Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam
Vol 6, No 1 (2025), pp 1-8
ISSN: 2721-0901
DOI: http://dx.doi.org/10.33096/busiti.v6i1.2475

Menganalisis Ulasan *Mobile Legends*: Analisis Kinerja Berdasarkan Opini Pengguna dengan Naive Bayes

Analysis of Mobile Legends User Reviews: Performance Evaluation Based on User Opinions Using Naive Bayes

Kariyamin[a,1,*], Muh. Ikhsan Alyakin[a,2*], dan La Ode Alyandi[a,3]

[a]*Teknologi Informasi,Institud Teknologi dan Bisnis Muhammadiyah Wakatobi, Wakatobi, Indonesia*
[1]*karyaminyamin28@gmail.com;* [2]*ikhsanalyakin@gmail.com;* [3]*laodealyandi@gmail.com*
**corresponding author*

Informasi Artikel

Diserahkan : 7 November 2024
Diterima : 19 Januari 2025
Direvisi : 27 Januari 2025
Diterbitkan : 21 Februari 2025

Kata Kunci:
Naïve Bayes
Analisis sentimen
Mobile Legends

ABSTRAK

Penelitian ini mengeksplorasi analisis sentimen pada ulasan pengguna *game Mobile Legends*: Bang Bang menggunakan metode *Naïve Bayes*. Dengan pertumbuhan pesat jumlah pengguna, ulasan yang diterima mencerminkan sentimen positif, negatif, dan netral yang beragam. Salah satu tantangan utama adalah ketidakseimbangan data antara ketiga sentimen, yang dapat mempengaruhi akurasi model. Data dikumpulkan melalui teknik scraping dari Google Play Store, diikuti dengan pra-pemrosesan untuk meningkatkan kualitas data. Hasil analisis menunjukkan bahwa model *Naïve Bayes* mencapai akurasi sebesar 75,28%, dengan kinerja yang baik dalam mengidentifikasi ulasan negatif, meskipun masih terdapat ruang untuk perbaikan pada kategori positif dan netral. Temuan ini diharapkan memberikan wawasan berharga bagi pengembang *game* dalam memahami pengalaman pengguna dan meningkatkan fitur aplikasi berdasarkan analisis sentimen.

***Keywords*:**
Naïve Bayes
Sentiment Analysis
Mobile Legends

This is an open access article under the CC–BY-SA license.

ABSTRACT

This research explores sentiment analysis on user reviews of the game Mobile Legends: Bang Bang using the Naïve Bayes method. With the rapid growth in user numbers, the reviews received reflect a diverse range of positive, negative, and neutral sentiments. One of the main challenges is the data imbalance among the three sentiments, which can affect the model's accuracy. Data was collected through scraping techniques from the Google Play Store, followed by preprocessing to enhance data quality. The analysis results show that the Naïve Bayes model achieved an accuracy of 75.28%, demonstrating good performance in identifying negative reviews, although there is still room for improvement in the positive and neutral categories. These findings are expected to provide valuable insights for game developers in understanding user experiences and improving application features based on sentiment analysis.

I. Pendahuluan

Di era digital saat ini, ulasan pengguna di *platform* seperti *Google Play Store* menjadi salah satu sumber informasi penting bagi pengembang *game*. Dengan basis pemain yang sangat besar, *game Mobile Legends*: Bang Bang sering kali menerima beragam ulasan yang mencerminkan sentimen positif maupun negatif dari para pemainnya. Penelitian ini berfokus pada analisis ulasan-ulasan tersebut dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* untuk menilai kinerja klasifikasi sentimen. Salah satu tantangan utama yang dihadapi adalah ketidakseimbangan data antara ulasan dengan sentimen positif dan negatif, yang bisa memengaruhi akurasi model prediksi.

Penelitian sebelumnya membahas analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi *game PUBG Mobile*, dengan fokus pada penggunaan algoritma *Naïve Bayes*. Data penelitian berasal dari 2000 ulasan pengguna yang dikumpulkan secara otomatis melalui teknik *web scraping*. Tahapan penelitian mencakup *preprocessing* teks seperti *case folding*, *tokenisasi*, *stemming*, dan *labeling*, diikuti oleh pembagian data menjadi data latih dan uji. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* mampu mencapai akurasi tertinggi sebesar 70% pada model pertama dengan proporsi data latih dan uji 90:10, meskipun performa klasifikasi menurun pada proporsi data uji yang lebih besar. Selain itu, penelitian ini menyoroti pentingnya teknik *oversampling* untuk mengatasi ketidakseimbangan data antar kelas sentimen demi meningkatkan akurasi klasifikasi [1].

