

ANALISIS SENTIMEN REVIEW PUBLIK PENGGUNA GAME ONLINE PADA PLATFORM STEAM MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES

Adhi Pangestu¹, Yoseph Tajul Arifin², Rizky Ade Safitri³

^{1,2} Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika

³ Program Studi Bisnis Digital, Universitas Nusa Mandiri

rizky.rzs@nusamandiri.ac.id

ABSTRAK

Keberadaan pasar industri game termasuk sebagai salah satu pasar yang berpotensi dari ekonomi industri kreatif di Indonesia. Pada tahun 2017 pendapatan industri game tercatat telah mencapai level yang sangat tinggi yakni \$880 juta USD. Perkembangan industri game di Indonesia dari awal tahun 2015 dapat dikatakan sangatlah tinggi, dan jangkauan pasar industri game sangat luas. Ada 43,7 juta konsumen game (gamer) aktif di Indonesia, Indonesia menempati urutan ke-16 dunia dalam hal pendapatan game. Oleh karena itu, analisis sentimen dibutuhkan untuk menjadi salah satu cara untuk mengambil keputusan dari sebuah ulasan tanpa perlu membaca ulasan secara keseluruhan, serta menjadikan itu sebagai usaha untuk melakukan riset pasar atas ulasan publik. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna di platform Steam menggunakan algoritma Naïve Bayes. Platform gaming seperti Steam menjadi tempat yang populer bagi pengguna untuk berbagi pengalaman dan pendapat mereka tentang game yang dimainkan. Analisis sentimen memberikan wawasan berharga bagi pengembang game dan pihak terkait untuk memahami respons pengguna terhadap produk mereka. Penelitian ini menggunakan data ulasan game dari Kaggle, dengan fokus pada tahun 2021, yang melalui proses filtering seperti case folding, tokenizing, stopwords removal, dan stemming menggunakan RapidMiner. Data kemudian dibagi menjadi data training (1050 examples) dan data testing (494 examples) setelah proses filtering. Algoritma Naïve Bayes diterapkan pada data training untuk membentuk model klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan akurasi 80,97%, recall positif 78,49%, dan recall negatif 86,67%. Presisi untuk prediksi positif mencapai 93,10%, sedangkan presisi untuk prediksi negatif mencapai 63,73%. F1-Score, gabungan dari presisi dan recall, mencapai 84,68%. Hasil akurasi, recall, presisi, dan F1-Score menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi sentimen positif dan negatif. Hasil dari penelitian ini adalah, algoritma Naïve Bayes dapat memberikan analisis sentimen yang baik dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna di platform Steam. Penelitian ini juga dapat memberikan wawasan berharga bagi pengembang game dan pihak terkait dalam meningkatkan kualitas produk mereka.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Naive Bayes, Performance

1. PENDAHULUAN

Keberadaan pasar industri game termasuk sebagai salah satu pasar yang berpotensi dari ekonomi industri kreatif di Indonesia. Pada tahun 2017 pendapatan industri game tercatat telah mencapai level yang sangat tinggi yakni \$880 juta USD. Perkembangan industri game di Indonesia dari awal tahun 2015 dapat dikatakan sangatlah tinggi, dan jangkauan pasar industri game sangat luas. Ada 43,7 juta konsumen game (gamer) aktif di Indonesia, Indonesia menempati urutan ke-16 dunia dalam hal pendapatan game [1]. Namun, game sulit menjadi populer apabila tidak bergabung dengan sebuah platform. Dibutuhkan tempat atau platform penyedia berbagai macam game agar bisa terus eksis dalam penyebarannya. Ada beberapa platform game ternama, salah satunya Steam.

Steam adalah platform distribusi *game online* yang sangat populer di seluruh dunia [2]. Di Steam, pengguna dapat membeli dan memainkan game, serta memberikan ulasan tentang game komputer yang mereka mainkan. Ulasan ini berisi opini dan pendapat pengguna tentang game yang dimainkan. Sangat penting bagi *Developer* game untuk mengetahui

bagaimana game mereka diterima oleh pengguna melalui ulasan yang diberikan [3].

Seiring berjalannya waktu, pengguna game tersebut semakin bertumbuh. Komentar yang dihasilkan akan menjadi semakin acak. Pemain yang merasa cocok akan mengekspresikan sikap positif mereka terhadap game tersebut, disisi lain ada juga pemain yang merasa tidak cocok dan memberikan ulasan buruk yang menurunkan minat pemain lain di game tersebut. Melihat turunnya popularitas sebuah game karena ulasan yang buruk, peneliti akan menggunakan kolom komentar untuk menilai apakah komunitas tersebut aktif atau tidak. Ada kemungkinan calon pemain langsung menilai game tersebut padahal hanya membaca 1 hingga 5 ulasan saja. Disisi lain, calon pemain tidak mungkin membaca seluruh ulasan yang ada, karena perlu memakan banyak waktu. Oleh karena itu, analisis sentimen dibutuhkan untuk menjadi salah satu cara untuk mengambil keputusan dari sebuah ulasan tanpa perlu membaca ulasan secara keseluruhan, serta menjadikan itu sebagai usaha untuk melakukan riset pasar atas ulasan publik.

