metode yang menganalisis sejumlah parameter nilai diskrit yang dikenal sebagai kumpulan kandidat yang bertujuan untuk mencari pemisah terbaik di antara jenis-jenis sentiment [6] [9]. Support Vector Machine (SVM) bekerja dengan menentukan hyperplane optimal yang memisahkan berbagai kelas data dalam ruang fitur. Proses ini dimulai dengan menentukan titik-titik data yang paling dekat dengan hyperplane, yang disebut support vectors. SVM kemudian mengoptimalkan jarak antara hyperplane dan support vectors, sehingga memastikan margin maksimal yang mengurangi kesalahan klasifikasi. Dalam kasus data yang tidak dapat dipisahkan secara linier, SVM dapat menerapkan teknik kernel untuk memetakan data ke dalam ruang berdimensi lebih tinggi, di mana pemisahan antara kelas-kelas tersebut menjadi lebih jelas [26].

2.4 Naive Bayes

Naive Bayes adalah metode klasifikasi yang sederhana, menghitung probabilitas dengan menggunakan teorema Bayes yang dipadukan dengan nilai frekuensi dalam database, tujuannya adalah untuk memperkirakan label kelas dari sampel tertentu berdasarkan sejumlah fitur atau karakteristik yang ada [27]. Keuntungan dari penggunaan Naïve Bayes Classifier adalah metode ini memerlukan sedikit data pelatihan untuk proses klasifikasi [26]. Klasifikasi Naive Bayes merupakan sebuah teknik untuk mengklasifikasikan dengan memanfaatkan perhitungan probabilitas, diusulkan sebagai cara untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan dalam akurasi klasifikasi positif dan negatif [7] [8]. Naive Bayes bekerja dengan menggunakan teorema Bayes untuk menghitung probabilitas suatu kelas berdasarkan fitur yang ada dalam data. Metode ini mengasumsikan bahwa setiap fitur bersifat independen satu sama lain, meskipun dalam banyak kasus asumsi ini tidak sepenuhnya akurat itulah sebabnya disebut naif. Saat melakukan klasifikasi, Naive Bayes menghitung probabilitas posterior dari setiap kelas dengan mengalikan peluang fitur yang diberikan kelas tersebut dengan probabilitas kelas itu sendiri. Kelas dengan probabilitas tertinggi dianggap sebagai prediksi untuk data tersebut [28].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan menggunakan teknik *web scraping* untuk memperoleh ulasan pengguna terkait aplikasi *game* Roblox melalui *Play Store*. Pengambilan data dilakukan dengan bantuan *library* Python pada *platform* *Google Colaboratory*. Rentang waktu pengambilan data berlangsung dari 22 Juli hingga 15 Oktober 2025 dan menghasilkan total 3.000 ulasan. Seluruh data tersebut kemudian disimpan dalam format CSV untuk diproses pada tahap berikutnya. Tabel 1 berikut menampilkan contoh hasil data yang diperoleh melalui teknik *web scraping*.

Table 1. Hasil Pengumpulan Data

No	Score	At	Content
1	5	23/07/2025 02:10	bener benar bagusss bintang 5 buat Roblox gatau sihh Koo bisa sebgas ituu pdhl iseng main aja siiii ,dann avaku udh brobuxxx sekali lagi baguss ,tapi agak dibenerin ya ngelag nya soalnya aku pernah di tower itu masuk langsung disconnect
2	4	23/07/2025 14:22	ku beri 4 bintang dulu mohon perbaiki bug atau error biasanya selalu lama pas mau main game wifi lancar kuota lancar tapi pas main gamenya tiba ² disconnect tolong ya roblo perbaiki bug ini ❤️🙏🙏
3	1	26/07/2025 07:06	gak bisa login kalau lupa password minimal harus nulis nama aja langsung masuk ini harus pake password kalau ganti hape terus login, kita lupa tolong diusahakan pake hp yang terhubung
4	5	26/07/2025 06:51	Bagus sekali 👍 dan di Roblox lebih banyak map game lain nya! 🧩🙏 pokok nya The most exciting Roblox! but...di setiap server pasti dah yng merasa lompat nya hilang, disconnect tetapi wifi atau data lancar,kamera nya gerak sendiri,dan tombol lompatan nya pasti ada yang lompat sendiri terus terusan?! mohon maaf yaaa untuk yang punya Roblox 🙏🙏 mohon perhatian nya sedikit 🙏🙏😊
...
3000	3	15/10/2025 10:12	bagus si bagus ya , dlu meskipun wifi nya dikit ga ngelag , tpi skrng...,pdhl wifi nya bagus , memori masih luas , knp kok tiba ² disconected , mohon dev nya di perbaiki rblox ny y, trima kasih 😊🙏

Pada Tabel 1, ditampilkan hasil pengumpulan data yang diperoleh melalui teknik *web scraping*. Tabel ini menunjukkan kolom *score* yang diberikan dalam rentang 1 hingga 5, kolom *AT* yang mencantumkan tanggal dan waktu, serta kolom *Content* yang berisi komentar dari pengguna game Roblox.

3.1 Cleaning Data

Proses *cleaning* data dilakukan setelah tahap pengumpulan data. Sebanyak 3000 ulasan dibersihkan dari berbagai macam karakter yang bisa mengganggu ketepatan dalam pengelompokan, karena dalam data ulasan sering terdapat karakter seperti angka, emoji, karakter yang menghalangi proses pengelompokan. Dalam penelitian ini, hanya kolom *content* yang digunakan karena kolom tersebut menyimpan sentimen masyarakat yang akan dianalisis dalam proses analisis sentimen. Berikut tabel 2 adalah hasil dari tahap cleaning data.