Selain itu, studi lain yang menganalisis sentimen pada *game Mobile Legends* menggunakan *Naïve Bayes* juga menunjukkan hasil yang serupa. Ulasan dan komentar dari para pemain dianalisis untuk memahami sentimen pengguna, yang kemudian diklasifikasikan ke dalam kategori positif atau negatif. Penelitian ini menekankan pentingnya ulasan pengguna untuk membantu pengembang *game* memperbaiki fitur dan kinerja berdasarkan pengalaman pengguna [2].

Penelitian selanjutnya membandingkan kinerja algoritma *Naïve Bayes* dan *Logistic Regression* dalam menganalisis sentimen, khususnya dalam konteks ketidakseimbangan data. Meskipun kedua algoritma menunjukkan hasil yang baik, *Logistic Regression* lebih unggul dalam beberapa metrik setelah dilakukan optimasi dengan metode *SMOTE* untuk mengatasi masalah data yang tidak seimbang. Namun, *Naïve Bayes* tetap dianggap sebagai metode yang andal dalam klasifikasi teks, khususnya dalam analisis sentimen [3].

Penelitian terkait lainnya menunjukkan bahwa metode *Naïve Bayes* secara luas digunakan untuk analisis sentimen di berbagai sektor aplikasi digital, termasuk aplikasi transportasi daring seperti Shejek dan *e-commerce* seperti *Shopee*. Dalam studi tentang aplikasi Shejek, penggunaan algoritma *Naïve Bayes* berhasil mengklasifikasikan sentimen pengguna berdasarkan ulasan di *Google Play Store* dengan tingkat akurasi 80.39%, serta performa *precision* sebesar 73.69% dan *recall* sebesar 94.54% [4]. Sementara itu, penelitian tentang *Event Big Sale* 11.11 di *Shopee* menunjukkan keandalan *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan opini pengguna di media sosial seperti Instagram, dengan hasil yang relevan untuk analisis sentimen [5]

Di sisi lain, penelitian mengenai kebijakan vaksinasi *Booster* 2 yang menggunakan algoritma *Naïve Bayes* memperlihatkan hasil akurasi yang cukup baik meskipun dihadapkan pada ketidakseimbangan data antara sentimen positif dan negatif [6]

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode *Naïve Bayes* telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi digital seperti *e-commerce* dan transportasi daring. Algoritma ini menunjukkan akurasi yang baik meskipun sering dihadapkan pada ketidakseimbangan data antara ulasan positif dan negatif [7]. Meskipun beberapa studi membandingkan *Naïve Bayes* dengan algoritma lain seperti *Logistic Regression* dan menemukan bahwa *Logistic Regression* unggul dalam beberapa metrik, *Naïve Bayes* tetap menjadi pilihan populer karena kesederhanaan dan kecepatannya dalam pengolahan data yang besar, seperti ulasan di *Google Play store* [8].

Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi lebih lanjut bagaimana *Naïve Bayes* dapat dioptimalkan untuk menangani ketidakseimbangan data dalam analisis ulasan pengguna *Mobile Legends*. Dengan demikian, hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang berguna bagi pengembang *game* dalam memperbaiki kualitas dan kinerja aplikasi berdasarkan analisis sentimen pengguna [9].

Penelitian terkait telah menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes banyak digunakan dalam analisis sentimen, termasuk ulasan aplikasi BRIMO di *Google Play store*, yang mencapai akurasi 84,52% [10]. Meskipun demikian, penelitian lain yang membandingkan *Naive Bayes* dengan algoritma seperti *CNN* menunjukkan bahwa *CNN* cenderung lebih unggul dalam beberapa situasi, khususnya dalam klasifikasi teks di media sosial [11]. Selain itu, penelitian yang membandingkan *Naive Bayes* dengan *SVM* dalam analisis ulasan *Mobile Legends* menemukan bahwa *SVM* memberikan hasil lebih baik, terutama saat data tidak seimbang. Namun, dengan metode *SMOTE*, *Naive Bayes* tetap mampu meningkatkan akurasinya hingga 82% [12].