Sentiment Analysis (SA); juga disebut *opinion mining*; salah satu kategori utama dalam analisis

sentimen. Melibatkan penerapan pendekatan komputasi untuk membangun sistem yang akan memeriksa dan mengkategorikan pendapat terhadap produk, komentar, dan ulasan. [4], [5]. Sebagai contoh, analisis sentimen berguna bagi bisnis untuk memetakan opini konsumen mengenai produk mereka, dan bagi konsumen untuk memilih produk terbaik berdasarkan opini publik. Tantangan utama pada analisis sentimen adalah opini umumnya ditulis dalam bahasa sederhana, serta artikel pendek yang menunjukkan isyarat tentang sentimen yang terbatas dan akronim. Secara umum ada beberapa algoritma populer yang biasa digunakan. Algoritma tersebut adalah Naïve Bayes (Multinomial dan Bernoulli), *Logistic Regression*, SGD (*Stochastic Gradient Descent*), Linear SVM (Support Vector Machine) dan *Random Forest* [6].

Pentingnya analisis sentimen mencakup banyak domain, dimana *game platform* merupakan salah satu bidang yang dapat dimanfaatkan oleh SA [4]. Salah satu algoritma yang populer digunakan dalam analisis sentimen adalah Algoritma Naïve Bayes. Algoritma Naïve Bayes adalah algoritma pembelajaran mesin yang umum digunakan dalam klasifikasi teks dan analisis sentimen. Algoritma ini didasarkan pada teori probabilitas Bayes dan menghitung probabilitas setiap kelas sentimen berdasarkan kata-kata yang muncul dalam teks ulasan. Algoritma ini adalah metode klasifikasi statistik yang sederhana namun efektif yang digunakan untuk mengidentifikasi sentimen positif atau negatif, dari teks [5], [7].

Algoritma naïve bayes cocok membantu memecahkan masalah generalisasi dan spesialisasi data yang kompleks. Kelebihan Naïve Bayes adalah dapat digunakan untuk data kuantitatif dan kualitatif, tidak membutuhkan banyak data, tidak banyak pelatihan data, memiliki perhitungan yang cepat dan efisien, serta dapat digunakan untuk klasifikasi masalah dengan data biner atau multikelas [8].

Menurut [9] pada penelitiannya menganalisis kinerja 8 algoritma pengklasifikasi diantaranya *IBK*, *J48 Decision Tree* dan *Naïve Bayes*, *zeroR*, *simple cart*, *multilayer perceptron* berdasarkan dataset diabetes. Faktor kinerja seperti akurasi klasifikasi dan waktu eksekusi dibandingkan. Dari hasil percobaan, ditemukan bahwa teknik *naïve bayes* bekerja lebih baik dari pada teknik lain.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Dalam tinjauan pustaka ini, peneliti melakukan eksplorasi literatur ilmiah, jurnal-jurnal terkait, dan sumber-sumber informasi lainnya yang berkaitan dengan penggunaan algoritma Naïve Bayes dalam menganalisis sentimen pada platform Steam. Peneliti melakukan seleksi terhadap penelitian-penelitian yang memiliki kualitas dan relevansi yang tinggi guna memberikan pemahaman yang komprehensif terkait dengan topik penelitian.

Melalui tinjauan pustaka ini, diharapkan dapat terungkap perkembangan terkini dalam analisis

sentimen pada platform Steam, penggunaan algoritma Naïve Bayes sebagai metode klasifikasi, serta temuan-temuan yang telah dicapai dalam penelitian-penelitian sebelumnya. Tinjauan pustaka ini menjadi dasar peneliti dalam merumuskan kontribusi penelitian yang baru, menemukan celah penelitian yang masih perlu diisi, serta memperkuat pemahaman peneliti terhadap topik yang diteliti.

Tinjauan pustaka ini akan memberikan landasan yang kuat untuk penelitian selanjutnya, membantu peneliti dalam mengidentifikasi kekurangan-kekurangan dalam penelitian-penelitian terdahulu, dan merumuskan pendekatan yang lebih inovatif dan efektif dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna di platform Steam menggunakan algoritma Naïve Bayes.

2.1. Naïve Bayes

Naïve Bayes adalah kumpulan algoritma klasifikasi berdasarkan teorema Bayes. Pengklasifikasi Naïve Bayes memberi kita hasil yang sangat baik saat menganalisis data teks. Seperti pemrosesan bahasa alami. Algoritma Naïve Bayes memungkinkan kita menganalisis kumpulan data yang diberikan kepada kita. Pengklasifikasi Naïve Bayesian digunakan sebagai pengklasifikasi probabilitik. Klasifikasi menggunakan konsep model campuran. Model campuran dapat mewakili probabilitas komponen yang mengandung teorema Bayes sebagai pengklasifikasi probabilitik. Nama lain yang naïve bayes dikenal dengan simple bayes atau independence Bayes [10].

2.2. Data Mining

Data mining adalah proses pengumpulan dan pemrosesan data untuk mengekstraksi informasi penting dari data tersebut. Data mining mengekstrak informasi yang berguna dari sejumlah besar data. Karena banyaknya data yang akan dianalisis, metode tradisional tidak dapat memenuhi kebutuhan analisis data saat ini dan sulit untuk mencapai hasil yang diharapkan. Selain itu, informasi tersebut memiliki karakteristik up-to-date. Jika proses ekstraksi terlalu lambat, seringkali tidak mungkin mendapatkan data yang maksimal. Pada saat yang sama, future trends dan pengetahuan yang lebih dalam akan sulit di prediksi [11].