Tabel 2. Hasil Cleaning data

No	Content	Cleaned
1	bener benar bagusss bintang 5 buat Roblox gatau sihh Koo bisa sebgas ituu pdhl iseng main aja siiii ,dann avaku udh brobuxxx sekali lagi baguss ,tapi agak dibenerin ya ngelag nya soalnya aku pernah di tower itu masuk langsung disconnect	bener benar bagus bintang 5 buat Roblox gatau sih Ko bisa sebgas itu pdhl iseng main aja si dan avaku udh robux sekali lagi bagus tapi agak dibenerin ya ngelag nya soalnya aku pernah di tower itu masuk langsung disconnect
2	ku beri 4 bintang dulu mohon perbaiki bug atau error biasanya selalu lama pas mau main game wifi lancar kuota lancar tapi pas main gamenya tiba ² disconnect tolong ya roblo perbaiki bug ini ❤️🙏🙏	ku beri 4 bintang dulu mohon perbaiki bug atau error biasanya selalu lama pas mau main game wifi lancar kuota lancar tapi pas main gamenya tiba tiba disconnect tolong ya roblo perbaiki bug ini
3	gak bisa login kalau lupa password minimal harus nulis nama aja langsung masuk ini harus pake password kalau ganti hape terus login, kita lupa tolong diusahakan pake hp yang terhubung	gak bisa login kalau lupa password minimal harus nulis nama aja langsung masuk ini harus pake password kalau ganti hape terus login kita lupa tolong diusahakan pake hp yang terhubung
4	Bagus sekali 👍 dan di Roblox lebih banyak map game lain nya! 🧩🙏 pokok nya The most exciting Roblox! but...di setiap server pasti dah yng merasa lompat nya hilang, disconnect tetapi wifi atau data lancar,kamera nya gerak sendiri,dan tombol lompatan nya pasti ada yang lompat sendiri terus terusan?! mohon maaf yaaa untuk yang punya Roblox 🙏🙏 mohon perhatian nya sedikit 🙏🙏😊	Bagus sekali dan di Roblox lebih banyak map game lain nya pokok nya The most exciting Roblox but di setiap server pasti dah yang merasa lompat nya hilang disconnect tetapi wifi atau data lancar kamera nya gerak sendiri dan tombol lompatan nya pasti ada yang lompat sendiri terus terusan mohon maaf yaaa untuk yang punya Roblox mohon perhatian nya sedikit
...

3000	bagus si bagus ya , dlu meskipun wifi nya dikit ga ngelag , tpi skrng....pdhl wifi nya bagus , memori masih luas , knp kok tiba ² disconected , mohon dev nya di perbaiki rblox ny y, trima kasih 😊🙏	bagus si bagus ya dlu meskipun wifi nya dikit ga ngelag tapi skrng pdhl wifi nya bagus memori masih luas knp kok tiba tiba disconected mohon dev nya di perbaiki rblox ny y trima kasih
------	---	---

Pada Tabel 2, ditampilkan hasil proses cleaning data yang mencakup kolom *Content*, yang berisi komentar dari pengguna, serta kolom *Cleaned*, yang menunjukkan hasil komentar setelah dibersihkan dari angka, emoji, karakter khusus, dan spasi ganda.

3.2 Pre-Processing Data

Tahap selanjutnya adalah melakukan *pre-processing* pada data. Seluruh data yang telah dikumpulkan akan disusun sebagai sebuah dataset, kemudian melalui proses pembersihan sehingga siap diolah oleh sistem. Pada tahap ini, data dibersihkan, diformat, dan dipersiapkan agar memiliki struktur yang sesuai sebelum digunakan sebagai masukan pada model analisis sentimen. Proses *pre-processing* mencakup beberapa langkah, *Case folding* menyeragamkan semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil. Selanjutnya tahap *normalization* yaitu proses mengkonversi penggunaan kata tidak baku menjadi kata baku. ahap berikutnya adalah *tokenizing*, yaitu memecah kalimat menjadi unit-unit kecil berupa kata atau frasa. Berikutnya tahap *stopword* adalah tahapan untuk menghilangkan istilah yang biasa dijumpai dalam tulisan tetapi dianggap tidak memberikan arti signifikan. Dan tahap terakhir *stemming* yaitu langkah untuk mengenali kata dasar dilakukan dengan cara menghapus semua imbuhan dari kata-kata yang merupakan turunan. Berikut tabel 3 merupakan hasil dari proses *pre-processing*.

Tabel 3. Hasil Pre-Processing

No	Cleaned	Casefold	Normalized	Tokenizing	Stopword	Stemmed
1	bener bagus bintang 5 buat Roblox gatau sih Ko bisa sebgus itu pdhl iseng main aja si dan avaku udh robux sekali lagi bagus tapi agak dibenerin ya ngelag nya soalnya aku pernah di tower itu masuk langsung disconnect	bener bagus bintang 5 buat roblox gatau sih ko bisa sebgus itu pdhl iseng main aja si dan avaku udh robux sekali lagi bagus tapi agak dibenerin ya ngelag nya soalnya aku pernah di tower itu masuk langsung disconnect	benar bagus bintang 5 untuk roblox tidak tahu sih kok bisa sebgus itu padahal iseng main saja si dan avatar aku sudah robux sekali lagi bagus tetapi agak diperbaiki ya lag nya karena aku pernah di tower itu masuk langsung terputus	'bener' 'bener' 'bagus' 'bintang' '5' 'buat' 'roblox' 'tidak' 'tahu' 'sih' 'kok' 'bisa' 'bagus' 'itu' 'padahal' 'iseng' 'main' 'saja' 'sih' 'dan' 'avatar' 'sudah' 'robux' 'sekali' 'lagi' 'bagus' 'tapi' 'agak' 'benar' 'ya' 'lag' 'nya' 'soalnya' 'aku' 'pernah' 'di' 'tower' 'itu' 'masuk' 'langsung' 'disconnect'	bener bagus bintang lima roblox tahu kok bisa bagus padahal iseng main avatar robux sekali bagus agak benar lag pernah tower masuk langsung disconnect	benar bagus bintang lima roblox tahu kok bisa bagus padahal iseng main avatar robux sekali bagus agak benar lag pernah tower masuk langsung disconnect
2	ku beri 4 bintang dulu mohon perbaiki bug atau error biasanya selalu lama pas mau main game wifi lancar kuota lancar tapi pas main gamenya tiba tiba disconnect tolong ya roblo perbaiki bug ini	ku beri 4 bintang dulu mohon perbaiki bug atau error biasanya selalu lama pas mau main game wifi lancar kuota lancar tapi pas main gamenya tiba tiba disconnect tolong ya roblo perbaiki bug ini	aku beri 4 bintang dulu mohon perbaiki bug atau galat biasanya selalu lama saat mau main gim wifi lancar kuota lancar tetapi saat main gimnya tiba tiba terputus tolong ya roblox perbaiki bug ini	'aku' 'beri' '4' 'bintang' 'dulu' 'mohon' 'perbaiki' 'bug' 'atau' 'error' 'biasanya' 'selalu' 'lama' 'pas' 'mau' 'main' 'game' 'wifi' 'lancar' 'kuota' 'lancar' 'tapi' 'pas' 'main' 'game' 'nya' 'tiba' 'tiba' 'disconnect' 'tolong' 'ya' 'roblox' 'perbaiki' 'bug' 'ini'	beri empat bintang perbaiki bug error lama main game wifi lancar kuota lancar main game tiba tiba disconnect tolong roblox perbaiki bug	beri empat bintang baik bug error lama main game wifi lancar kuota lancar main game tiba tiba disconnect tolong roblox baik bug
3	gak bisa login kalau lupa password minimal harus	gak bisa login kalau lupa password minimal harus	tidak bisa masuk jika lupa kata sandi minimal harus menulis	'tidak' 'bisa' 'login' 'kalau' 'lupa' 'password' 'minimal' 'harus' 'tulisi' 'nama'	bisa login lupa password minimal	bisa login lupa password minimal

	nulis nama aja langsung masuk ini harus pake password kalau ganti hape terus login kita lupa tolong diusahakan pake hp yang terhubung	nulis nama aja langsung masuk ini harus pake password kalau ganti hape terus login kita lupa tolong diusahakan pake hp yang terhubung	nama saja langsung masuk ini harus pakai kata sandi jika ganti telepon lalu masuk kita lupa tolong diusahakan memakai hp yang terhubung	'saja' 'langsung' 'masuk' 'ini' 'harus' 'pakai' 'password' 'kalau' 'ganti' 'hape' 'terus' 'login' 'kita' 'lupa' 'tolong' 'usahakan' 'pakai' 'hp' 'yang' 'hubung'	tulis nama langsung masuk pakai password ganti hape login lupa tolong usahakan pakai hp hubung	tulis nama langsung masuk pakai password ganti hape login lupa tolong usaha pakai hp hubung
4	Bagus sekali dan di Roblox lebih banyak map game lain nya pokok nya The most exciting Roblox but di setiap server pasti dah yang merasa lompat nya hilang disconnect tetapi wifi atau data lancar kamera nya gerak sendiri dan tombol lompatan nya pasti ada yang lompat sendiri terus terusan mohon maaf yaaa untuk yang punya Roblox mohon perhatian nya sedikit	bagus sekali dan di roblox lebih banyak map game lain nya pokok nya the most exciting roblox but di setiap server pasti dah yang merasa lompat nya hilang disconnect tetapi wifi atau data lancar kamera nya gerak sendiri dan tombol lompatan nya pasti ada yang lompat sendiri terus terusan mohon maaf yaaa untuk yang punya roblox mohon perhatian nya sedikit	bagus sekali dan di roblox lebih banyak peta gim lainnya pokoknya paling menarik roblox tetapi di setiap server pasti ada yang merasa lompatan hilang terputus tetapi wifi atau data lancar kamera bergerak sendiri dan tombol lompatan pasti ada yang melompat sendiri terus menerus mohon maaf ya untuk yang punya roblox mohon perhatian sedikit	'bagus' 'sekali' 'dan' 'di' 'roblox' 'lebih' 'banyak' 'map' 'game' 'lain' 'nya' 'pokok' 'nya' 'the' 'most' 'exciting' 'roblox' 'di' 'setiap' 'server' 'pasti' 'ada' 'yang' 'rasa' 'lompat' 'hilang' 'disconnect' 'tetapi' 'wifi' 'atau' 'data' 'lancar' 'kamera' 'nya' 'gerak' 'sendiri' 'dan' 'tombol' 'lompat' 'nya' 'pasti' 'ada' 'yang' 'lompat' 'sendiri' 'terus' 'mohon' 'maaf' 'ya' 'untuk' 'yang' 'punya' 'roblox' 'mohon' 'perhatian' 'nya' 'sedikit'	bagus roblox banyak map game pokok the most exciting roblox server pasti rasa lompat hilang disconnect wifi data lancar kamera gerak sendiri tombol lompat sendiri terus smaaf punya roblox perhatian sedikit	bagus roblox banyak map game pokok the most exciting roblox server pasti rasa lompat hilang disconnect wifi data lancar kamera gerak sendiri tombol lompat sendiri terus maaf punya roblox hati sedikit
...
3000	bagus si bagus ya dlu meskipun wifi nya dikit ga ngelag tapi skrng pdhl wifi nya bagus memori masih luas knp kok tiba tiba disconected mohon dev nya di perbaiki rblox ny y trima kasih	bagus si bagus ya dlu meskipun wifi nya dikit ga ngelag tapi skrng pdhl wifi nya bagus memori masih luas knp kok tiba tiba disconected mohon dev nya di perbaiki rblox ny y trima kasih	bagus sih bagus ya dulu meskipun wifi sedikit tidak lag tetapi sekarang padahal wifi bagus memori masih luas kenapa kok tiba tiba terputus mohon pengembangnya diperbaiki roblox nya ya terima kasih	'bagus' 'ya' 'dulu' 'meskipun' 'wifi' 'nya' 'sedikit' 'tidak' 'lag' 'tapi' 'sekarang' 'padahal' 'wifi' 'nya' 'bagus' 'memori' 'masih' 'luas' 'kenapa' 'kok' 'tiba' 'tiba' 'disconnect' 'mohon' 'developer' 'nya' 'perbaiki' 'roblox' 'nya' 'terima' 'kasih'	bagus dulu meskipun wifi sedikit lag sekarang wifi bagus memori luas kenapa kok tiba tiba disconnect developer baik roblox terima kasih	bagus dulu meskipun wifi sedikit lag sekarang wifi bagus memori luas kenapa kok tiba tiba disconnect developer baik roblox terima kasih

Pada Tabel 3 ditampilkan hasil *pre-processing* yang dilakukan setelah kolom *cleaned*, mencakup kolom *CaseFold* menyamakan semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil. Kedua, kolom *Normalized* mengonversi kata tidak baku menjadi kata baku. Kolom *Tokenizing* memecah kalimat menjadi unit-unit kecil berupa kata atau frasa. Kolom *Stopword*

menghilangkan istilah umum yang tidak signifikan, dan terakhir, kolom *Stemming* menghapus imbuhan dari kata turunan. Proses ini memastikan bahwa data siap untuk pengujian model.