2.3. Analisis Sentimen

Analisis Sentimen adalah proses penggunaan *text analytics* untuk mendapatkan berbagai sumber data dari internet dan beragam platform media sosial [12]. Tujuannya adalah untuk memahami perasaan, sikap, atau pendapat pengguna terhadap suatu topik atau entitas tertentu. Analisis sentimen menggunakan teknik dan algoritma komputasional, seperti *machine learning*, untuk mengklasifikasikan teks menjadi sentimen positif, negatif, atau netral. Hal ini memungkinkan organisasi atau individu untuk memperoleh wawasan berharga dari data ulasan atau

komentar pengguna, baik untuk riset pasar, pengambilan keputusan, atau manajemen merek.

2.4. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses pengelompokan atau pengategorian objek atau data ke dalam kelas-kelas yang sudah ditentukan berdasarkan atribut-atribut yang dimiliki oleh objek tersebut [13]. Tujuan utama dari klasifikasi adalah untuk mengidentifikasi pola-pola atau karakteristik yang membedakan satu kelas dengan kelas lainnya, sehingga dapat digunakan untuk mengklasifikasikan objek baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

2.5. Steam

Steam adalah platform distribusi game digital, yang dikembangkan oleh Valve Corporation. pada tahun 2016 steam dianggap sebagai salah satu platform distribusi digital terbesar untuk game PC, dengan lebih dari 8.000 game tersedia dan lebih dari 184 juta pengguna aktif. Steam menawarkan manajemen hak digital (DRM), permainan multipemain, dan layanan jejaring sosial, melalui dua komponen utama platform Steam: Steam Store, dan Steam Community [7].

User harus membeli game dari Steam Store yang dibeli dari pihak ketiga dan kemudian diaktifkan melalui platform Steam menggunakan aplikasi Steam agar dapat memainkan game. Steam akan memeriksa kepemilikan game dan secara otomatis menginstal pembaruan yang tersedia. Membutuhkan update game terbaru untuk memainkan game di Steam. Selain itu, user dapat menikmati fitur mirip jejaring sosial seperti daftar teman melalui Steam Community. Game Developer dapat menerbitkan berita tentang sebuah video game. Meskipun game Developer tidak diharuskan untuk mengunggah pengumuman update game, game Developer umumnya sering memposting pembaruan tentang game mereka agar pengguna tetap mengetahui berita terbaru dari game tersebut [7].

2.6. Penelitian Terdahulu

Peneliti menyajikan pemahaman komprehensif tentang penelitian terkait, menyoroti kelebihan, kelemahan, dan temuan-temuan penting yang ditemukan. Adapun 3 penelitian terkait yang membahas tentang "Naïve Bayes" menjadi acuan dalam penelitian ini:

Pertama, menurut [14] dalam jurnal yang berjudul "*Analysis sentiment in social media against election using the method Naïve Bayes*" dalam penelitiannya peneliti menggunakan metode Naïve Bayes yang diterapkan pada pengklasifikasian opini positif, negatif, dan netral. Pada penelitiannya dari 50 data latih dan 10 data uji diperoleh akurasi sebesar 90%. Dan hasilnya diperoleh persentase sentimen positif 50%, negatif 20%, netral 10%. Dengan kesimpulan hasil positif lebih banyak.

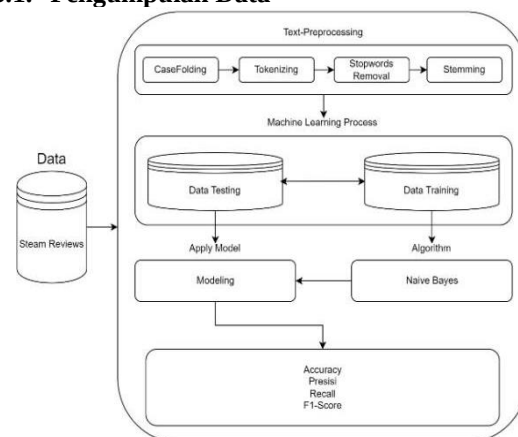
Kedua, menurut [15] dalam jurnal yang berjudul "*Sentiment Analysis of Online Transportation Service using the Naïve Bayes Methods*". Peneliti

menggunakan metode Naïve Bayes yang diterapkan pada pengklasifikasian opini dengan menggunakan 1000 *examples* komentar dari laman Instagram Gojek. Komentar dari halaman tersebut diolah dengan melakukan text preprocessing kemudian diklasifikasikan menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier (NBC)* untuk mendapatkan nilai nilai publik terhadap layanan transportasi online. Hasil penelitian dengan menggunakan metode Naïve Bayes ini menghasilkan nilai akurasi sebesar 81,00% yang artinya dari seluruh komentar yang ada di halaman Instagram subjek dengan metode NBC dapat diklasifikasi secara akurat sebesar 81,00% apakah komentar tersebut negatif atau positif.