3.3 Pelabelan Data

Pelabelan data dalam penelitian ini merupakan tahap sangat krusial karena hal ini menentukan jenis sentimen dari setiap data ulasan yang akan digunakan dalam training data. Pelabelan dilakukan dengan cara menggunakan metode CNN yang dapat menghasilkan tingkat akurasi yang sangat baik dalam proses penandaan pada kumpulan data gambar dan teks karena kemampuannya dalam mengambil fitur spasial dan kontekstual. Metode ini mampu mempelajari representasi fitur dari data secara otomatis dan memberikan kinerja yang unggul dalam tugas klasifikasi, menjadikannya ideal untuk pelabelan otomatis. CNN mampu mengekstraksi fitur secara otomatis melalui lapisan konvolusi dan pooling, sehingga model dapat membangun representasi fitur yang lebih mendalam dan presisi dibandingkan pendekatan machine learning konvensional [29]. Berikut hasil pelabelan yang dilakukan oleh metode CNN dapat dilihat dalam tabel 4 sebagai berikut.

Tabel 4. Hasil Pelabelan Data

No	Stemmed	label sentimen
1	benar benar bagus bintang lima roblox tahu kok bisa bagus padahal iseng main avatar robux sekali bagus agak benar lag pernah tower masuk langsung disconnect	1
2	beri empat bintang baik bug error lama main game wifi lancar kuota lancar main game tiba tiba disconnect tolong roblox baik bug	1
3	bisa login lupa password minimal tulis nama langsung masuk pakai password ganti hape login lupa tolong usaha pakai hp hubungi	0
4	bagus roblox banyak map game pokok the most exciting roblox server pasti rasa lompat hilang disconnect wifi data lancar kamera gerak sendiri tombol lompat sendiri terus maaf punya roblox hati sedikit	1
...
3000	bagus dulu meskipun wifi sedikit lag sekarang wifi bagus memori luas kenapa kok tiba tiba disconnect developer baik roblox terima kasih	1

Pada tabel 4 ditampilkan hasil pelabelan data, pada kolom *stemmed* merupakan hasil dari tahapan *pre-procesing* selanjutnya pada kolom label sentimen yaitu hasil proses pelabelan yang dilakukan menggunakan CNN sehingga didapat label 1 untuk positif dan label 0 untuk negatif.

3.4 Data Training dan Data Testing

Tahap ini dilakukan dengan membagi dataset menjadi dua kelompok, yaitu data pelatihan dan data pengujian, dengan beberapa variasi rasio pembagian. Pada rasio 20:80, sebanyak 80% data digunakan sebagai data training dan 20% sisanya sebagai data testing. Pada rasio 30:70, bagian data training adalah 70% dari keseluruhan data, sedangkan 30% lainnya digunakan untuk pengujian. Sementara itu, pada rasio 40:60, data training mencakup 60% dari total data dan 40% dipakai sebagai data testing. Data training berfungsi untuk melatih model, sedangkan data testing digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih.

3.5 Pengujian Model

Metode yang diterapkan untuk pengujian model dalam penelitian ini adalah algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine. Selanjutnya, model yang dibangun akan dilakukan uji menggunakan data yang dibagi ke dalam beberapa proporsi, yaitu 80:20, 30:70, dan 40:60 dan mencari hasil dari nilai akurasi serta laporan klasifikasi. Berikut adalah hasil dari uji model terhadap 2 algoritma untuk melihat hasil perbandingan klasifikasi.

3.6.1 Model Naive Bayes

Hasil klasifikasi pada model Naive Bayes disajikan pada tabel 5 sebagai berikut.

Tabel 5. Hasil Klasifikasi Model Naive Bayes

Split Data	Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
20% : 80%	0	0.88	0.12	0.21	117
	1	0.82	1.00	0.90	483
Accuracy				0.82	600
Macro Avg		0.85	0.56	0.56	600
Weighted Avg		0.83	0.82	0.77	600
Split Data	Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
30% : 70%	0	0.86	0.10	0.18	176
	1	0.82	1.00	0.90	724
Accuracy				0.82	900
Macro Avg		0.84	0.55	0.54	900

Weighted Avg	0.83	0.82	0.76	900
Split Data	Kelas	Precision	Recall	F1-Score
40% : 60%	0	0.92	0.09	0.17
	1	0.82	1.00	0.90
Accuracy				0.82
Macro Avg		0.85	0.56	0.56
Weighted Avg		0.83	0.82	0.77
				1200

Berdasarkan tabel 5 pada tiga rasio pembagian data yaitu 20%:80%, 30%:70%, dan 40%:60% menunjukkan pola nilai yang relatif konsisten. Nilai akurasi keseluruhan model yaitu 0.82. model mampu memberikan performa sangat optimal, ditunjukkan oleh nilai precision sebesar 82 dan tingkat recall yang mencapai 1.00 dan *F1-score* mencapai 0.90 di seluruh pembagian data. Akan tetapi, pada kelas 0 (negatif), performa model jauh lebih rendah dengan *recall* berkisar antara 0.09 - 0.12, *F1-score* antara 0.17–0.21, dan *precision* sekitar 0.88–0.92. Kondisi ini menunjukkan bahwa model cenderung bias terhadap kelas mayoritas (kelas 1) dan mengalami kesulitan dalam mengenali sampel dari kelas minoritas (kelas 0). Sedangkan nilai *macro average F1-score* yaitu 0.54 hingga 0.57. Sebaliknya, nilai *weighted average F1-score* yang lebih tinggi sekitar 0.76–0.77.

3.6.2 Model Support Vector Marchine

Hasil klasifikasi pada model Support Vector Marchine model dapat diamati pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Hasil Klasifikasi Model Svm

Split Data	Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
20% : 80%	0	0.74	0.53	0.62	117
	1	0.89	0.95	0.92	483
Accuracy				0.87	600
Macro Avg		0.82	0.74	0.77	600
Weighted Avg		0.86	0.87	0.86	600
Split Data	Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
30% : 70%	0	0.71	0.49	0.58	176
	1	0.89	0.95	0.92	724
Accuracy				0.87	900
Macro Avg		0.80	0.72	0.75	900
Weighted Avg		0.85	0.86	0.85	900
Split Data	Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
40% : 60%	0	0.68	0.49	0.57	234
	1	0.88	0.94	0.91	966
Accuracy				0.85	1200
Macro Avg		0.82	0.74	0.74	1200
Weighted Avg		0.86	0.87	0.85	1200

Berdasarkan tabel 6 pada tiga rasio pembagian data yaitu 20%:80%, 30%:70%, dan 40%:60%, menunjukkan hasil yang konsisten dan tergolong baik secara keseluruhan. *Akurasi* mencapai nilai antara 0.85 hingga 0.87. Pada kelas 1 (positif), *precision* mencapai nilai antara 0.88–0.89 serta *recall* sebesar 0.94 hingga 0.95, dan menghasilkan *F1-score* sekitar 0.91–0.92. Hal ini memperlihatkan bahwa model memiliki kemampuan yang kuat dalam mendeteksi sebagian besar data kelas positif namun tetap mempertahankan tingkat kesalahan yang rendah. Sementara, pada kelas 0 (negatif), nilai *precision* yaitu antara 0.68–0.74, *recall* antara 0.49–0.53, dan *F1-score* antara 0.57–0.62. Menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa sampel kelas negatif yang salah diklasifikasikan menjadi kelas positif. Sedangkan, pada nilai *macro average F1-score* yaitu kisaran 0.74–0.77, dan *weighted average F1-score* kisaran 0.85–0.86.

3.6.3 Perbandingan Performa Naïve Bayes dan SVM

Perbandingan kinerja antara metode Naïve Bayes dan SVM tercantum dalam Tabel 7 berikut.

Tabel 7. Hasil Performa Naïve Bayes Dan SVM

Split Data	Model	Accuracy	Macro-F1	Precision	Recall	AUC-PR	Training Time (s)	Inference ms/row	P-Value
20% : 80%	NB	0.825	0.556	0.823	0.995	0.911	0.003	0.006	---
	SVM	0.871	0.769	0.893	0.954	0.942	0.012	0.021	0.001

30% :	NB	0.821	0.541	0.820	0.995	0.909	0.008	0.009	---
70%	SVM	0.862	0.750	0.885	0.951	0.938	0.028	0.032	0.0004
40% :	NB	0.822	0.535	0.819	0.997	0.909	0.016	0.014	----
60%	SVM	0.855	0.740	0.884	0.944	0.936	0.037	0.031	0.001

Berdasarkan tabel 7 pada rasio data 20%:80%, model Naive Bayes menghasilkan *accuracy* 0.825, serta macro-F1 0.556, *precision* 0.823, dan *recall* 0.995. Sementara itu, SVM memperoleh *accuracy* dan *precision* lebih tinggi sebesar 0.871 dan 0.893, *macro-f1* sebesar 0.769, serta *recall* sebesar 0.954. Hasil tersebut memperlihatkan bahwa SVM tidak hanya meningkatkan akurasi, tetapi juga menjaga proporsi *precision* dan *recall* secara lebih seimbang, sebagaimana terlihat dari peningkatan F1-score yang cukup besar.

Pada rasio data 30%:70%, model SVM memperoleh nilai *accuracy* 0.862 dan macro-F1 0.750, dengan *precision* 0.885 serta *recall* 0.951. Sementara itu, Naive Bayes hanya mencapai *accuracy* 0.821, macro-F1 0.541, *precision* 0.820, dan *recall* 0.995. Perbandingan ini menunjukkan bahwa SVM memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengklasifikasikan data, khususnya dalam membedakan kelas positif dan negatif, terutama pada kondisi data uji yang lebih besar.

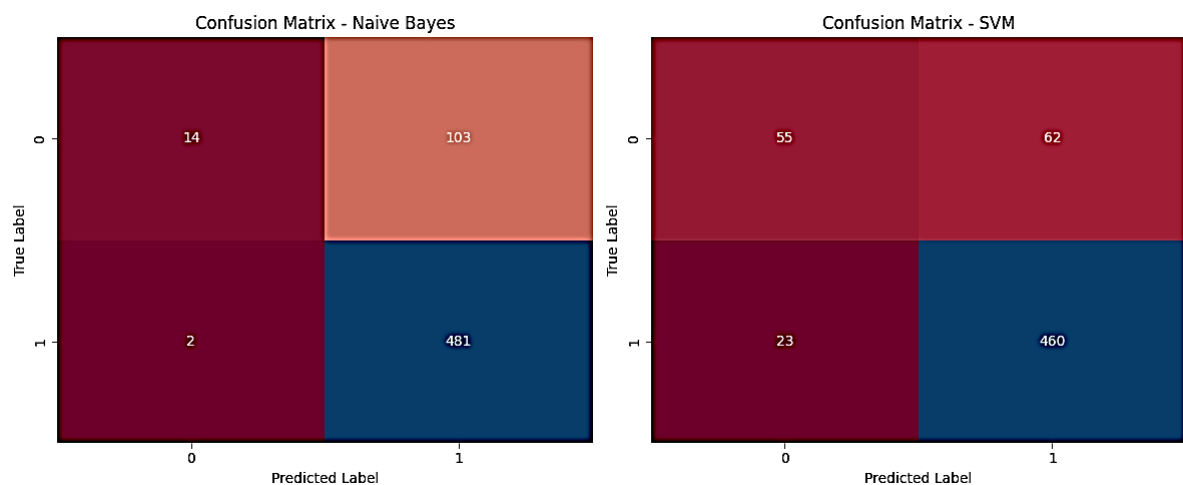
Pada rasio data 40%:60%, model SVM menghasilkan *accuracy* 0.855 dan *macro-f1* sebesar 0.740, *precision* 0.884, dan *recall* 0.944. Sedangkan Naive Bayes mencapai *accuracy* 0.822 dan *macro-f1* 0.535, *precision* 0.819 dan nilai *recall* yaitu sebesar 0.997, namun hal ini menunjukkan kecenderungan model untuk mengklasifikasikan hampir semua data sebagai kelas positif, yang mengakibatkan ketidakseimbangan prediksi.

Jika dilihat dari sisi *AUC-PR*, yang mencerminkan kemampuan model dalam membedakan kelas pada berbagai ambang batas, model SVM mencapai nilai antara 0.936–0.942, sementara Naive Bayes mencapai kisaran 0.909–0.911. Hal ini menunjukkan bahwa SVM mampu memberikan peluang prediksi yang tepat, terutama pada model dataset yang tidak seimbang.