Ketiga, menurut [16] dalam penelitian yang berjudul "Analisis Sentimen Sinovac pada Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes". Peneliti menggunakan metode Naïve Bayes yang diterapkan pada pengklasifikasian opini Twitter tentang Vaksin Sinovac. Peneliti menangkap tweet sebanyak 1.976 data tweet berbahasa Inggris. Peneliti mendapatkan nilai akurasi tinggi sebanyak 92.96%, *Recall* positif 78.68%, *Recall* negatif 79.86%. Sedangkan nilai akurasi dari presisi untuk *Pred. Positif* 96.65%, dan *Pred. Negatif* 72,79%. Dengan hasil kesimpulan Naïve bayes memiliki nilai akurasi yang tinggi dengan hasil prediksi akurat.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Pengumpulan Data



Gambar 1: Alur penelitian

Peneliti mengunduh dataset "Steam Reviews" dari Kaggle yang terdiri dari ulasan pengguna pada platform Steam. Lalu, peneliti akan melakukan seleksi data yang relevan dengan fokus penelitian, seperti ulasan pengguna yang terkait dengan game di platform Steam.

3.2. Pre-processing Data

Melakukan pembersihan data dengan menghilangkan karakter khusus, tanda baca, atau data yang tidak relevan. Melakukan *Case Folding* untuk menyamakan kata-kata dengan variasi ortografi yang berbeda. Langkah selanjutnya peneliti akan melakukan

stopwords removal (menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi signifikan dalam analisis sentimen) dari data. Lalu peneliti akan melakukan *tokenizing* untuk membagi teks menjadi unit-unit yang lebih kecil seperti kata-kata. dan terakhir, menerapkan *stemming* untuk mengubah kata-kata menjadi bentuk dasar mereka.

3.3. Pembangunan Model

Pembangunan model dilakukan dengan cara memisahkan data menjadi set pelatihan (training set) dan set pengujian (testing set). Melatih model Naïve Bayes menggunakan set pelatihan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna menjadi positif atau negatif. Dan peneliti akan menyesuaikan parameter dan memilih fitur-fitur yang paling relevan untuk meningkatkan kinerja model.

3.4. Evaluasi Model

Peneliti akan menguji kinerja model menggunakan set pengujian yang belum pernah dilihat sebelumnya. Menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *Recall*, *F1-score*, dan matriks kebingungan untuk mengevaluasi kinerja model Naïve Bayes.

3.5. Analisis Sentimen

Peneliti akan menganalisis hasil prediksi sentimen dari model Naïve Bayes pada data ulasan pengguna *game online* pada platform Steam. Langkah selanjutnya peneliti akan menganalisis pola sentimen yang muncul, seperti sentimen positif yang dominan atau aspek-aspek tertentu yang seringkali mendapatkan ulasan negatif. Hasil penelitian ini akan menggali wawasan baru tentang preferensi dan pendapat pengguna terhadap game di platform Steam.

3.6. Interpretasi dan Rekomendasi

Peneliti akan menginterpretasikan hasil analisis sentimen dan memberikan implikasi yang relevan. hal ini akan memberikan rekomendasi kepada perusahaan pengembang game dan pengelola platform Steam untuk meningkatkan kualitas game dan pelayanan berdasarkan temuan dari analisis sentimen. dan menyajikan potensi penerapan hasil penelitian sebagai riset pasar dalam pengambilan keputusan bisnis dan pengembangan strategi pemasaran.

Tahapan penelitian ini akan memberikan pemahaman yang komprehensif tentang analisis sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes pada data ulasan pengguna platform Steam dan menghasilkan wawasan yang berharga bagi perusahaan pengembang game dan pengelola platform Steam.

3.7. Instrument Penelitian

RapidMiner adalah perangkat lunak analitik yang kuat dan intuitif yang digunakan dalam penelitian ini. RapidMiner menyediakan lingkungan visual yang memungkinkan peneliti untuk dengan mudah membangun aliran kerja analisis data kompleks tanpa

perlu menulis kode. Dalam penelitian ini, RapidMiner digunakan untuk mengolah data ulasan pengguna dari platform Steam. Melalui fitur-fitur yang disediakan oleh RapidMiner, seperti kemampuan preprocessing data, ekstraksi fitur, pembangunan model, dan evaluasi model, peneliti dapat dengan efisien dan efektif menerapkan algoritma Naïve Bayes dalam analisis sentimen. Selain itu, RapidMiner juga menyediakan kemampuan visualisasi data yang membantu peneliti untuk memahami pola, tren, dan hasil dari analisis sentimen yang dilakukan. Dengan dukungan RapidMiner, peneliti dapat mengoptimalkan proses analisis data dan memperoleh wawasan yang lebih mendalam mengenai sentimen pengguna pada platform Steam.

Ekstensi RapidMiner dapat menambahkan beberapa set operator ke dalam aplikasi RapidMiner, yang dapat digunakan dalam proses data mining dan digabungkan dengan operator bawaan RapidMiner, serta operator lainnya. Ekstensi bisa didapatkan pada RapidMiner Marketplace yang tersedia pada bar extension. Peneliti akan menambah ekstensi bernama *Text Processing* pada operator.

3.8. Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data yang diunduh dari website Kaggle dengan jumlah 3.940.529 *examples*. Data berjudul “Steam Reviews” dengan perubahan terakhir pada tanggal 29 November 2021. Data diunduh pada tanggal 11 mei 2023 dan dipergunakan sebagaimana mestinya.

3.9. Metode Analisis Data

Naïve Bayes merupakan salah satu metode klasifikasi yang populer dalam analisis sentimen. Metode ini didasarkan pada teorema Bayes dan asumsi naif (*Naïve Assumption*) bahwa semua fitur atau kata dalam teks ulasan adalah independen satu sama lain. Dalam konteks penelitian ini, algoritma Naïve Bayes digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna menjadi kategori sentimen positif atau negatif.