Namun dari aspek training time dan inference row, model Naive Bayes lebih efisien. Naive Bayes membutuhkan waktu training yang sangat singkat yaitu antara 0.003–0.016 detik, sedangkan SVM memerlukan waktu yang lebih lama, yaitu 0.012–0.037 detik. Sedangkan dari sisi p-value, hasil pengujian menunjukkan nilai yang sangat kecil ($p < 0.05$) pada setiap rasio data, seperti 0.001 dan 0.0004, yang berarti perbedaan kinerja antara SVM dan Naive Bayes bersifat signifikan secara statistik.

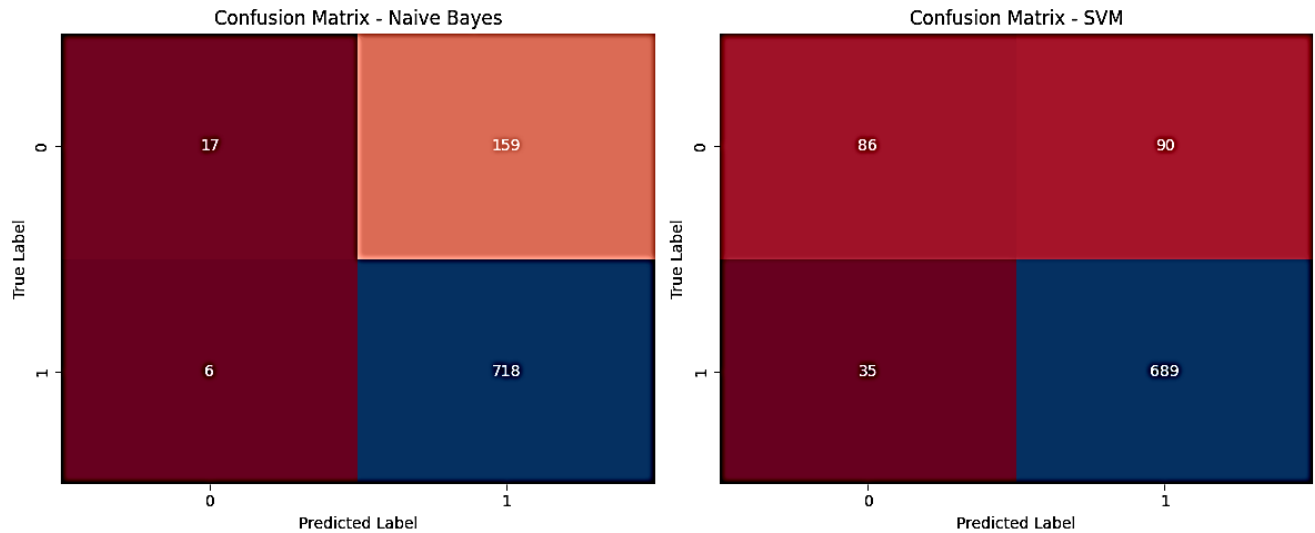
3.7 Evaluasi

Untuk memperoleh informasi mengenai *accuracy*, *recall*, *precision*, serta *f1-score* yang menjadi indikator utama ukuran kualitas model terhadap analisis sentimen diperlukan evaluasi *Confusion matrix*. Berikut hasil dari *confusion matrix* dari ketiga rasio pembagian data yaitu 20:80, 30:70, 40:60. Untuk pembagian data dengan rasio 20:80 dapat dilihat pada gambar 2.



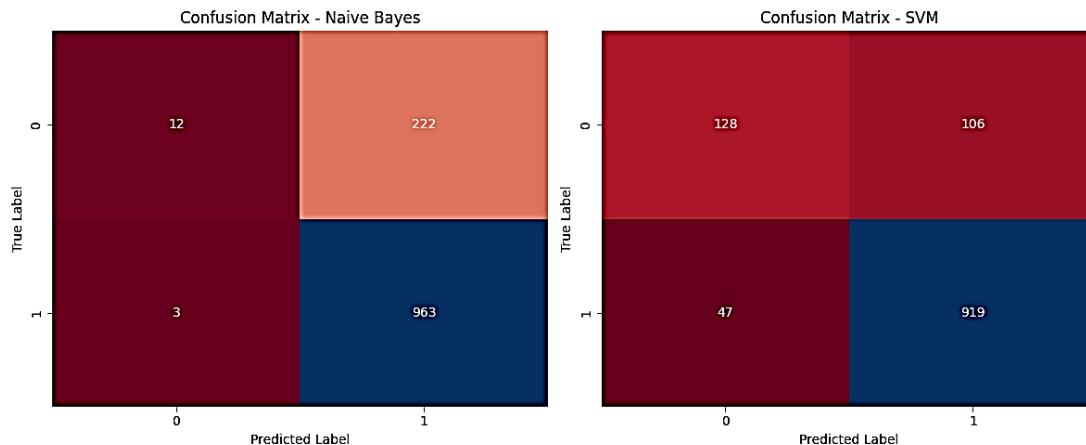
Gambar 2. Confusion Matrix Rasio Data 20:80

Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada Gambar 2, terlihat bahwa model Naive Bayes memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi kelas 1, tetapi memiliki kelemahan dalam mengidentifikasi kelas 0. Hal tersebut memperlihatkan bahwa Naive Bayes memiliki kecenderungan bias ke arah kelas 1. Kondisi tersebut membuat nilai *recall* untuk kelas 1 tinggi, sementara *precision* dan *recall* pada kelas 0 justru lebih rendah. Sebaliknya, SVM memperlihatkan kemampuan yang lebih efektif dalam mengenali kedua kelas secara seimbang. Meskipun tingkat kesalahan masih ada, nilai *precision* dan *recall* yang dihasilkan lebih seimbang daripada yang dicapai oleh Naive Bayes. Selanjutnya untuk pembagian data dengan rasio 30:70 dapat dilihat pada gambar 3 sebagai berikut.