Menurut [17] Dasar dari Naïve Bayes yang dipakai dalam pemrograman adalah rumus Bayes, yaitu peluang kejadian X sebagai Y ditentukan dari peluang Y saat X, peluang Y, dan peluang X seperti persamaan berikut. Sehingga rumus yang bisa digunakan adalah:

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X) \cdot P(X)}{P(Y)} \quad (1)$$

Keterangan:

Y : Data variabel tidak diketahui

X : Hipotesis kelas data

P(X|Y) : Probabilitas hipotesis X menurut kondisi Y (probabilitas posteriori)

P(X) : Probabilitas hipotesis X (probabilitas sebelumnya)

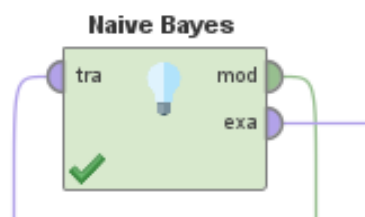
P(Y|X) : Probabilitas Y menurut kondisi dalam hipotesis X

P(Y) : Probabilitas Y

Metode analisis data menggunakan algoritma Naïve Bayes dalam penelitian ini memberikan pendekatan yang efektif dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna. Metode ini memungkinkan peneliti untuk memproses data dengan cepat, mengklasifikasikan sentimen secara otomatis, dan menghasilkan pemahaman yang lebih dalam tentang persepsi pengguna terhadap game di platform Steam.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, dilakukan analisis sentimen terhadap ulasan game online menggunakan algoritma Naïve Bayes. Proses penelitian meliputi pengumpulan data dari platform Steam, yaitu dataset "Steam Review" yang diambil pada tahun 2021. Data tersebut kemudian dilakukan proses filtering melalui case folding, tokenizing, stopwords removal, dan stemming menggunakan perangkat lunak RapidMiner. Setelah proses data preprocessing, dilakukan pembentukan data training dan data testing menggunakan metode Split Data dengan parameter partitions sebesar 0.68 dan 0.32 menggunakan shuffled sampling. Data training terdiri dari 1050 examples, sedangkan data testing terdiri dari 494 examples. Total data yang digunakan setelah proses filtering adalah sebanyak 1544. Selanjutnya, model klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes diterapkan pada data training untuk melakukan prediksi sentimen pada data testing.



Gambar 2: Naïve Bayes

Hasil evaluasi model menunjukkan akurasi sebesar 80.97%. Selain itu, recall positif mencapai 78.49% dan recall negatif mencapai 86.67%. Sedangkan presisi untuk prediksi positif adalah 93.10%, sedangkan presisi untuk prediksi negatif adalah 63.73%. Selanjutnya, F1-score dihitung untuk masing-masing kategori sentimen. Dengan mempertimbangkan recall dan presisi, diperoleh F1-score yang menyajikan keseimbangan antara kedua metrik tersebut. Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma Naïve Bayes untuk analisis sentimen ulasan game online. Dengan akurasi sebesar 80.97%, model ini dapat digunakan untuk memprediksi sentimen ulasan dengan tingkat keberhasilan yang baik. Meskipun demikian, perlu diingat bahwa evaluasi model tidak hanya bergantung pada akurasi saja, tetapi juga mempertimbangkan metrik lain seperti recall, presisi, dan F1-score. Hasil ini dapat memberikan wawasan yang berguna bagi para pengembang game online dalam memahami tanggapan dan sentimen pengguna terhadap produk mereka.

Tabel 1: Canvas Hasil

	True negatif	True positif	Class precision
Pred. negatif	130	74	63,73%
Pred. positif	20	270	93,10%
Class recall	86,67%	78,49%	

Akurasi adalah metrik evaluasi yang mengukur sejauh mana model klasifikasi dapat memprediksi dengan benar. Dalam konteks analisis sentimen, akurasi menggambarkan seberapa baik model dapat mengklasifikasikan ulasan menjadi positif atau negatif secara tepat.

Dalam penelitian ini, akurasi model dihitung dengan membandingkan jumlah prediksi yang benar (*True Positive* dan *True Negative*) dengan jumlah total data. Dalam hal ini, data yang digunakan terdiri dari *data training* dan *data testing* setelah melalui proses filtering seperti *case folding*, *tokenizing*, *stopwords removal*, dan *stemming*.

Dalam konteks penelitian ini, akurasi dapat dihitung dengan rumus:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{\text{Total Data}} \times 100\%$$

Di sini, TP (*True Positif*) adalah jumlah kasus positif yang berhasil terdeteksi dengan benar oleh model, sedangkan FP (*False Positif*) adalah jumlah kasus negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif oleh model.

Dengan data sebagai berikut:

TP (*True Positif*) = 270

TN (*True Negatif*) = 130

Total Data = 494

Dengan hasil sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{270 + 130}{494} \times 100\% = 80.97\%$$

Setelah melakukan perhitungan, diperoleh akurasi sebesar 80.97%. Ini berarti model berhasil mengklasifikasikan sekitar 80.97% ulasan dengan benar. Akurasi yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali sentimen ulasan dengan akurat.

Selain akurasi secara keseluruhan, penting juga untuk melihat akurasi pada setiap kategori klasifikasi. Misalnya, akurasi dalam mengenali ulasan positif (*True Positive*) dan ulasan negatif (*True Negative*). Hal ini dapat memberikan gambaran lebih jelas tentang kinerja model dalam mengenali sentimen yang spesifik.

Dalam penelitian ini, akurasi untuk prediksi positif (*Pred. Positif*) mencapai 93.10%, sedangkan akurasi untuk prediksi negatif (*Pred. Negatif*) mencapai 63.73%. Angka ini mengindikasikan bahwa model memiliki akurasi yang lebih tinggi dalam mengenali ulasan yang positif daripada ulasan yang negatif. Namun, penting untuk mencatat bahwa

akurasi yang tinggi tidak selalu berarti model secara keseluruhan dapat memberikan prediksi yang baik. Oleh karena itu, penting juga untuk memperhatikan metrik evaluasi lainnya seperti presisi, *recall*, dan *F1-score*.

Dalam keseluruhan, akurasi yang tinggi menunjukkan bahwa model yang digunakan dalam penelitian ini memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan. Namun, perlu diingat bahwa akurasi tidak memberikan informasi tentang keseimbangan antara prediksi positif dan negatif, serta kemungkinan adanya kesalahan dalam prediksi. Oleh karena itu, penting untuk melihat metrik evaluasi lainnya guna mendapatkan pemahaman yang lebih komprehensif tentang kinerja model dalam analisis sentimen.

4.1. Presisi

Presisi, juga dikenal sebagai *positive predictive value*, adalah metrik evaluasi yang mengukur sejauh mana model mengklasifikasikan kasus positif dengan benar dibandingkan dengan kasus positif yang sebenarnya. Presisi memberikan gambaran tentang seberapa akurat model dalam mengidentifikasi dan memprediksi dengan benar kasus positif.

Dalam konteks penelitian ini, presisi dapat dihitung dengan rumus:

$$\begin{aligned} \text{Presisi Positif} &= \frac{TP}{(TP + FP)} \\ \text{Presisi Negatif} &= \frac{TN}{(TN + FN)} \end{aligned}$$

(3)

Di sini, TP (*True Positif*) adalah jumlah kasus positif yang berhasil terdeteksi dengan benar oleh model, sedangkan FP (*False Positif*) adalah jumlah kasus negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif oleh model.

Dengan data sebagai berikut:

TP (*True Positif*) = 270

FN (*False Negatif*) = 74

TN (*True Negatif*) = 130

FP (*False Positif*) = 20

Dengan hasil sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Presisi Positif} &= \frac{270}{(270 + 20)} \\ &= 0.931 \text{ atau } 93.1\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Presisi Negatif} &= \frac{130}{(130 + 74)} \\ &= 0.637 \text{ atau } 63.7\% \end{aligned}$$

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa nilai presisi untuk klasifikasi dalam penelitian ini adalah sekitar 0.931 atau 93.1%. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang tinggi dalam mengklasifikasikan dengan benar kasus positif, dengan sedikit kesalahan dalam mengklasifikasikan kasus negatif sebagai positif. Presisi yang tinggi menunjukkan bahwa model memberikan hasil yang

akurat dan dapat diandalkan dalam mengenali dan memprediksi sentimen positif.

Dalam konteks aplikasi ini, presisi yang tinggi akan sangat berharga dalam mengidentifikasi ulasan-ulasan positif yang valid dan relevan dari pengguna *game online*. Hal ini memungkinkan perusahaan game untuk mendapatkan wawasan yang lebih akurat tentang pengalaman pengguna yang positif dan memperoleh umpan balik yang berharga untuk perbaikan dan pengembangan permainan di masa depan. Dengan presisi yang tinggi, perusahaan juga dapat menghindari kesalahan dalam mengambil tindakan berdasarkan ulasan yang salah diklasifikasikan sebagai positif, yang dapat mengarah pada keputusan yang tidak tepat atau penggunaan sumber daya yang tidak efisien.

Namun, perlu dicatat bahwa presisi perlu dievaluasi bersama dengan metrik evaluasi lainnya, seperti *recall*, akurasi, dan *F1-score*, untuk mendapatkan pemahaman yang komprehensif tentang kualitas keseluruhan model. Selain itu, penting untuk mempertimbangkan tujuan penelitian atau aplikasi tertentu serta karakteristik dataset yang digunakan dalam mengevaluasi presisi.

4.2. Recall

Recall, juga dikenal sebagai sensitivitas atau *True Positive rate*, adalah metrik evaluasi yang penting dalam pengukuran kualitas model dalam mendeteksi kasus positif yang sebenarnya. *Recall* mengukur kemampuan model untuk mengenali dan mengklasifikasikan dengan benar sejumlah kasus positif yang ada dalam dataset.

Dalam konteks penelitian ini, *recall* dapat dihitung dengan rumus:

$$\begin{aligned} \text{Recall Positif} &= \frac{TP}{(TP + FN)} \\ \text{Recall Negatif} &= \frac{TN}{(TN + FP)} \end{aligned}$$

Di sini, TP (*True Positif*) adalah jumlah kasus positif yang berhasil terdeteksi dengan benar oleh model, sedangkan FN (*False Negatif*) adalah jumlah kasus positif yang tidak terdeteksi oleh model dan salah diklasifikasikan sebagai negatif.