Gambar 3. Confusion Matrix Rasio Data 30:70

Berdasarkan hasil yang terlihat pada gambar 3, model Naive Bayes tampak memiliki kecenderungan kuat untuk memprediksi data ke dalam kelas 1, sebaliknya dalam mengenali kelas 0 masih sangat rendah. Hal ini menandakan model cenderung *bias* terhadap kelas mayoritas, sehingga akurasi keseluruhan terlihat tinggi tetapi distribusi prediksi antar kelas tidak seimbang. Sebaliknya, model SVM memperlihatkan keselarasan yang baik antara nilai precision dan recall, sehingga metode ini mampu mengenali kedua kelas dengan lebih seimbang dibandingkan Naive Bayes. Berikut ini pembagian data dengan rasio 40:60 dapat dilihat pada gambar 4 berikut.



Gambar 4. Confusion Matrix Rasio Data 40:60

Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada Gambar 4, memperlihatkan bahwa Naive Bayes memiliki pola prediksi yang dominan pada kelas 1 untuk sebagian besar data, sehingga menghasilkan nilai *recall* yang sangat tinggi pada kelas 1 namun rendah pada kelas 0. Dengan demikian, model Naive Bayes memperlihatkan ketidakseimbangan dalam mengenali kedua kelas, terutama pada data kelas minoritas (kelas 0). Sebaliknya, pada model SVM, distribusi prediksi terlihat lebih seimbang yang menunjukkan bahwa SVM dapat membedakan kedua kelas secara lebih akurat, dengan kesalahan prediksi yang lebih sedikit dibandingkan Naive Bayes.

Sehingga dari ketiga hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* pada tiga rasio perbandingan data yaitu 20:80, 30:70, dan 40:60. Secara keseluruhan pada hasil uji model Naive Bayes dalam penelitian tersebut menunjukkan kecenderungan kuat untuk memprediksi sebagian besar data ke dalam kelas 1. Kondisi ini menghasilkan nilai *recall* yang tinggi pada kelas tersebut, namun diikuti oleh penurunan signifikan pada *precision* dan *recall* untuk kelas 0. Temuan ini mengindikasikan adanya ketidakseimbangan kinerja serta bias model terhadap kelas mayoritas. Di sisi lain, SVM menampilkan tingkat kestabilan yang lebih baik, ditandai oleh prediksi yang seimbang antara dua kelas. Keseimbangan antara precision dan recall pada model SVM menunjukkan bahwa model tersebut mampu melakukan klasifikasi dengan lebih baik pada kelas minoritas maupun mayoritas. Oleh karena itu, SVM dapat dianggap lebih unggul daripada Naive Bayes dalam hal akurasi dan keseimbangan hasil prediksi kelas dalam penelitian ini.

4. KESIMPULAN

Hasil perbandingan kedua algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine berdasarkan analisis, algoritma Naive Bayes menunjukkan kecenderungan kuat untuk mengklasifikasikan sebagian besar sampel sebagai kelas positif, sehingga meskipun nilai *recall* yaitu 0.995-0.997 pada kelas tersebut sangat tinggi, performanya pada kelas negatif menjadi rendah dan menghasilkan ketidakseimbangan yang konsisten di seluruh rasio pengujian. Sebaliknya, SVM menghasilkan akurasi lebih tinggi, dengan nilai *Macro-F1* antara 0.740-0.769, lebih stabil pada kedua kelas, serta nilai *AUC-PR* yaitu 0.936-0.942 yang lebih baik, sehingga SVM menunjukkan kemampuan klasifikasi yang lebih seimbang dan efektif dalam mengenali kelas minoritas maupun mayoritas, serta perbedaan kinerja antara SVM dan Naive Bayes bersifat signifikan secara statistik dilihat dari nilai *p-value* yaitu 0.001 dan 0.0004. Perbedaan kinerja pada kedua model juga terbukti signifikan secara statistik. Temuan tersebut mengindikasikan bahwa SVM memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan Naive Bayes dalam konteks akurasi dan keseimbangan prediksi kelas dalam penelitian ini. Namun dari sisi efisiensi komputasi Naive Bayes lebih unggul dengan waktu training yang sangat singkat yaitu antara 0.003–0.016 detik, secara keseluruhan SVM dapat dinyatakan sebagai model yang lebih unggul dalam memenuhi tujuan penelitian, yaitu menghasilkan *performa* klasifikasi yang lebih akurat dan seimbang pada data sentimen yang tidak seimbang. Variasi *performa* tersebut dipengaruhi oleh sejumlah faktor, termasuk karakteristik distribusi data, ketidakseimbangan kelas, sensitivitas model terhadap fitur yang saling bergantung, kemampuan penentuan *hyperplane* pada SVM, serta pengaruh parameter seperti kernel dan regularisasi. Selain itu, perbedaan efisiensi komputasi juga dipengaruhi oleh kompleksitas perhitungan masing-masing algoritma. Penelitian selanjutnya disarankan dapat diarahkan pada eksplorasi metode penanganan imbalance seperti *SMOTE*, *ADASYN*, atau *cost-sensitive learning*, serta pengujian model lanjutan berbasis deep learning dan data yang lebih besar untuk memperoleh performa yang lebih optimal.

UCAPAN TERIMAKASIH

Kesuksesan penyelesaian penelitian ini tidak terlepas dari dukungan berbagai kalangan. Penulis menyampaikan rasa hormat dan terima kasih kepada Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, atas bantuan fasilitas dan pendampingan selama proses penelitian. Penghargaan mendalam juga diberikan kepada keluarga tercinta yang selalu memberi kekuatan melalui doa dan dorongan moral. Penulis turut berterima kasih kepada teman-teman yang senantiasa memberi semangat dalam setiap tahap penelitian. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada dewan redaksi jurnal yang telah memberikan kesempatan untuk mempublikasikan karya ini.