Dengan data sebagai berikut:

TP (*True Positif*) = 270

FN (*False Negatif*) = 74

TN (*True Negatif*) = 130

FP (*False Positif*) = 20

Dengan hasil sebagai berikut:

$$\text{Recall Positif} = \frac{270}{(270 + 74)} = 0.785 \text{ atau } 78.5\%$$

$$\begin{aligned} \text{Recall Negatif} &= \frac{130}{(130 + 20)} \\ &= 0.867 \text{ atau } 86.7\% \end{aligned}$$

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa nilai *recall* untuk klasifikasi dalam penelitian ini adalah sekitar 0.785 atau 78.5%. Ini berarti model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali sekitar 78.5%

dari total kasus sentimen positif yang ada. *Recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi sentimen positif secara akurat, mengurangi jumlah kasus positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif.

Dalam konteks aplikasi ini, *recall* yang tinggi akan bermanfaat dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan dengan benar ulasan-ulasan positif dari pengguna *game online*. Hal ini dapat membantu perusahaan game untuk mendapatkan wawasan yang lebih akurat tentang sentimen pengguna dan mengambil langkah-langkah yang tepat dalam meningkatkan pengalaman pengguna dan kualitas permainan. Selain itu, dengan *recall* yang tinggi, perusahaan juga dapat mengurangi risiko kehilangan ulasan-ulasan positif yang penting dalam membangun reputasi dan meningkatkan penjualan permainan mereka.

Penting untuk dicatat bahwa *recall* perlu dievaluasi bersama-sama dengan metrik evaluasi lainnya, seperti presisi, akurasi, dan *F1-score*, untuk mendapatkan gambaran yang komprehensif tentang kualitas keseluruhan model. Selain itu, perlu diingat bahwa nilai *recall* dapat bervariasi tergantung pada karakteristik dan tujuan spesifik dari penelitian atau aplikasi yang sedang dilakukan.

4.3. *F1-score*

F1-score adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi dengan mempertimbangkan presisi (*precision*) dan *recall*. *F1-score* berguna dalam konteks analisis sentimen karena memperhitungkan keseimbangan antara kemampuan model dalam mengenali ulasan positif dan negatif.

Dalam penelitian ini, *F1-score* telah dihitung untuk masing-masing kategori klasifikasi, yaitu klasifikasi positif dan negatif. *F1-score* untuk klasifikasi positif diperoleh dengan menggunakan nilai presisi positif (PP) dan *recall* positif (RP), sedangkan *F1-score* untuk klasifikasi negatif diperoleh dengan menggunakan nilai presisi negatif (PN) dan *recall* negatif (RN).

Dengan rumus sebagai berikut:

$$F1 - Score = \frac{2 \times (Presisi \times Recall)}{(Presisi + Recall)}$$

Dengan keterangan data sebagai berikut:

Presisi Positif (PP) = 93.10%

Recall Positif (RP) = 78.49%

Presisi Negatif (PN) = 63.73%

Recall Negatif (RN) = 86.67%

Pada klasifikasi positif, *F1-score* diperoleh dengan rumus:

$$F1 - Score Positif = \frac{2 \times (Presisi Positif \times Recall Positif)}{(Presisi Positif + Recall Positif)}$$

Sementara itu, pada klasifikasi negatif, *F1-score* diperoleh dengan rumus:

$$F1 - Score Negatif = \frac{2 \times (Presisi Negatif \times Recall Negatif)}{(Presisi Negatif + Recall Negatif)}$$

Dengan hasil sebagai berikut:

$$F1 - Score Positif = \frac{2 \times (0,931 \times 0,785)}{(0,931 + 0,785)} = 0,851$$

$$F1 - Score Negatif = \frac{2 \times (0,637 \times 0,867)}{(0,637 + 0,867)} = 0,733$$

Setelah menghitung nilai presisi dan *recall* positif serta negatif berdasarkan data hasil evaluasi, kita dapat menggantikan nilai-nilai tersebut pada rumus *F1-score* untuk mendapatkan nilai *F1-score* yang akhir.

Dalam penelitian ini, *F1-score* untuk klasifikasi positif diperoleh sebesar 0.851, sedangkan *F1-score* untuk klasifikasi negatif diperoleh sebesar 0.733. Nilai *F1-score* yang tinggi menunjukkan keseimbangan yang baik antara presisi dan *recall* dalam model klasifikasi. Artinya, model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali ulasan positif dan negatif secara konsisten dan akurat.

Dengan menggunakan *F1-score* sebagai metrik evaluasi, penelitian ini memberikan informasi yang lebih komprehensif tentang kinerja model dalam analisis sentimen. *F1-score* memperhitungkan baik presisi maupun *recall*, sehingga memastikan model tidak hanya fokus pada salah satu aspek klasifikasi saja. Dalam hal ini, nilai *F1-score* yang tinggi menunjukkan bahwa model yang digunakan dalam penelitian ini berhasil mencapai keseimbangan yang baik antara akurasi dan konsistensi dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan.

5. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, dilakukan analisis sentimen terhadap ulasan game online menggunakan algoritma Naïve Bayes. Proses penelitian meliputi pengumpulan data dari platform Steam, yaitu dataset "Steam Review" yang diambil pada tahun 2021. Data tersebut kemudian dilakukan proses filtering melalui case folding, tokenizing, stopwords removal, dan stemming menggunakan perangkat lunak RapidMiner. Setelah proses data preprocessing, dilakukan pembentukan data training dan data testing menggunakan metode Split Data dengan parameter partitions sebesar 0.68 dan 0.32 menggunakan shuffled sampling. Data training terdiri dari 1050 examples, sedangkan data testing terdiri dari 494 examples. Total data yang digunakan setelah proses filtering adalah sebanyak 1544. Selanjutnya, model klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes diterapkan pada data training untuk melakukan prediksi sentimen pada data testing. Hasil evaluasi model menunjukkan akurasi sebesar 80.97%. Selain itu, *recall* positif mencapai 78.49% dan *recall* negatif mencapai 86.67%. Sedangkan presisi untuk prediksi positif adalah 93.10%, sedangkan

presisi untuk prediksi negatif adalah 63.73%. Selanjutnya, F1-score dihitung untuk masing-masing kategori sentimen. Dengan mempertimbangkan recall dan presisi, diperoleh F1-score yang menyajikan keseimbangan antara kedua metrik tersebut. Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma Naïve Bayes untuk analisis sentimen ulasan game online. Dengan akurasi sebesar 80.97%, model ini dapat digunakan untuk memprediksi sentimen ulasan dengan tingkat keberhasilan yang baik. Meskipun demikian, perlu diingat bahwa evaluasi model tidak hanya bergantung pada akurasi saja, tetapi juga mempertimbangkan metrik lain seperti recall, presisi, dan F1-score. Secara keseluruhan, hasil dari penelitian ini adalah algoritma Naïve Bayes dapat memberikan analisis sentimen yang baik dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna di platform Steam. Penelitian ini juga dapat memberikan wawasan berharga bagi pengembang game dan pihak terkait dalam meningkatkan kualitas produk mereka.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Mulachela, K. Rizki, and Y. A. Wahyudin, "Analisis Perkembangan Industri Game di Indonesia Melalui Pendekatan Rantai Nilai Global (Global Value Chain)," 2020.
- [2] F. T. Pasaribu and A. Kusnawan, "Pengaruh Pemasaran Secara Digital, Harga, dan Promosi Summer Sale di Platform Steam Pada Terhadap Keputusan Pembelian Steam E-Wallet," 2022.
- [3] M. Croissant and M. Frister, "A data-driven approach for examining the demand for relaxation games on Steam during the COVID-19 pandemic," *PLoS One*, vol. 16, no. 12, December, Dec. 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0261328.
- [4] D. Suleiman, A. Odeh, and R. Al-Sayyed, "Arabic Sentiment Analysis Using Naïve Bayes and CNN-LSTM," *Informatica (Slovenia)*, vol. 46, no. 6, pp. 79–86, 2022, doi: 10.31449/inf.v46i6.4199.
- [5] S. P. PM, S. B. Vellore Institute of Technology, Institute of Electrical and Electronics Engineers. Madras Section, IEEE Communications Society., and Institute of Electrical and Electronics Engineers, "Sentimental Analysis using Naïve Bayes Classifier," in *2019 International Conference on Vision Towards Emerging Trends in Communication and Networking (ViTECoN)*, 2019, pp. 1–5.
- [6] M. M. Islam and N. Sultana, "Comparative Study on Machine Learning Algorithms for Sentiment Classification," 2018.
- [7] R. Dehkharghani, H. Mercan, A. Javeed, and Y. Saygin, "Sentimental causal rule discovery from Twitter," *Expert Syst Appl*, vol. 41, no. 10, pp. 4950–4958, 2014, doi: 10.1016/j.eswa.2014.02.024.
- [8] I. Fadil, M. A. Helmiawan, F. Supriadi, A. Saeppani, Y. Sofiyani, and A. Guntara, "Waste Classifier using Naive Bayes Algorithm," in *2022 10th International Conference on Cyber and IT Service Management, CITSM 2022*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, doi: 10.1109/CITSM56380.2022.9935894.
- [9] A. S. Rani and S. Jyothi, "Performance analysis of Classification Algorithms under Different Datasets," 2016, pp. 1584–1589.
- [10] R. K. Dwivedi, A. Kr. Saxena, Teerthanker Mahaveer University. College of Computing Sciences & Information Technology, Institute of Electrical and Electronics Engineers. Uttar Pradesh Section, and Institute of Electrical and Electronics Engineers., "Comparison of Naive Bayes and SVM Algorithm based on Sentiment Analysis Using Review Dataset," pp. 266–270, 2019.
- [11] Y. Wang, D. Zhu, B. Zhang, Q. Guo, F. Wan, and N. Ma, "Review of data scraping and data mining research," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Aug. 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1982/1/012161.
- [12] S. Lestari and S. Saepudin, "ANALISIS SENTIMEN VAKSIN SINOVAK PADA TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES," 2021. [Online]. Available: <https://vaksin.kemkes.go.id/>
- [13] A. Octaviani and P. Dewi, "Big Data di Perpustakaan dengan Memanfaatkan Data Mining," *ANUVA*, vol. 4, no. 2, pp. 223–230, 2020.
- [14] D. , P. W. P. , N. A. , & T. T. R. Nurcahyono, "Analysis sentiment in social media against election using the method naive Bayes," *J Phys Conf Ser*, 2020.
- [15] M. , S. H. , N. R. , M. S. , & S. K. Tika Adilah, "Sentiment Analysis of Online Transportation Service using the Naïve Bayes Methods," *J Phys Conf Ser*, 2020.
- [16] D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," 2021