REFERENCES

- [1] A. H. Nurdy and A. Rahim, "Analisis Sentimen Ulasan Game Stumble Guys Pada Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes Sentiment Analysis of Stumble Guys Game Reviews on Playstore Using the Naive Bayes Algorithm," vol. 13, no. November, pp. 388–395, 2024, doi: 10.34148/teknika.v13i3.993.
- [2] N. Kadek, F. Puspita, I. G. I. Sudipa, I. W. Sunarya, N. Wayan, and J. Kusuma, "Sentiment Analysis of Roblox Game Reviews on Google Play Store Using Lexicon-SVM Integration," vol. 9, no. 4, pp. 1863–1876, 2025.
- [3] U. Hasanah, B. Sunarko, and S. Hidayat, "Classification of Game Genres Based on Interaction Patterns and Popularity in the Virtual World of Roblox," 2025, doi: 10.47738/ijrm.v2i3.30.
- [4] E. P. Wijaya and M. H. Rifqo, "Jurnal Informatika : Jurnal pengembangan IT Analisis Sentimen terhadap Lembaga Danantara Menggunakan Evolutionary Fuzzy Rule-Based Classification System," vol. 10, no. 4, pp. 967–977, 2025, doi: 10.30591/jpit.v10i4.8845.
- [5] I. K. A. A. Hidayah, "PERBANDINGAN ALGORITMA NAIVE BAYES DENGAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM KLASIFIKASI," 2024.
- [6] M. Safrudin, U. Hayati, T. Informatika, K. Cirebon, and G. Impact, "PERBANDINGAN KINERJA NAIVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE," vol. 8, no. 3, pp. 3182–3188, 2024.
- [7] S. D. Parameswari, M. Lubis, S. Suakanto, Y. Z. Ramadhan, N. Amanah, and R. A. Dila, "Studi Perbandingan Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam Analisis Sentimen Pengguna Metaverse," vol. 4, no. 3, pp. 1059–1065, 2025.
- [8] U. Semarang, "ANALISIS SENTIMEN MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES TERHADAP REVIEW GAME DOTA 2 PADA STEAM COMMUNITY (Sentiment Analysis Using Naive Bayes Algorithms On DOTA 2 Game Reviews in The Steam Community) Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi," pp. 1–4.
- [9] A. Rahim *et al.*, "PERBANDINGAN METODE NAIVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN PENGGUNA APLIKASI ALIBABA DI GOOGLE PLAY STORE," vol. 9, no. 2, pp. 3050–3057, 2025.
- [10] R. Sistem, J. W. Iskandar, Y. Nataliani, F. T. Informasi, U. Kristen, and S. Wacana, "JURNAL RESTI," vol. 5, no. 158, pp. 1120–1126, 2026.
- [11] A. Saputra, S. Ali, R. Subhan, and I. Sidiq, "Perbandingan Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine Terhadap Ulasan Aplikasi Ojol The Game .," vol. 08, pp. 84–89, 2024.
- [12] R. Maher, F. N. Salisah, and F. Muttakin, "Analisis sentimen ulasan aplikasi m-paspor menggunakan," vol. 10, no. 1, pp. 448–458, 2025.
- [13] A. S. Rahayu and A. Fauzi, "Komparasi Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Pada Analisis Sentimen Spotify," vol. 4, pp. 349–354, 2022, doi: 10.30865/json.v4i2.5398.
- [14] A. Salsabila, B. Priyatna, and A. Hananto, "Komparasi Kinerja Model Naive Bayes , SVM , dan BERT dalam Klasifikasi Sentimen Ulasan Pada Aplikasi YUMMY," vol. 4, no. 2, pp. 42–47, 2025.

- [15] A. A. Munandar *et al.*, “Sentimen Analisis Aplikasi Belajar Online Menggunakan Klasifikasi SVM,” vol. 7, no. 1, pp. 1–7, 2026.
- [16] B. A. Maulana and M. J. Fahmi, “Sentiment Analysis of Pluang Applications With Naive Bayes and Support Vector Machine (SVM) Algorithm Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Pluang Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM),” vol. 4, no. April, pp. 375–384, 2024.
- [17] N. Hadi and D. Sugiarto, “Analisis Sentimen Pembangunan IKN pada Media Sosial X Menggunakan Algoritma SVM , Logistic Regression dan Naive Bayes,” vol. 10, no. 1, pp. 37–49, 2025, doi: 10.30591/jpit.v10i1.7106.
- [18] R. A. Saputra, “ANALISIS SENTIMEN REVIEW SKINCARE SKINTIFIC DENGAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE,” vol. 12, no. 2, 2024.
- [19] A. Lowell, A. Lowell, K. Candra, and E. Indra, “Perbandingan Metode Support Vector Machine (SVM) Dan Naive Bayes Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi OVO JURNAL MEDIA INFORMATIKA [JUMIN],” vol. 6, no. 2, pp. 896–905, 2025.
- [20] Y. P. Astuti *et al.*, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Jenis Tanah Berbasis Android,” vol. 8, no. 3, pp. 220–225, 2023.
- [21] P. Egamo, A. Hermawan, P. S. Informatika, F. Sains, U. T. Yogyakarta, and D. I. Yogyakarta, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network untuk Pendeteksi Objek dalam Rumah pada Mata Rabun,” vol. 9, pp. 173–183, 2023.
- [22] E. Rianty and K. Budi, “Perbandingan Kinerja Algoritma C4 . 5 dan Naive Bayes Dalam Klasifikasi Data Penjualan Buku PT . XYZ,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 12, no. 6, pp. 1–12, 2025, doi: 10.30865/jurikom.v12i6.9345.
- [23] M. A. Y. Idris Kumala Surya Irma, “Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *JJEEE*, vol. 5, no. 1, pp. 32–35, 2023.
- [24] D. A. Agustina, S. Subanti, and E. Zukhronah, “Implementasi Text Mining Pada Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Marketplace di Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *Indones. J. Appl. Stat.*, vol. 3, no. 2, pp. 109–122, 2021, doi: 10.13057/ijas.v3i2.44337.
- [25] S. D. Wahyuni and R. H. Kusumodestoni, “Optimalisasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kejadian Data Stunting,” *Bull. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 2, pp. 56–64, 2024, doi: 10.47065/bit.v5i2.1247.
- [26] B. Ramadhani and R. R. Suryono, “Komparasi Algoritma Naive Bayes dan Logistic Regression Untuk Analisis Sentimen Metaverse,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 2, pp. 714–725, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7458.
- [27] Syahril Dwi Prasetyo, Shofa Shofiah Hilabi, and Fitri Nurapriani, “Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan KNN,” *J. KomtekInfo*, vol. 10, no. 1, pp. 1–7, 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.330.
- [28] R. Rahmadani, A. Rahim, and R. Rudiman, “Analisis Sentimen Ulasan ‘Ojol the Game’ Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Model Ekstraksi Fitur Tf-Idf Untuk Meningkatkan Kualitas Game,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4988.
- [29] Y. I. Royan, A. Ayu, and K. Asri, “G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan,” vol. 9, no. 3, pp. 1544–1553, 2025.