Dalam penelitian terkait, *Naïve Bayes* telah digunakan secara luas dalam analisis sentimen untuk berbagai aplikasi, termasuk *platform* perbankan dan layanan kesehatan digital. Sebagai contoh, penelitian pada aplikasi Halodoc menggunakan *Naïve Bayes Classifier* menunjukkan akurasi sebesar 81,68% dalam mengklasifikasikan ulasan di *Google Play Store*. Hasil ini dikategorikan sebagai klasifikasi yang "cukup baik" dengan AUC 0.756 [13]. Demikian pula, studi pada aplikasi BRIMO membandingkan algoritma *Support Vector Machine* (*SVM*), *Naïve Bayes*, dan *AdaBoost*. Meskipun *SVM* menunjukkan kinerja terbaik dengan akurasi 90,4%, *Naïve Bayes* tetap memberikan hasil yang kompetitif dengan akurasi yang cukup memadai [14]. Selain itu, penelitian lain mengenai *Jamsostek Mobile* (*JMO*) juga menggunakan *Naïve Bayes* dan menghasilkan akurasi sebesar 95%, dengan *precision* 91% dan *recall* 90%, yang menunjukkan metode ini andal dalam klasifikasi ulasan pengguna [15].

Secara keseluruhan, berbagai penelitian menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* adalah metode yang andal dan efisien dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna, meskipun dihadapkan pada tantangan ketidakseimbangan data. Walaupun algoritma lain seperti *Logistic Regression* dan *SVM* terkadang menunjukkan performa yang lebih baik, *Naïve Bayes* tetap menjadi pilihan yang diminati karena kesederhanaannya, kecepatan pengolahan data besar, dan kemampuannya dalam mengklasifikasikan ulasan di berbagai *platform* digital. Dengan terus dilakukan optimasi, seperti penerapan metode *SMOTE*, akurasi *Naïve Bayes* dalam analisis ulasan pengguna diharapkan dapat terus ditingkatkan. Hasil penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi signifikan bagi pengembang *game* dalam memahami sentimen pengguna serta meningkatkan kualitas dan kinerja aplikasi mereka.

Penelitian ini bertujuan untuk memahami opini pengguna terhadap *game Mobile Legends*: Bang Bang di *Google Play Store* dengan menggunakan metode *Naive Bayes*. Metode ini dipilih karena dianggap andal dalam

menangani ketidakseimbangan jumlah ulasan positif dan negatif, seperti yang sudah terbukti di berbagai aplikasi digital lainnya. Dengan fokus pada analisis sentimen dan relevansi metode dalam konteks *game*, penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi pada peningkatan kualitas aplikasi melalui pemahaman yang lebih mendalam tentang pandangan pengguna.

II. Metode

A. Pengumpulan Data

Langkah pertama adalah mengumpulkan data dari *Play Store* menggunakan metode yang dikenal sebagai *scraping*. Secara sederhana, *scraping* berarti menggunakan alat otomatis untuk mengunduh data dalam jumlah besar dari situs web, dalam hal ini, data ulasan aplikasi di *Play Store*. Pada tahap ini, data mentah berupa ulasan pengguna diambil dan akan diproses lebih lanjut. Data yang berkualitas sangat penting di sini karena akan memengaruhi hasil analisis di tahap berikutnya.

B. Pra-Pemrosesan Data

Setelah data terkumpul, kita tidak bisa langsung menganalisisnya. Data tersebut perlu diproses terlebih dahulu supaya lebih mudah dipahami oleh komputer. Inilah tujuan dari pra-pemrosesan data. Proses ini terdiri dari beberapa langkah:

- *Cleaning*: Menghilangkan elemen-elemen yang tidak penting seperti tanda baca, simbol, atau karakter-karakter aneh dari data. Ini membuat data lebih bersih dan siap dianalisis.
- *Case Folding*: Semua teks diubah menjadi huruf kecil, agar konsisten. Misalnya, "*Play store*" dan "*play store*" akan diperlakukan sama, karena sebenarnya tidak ada perbedaan dalam artinya.
- *Tokenizing*: Ini adalah proses memecah teks panjang menjadi potongan-potongan kecil, biasanya kata-kata terpisah. Hal ini membuat komputer bisa menganalisis setiap kata secara lebih efisien.
- *Stopword Removal*: Kata-kata umum yang sering muncul tetapi tidak memiliki makna signifikan seperti "dan", "atau", "yang" dihapus, sehingga yang dianalisis hanya kata-kata yang benar-benar penting.
- *Stemming*: Di sini, setiap kata diubah ke bentuk dasarnya. Misalnya, "bermain" akan diubah menjadi "main". Tujuannya adalah agar variasi bentuk kata yang sebenarnya memiliki makna serupa tidak mengganggu proses analisis.

C. Ekstraksi Fitur

Setelah data diproses, langkah berikutnya adalah ekstraksi fitur. Pada tahap ini, informasi penting dari teks diambil agar bisa digunakan oleh model pembelajaran mesin. Salah satu teknik yang umum digunakan adalah:

- *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (*TF-IDF*): Teknik ini membantu kita mengidentifikasi kata-kata mana yang penting dalam setiap dokumen dibandingkan dengan seluruh dokumen lain dalam dataset. Kata yang sering muncul di dokumen tertentu, tetapi jarang muncul di dokumen lain, akan mendapat bobot lebih tinggi, karena lebih bermakna.
- *Labeling*: Di tahap ini, data diberi label untuk tujuan klasifikasi. Misalnya, ulasan pengguna mungkin diberi label positif, atau negatif tergantung pada isi ulasan tersebut.

Oleh karena itu dalam penelitian ini akan diterapkan teknik *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (*TF-IDF*) yang berfungsi untuk mengidentifikasi kata-kata penting berdasarkan frekuensi kemunculannya yang terukur secara proporsional. Selain itu, teknik *labeling* juga akan digunakan untuk memberikan label pada data, sehingga data tersebut dapat dikelompokkan dan dianalisis lebih lanjut dengan akurat sesuai dengan kategori yang telah ditentukan.

D. Pembagian Data

Setelah fitur diekstraksi, data tersebut kemudian dibagi ke dalam dua bagian, yakni untuk pelatihan dan pengujian model. Salah satu teknik yang populer digunakan adalah *K-Fold Cross-Validation*. Teknik ini membagi data menjadi beberapa bagian yang disebut *folds*, dan setiap bagian secara bergantian digunakan untuk pelatihan dan pengujian. Ini memastikan bahwa model dilatih dan diuji secara menyeluruh, mengurangi kemungkinan bias dalam hasil.

E. Implementasi Model

Setelah data dibagi, langkah selanjutnya adalah mengimplementasikan model pembelajaran mesin. Dalam penelitian ini, model yang digunakan adalah *Naive Bayes*. Model ini bekerja dengan menghitung probabilitas suatu kategori (misalnya, ulasan positif atau negatif) berdasarkan fitur-fitur yang ada. *Naive Bayes* adalah salah satu model yang sering digunakan dalam klasifikasi teks karena relatif cepat dan sederhana, namun cukup akurat.

Naive Bayes dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya yang sesuai untuk analisis ulasan pengguna. Algoritma ini mampu memproses data teks dengan efisien, memanfaatkan frekuensi kata atau keberadaan kata tertentu untuk menghasilkan klasifikasi yang akurat. Selain itu *Naive Bayes* mudah diimplementasikan karena struktur algoritmanya yang sederhana, sehingga proses analisis dapat dilakukan dengan cepat tanpa memerlukan sumber daya komputasi yang besar. Meskipun sederhana, model ini tetap menghasilkan akurasi yang kompetitif untuk tugas klasifikasi teks, seperti membedakan ulasan positif dan negatif.

Melalui keunggulannya *Naive Bayes* memungkinkan penelitian ini untuk menggali wawasan lebih dalam mengenai opini pengguna *Mobile Legends*. Model ini tidak hanya membantu memahami pengalaman positif yang sering dirasakan pengguna, tetapi juga mengidentifikasi keluhan yang umum muncul, seperti masalah teknis atau fitur tertentu. Dengan demikian, penerapan *Naive Bayes* dalam penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan untuk mengolah data ulasan menjadi informasi yang berguna bagi pengembang aplikasi.

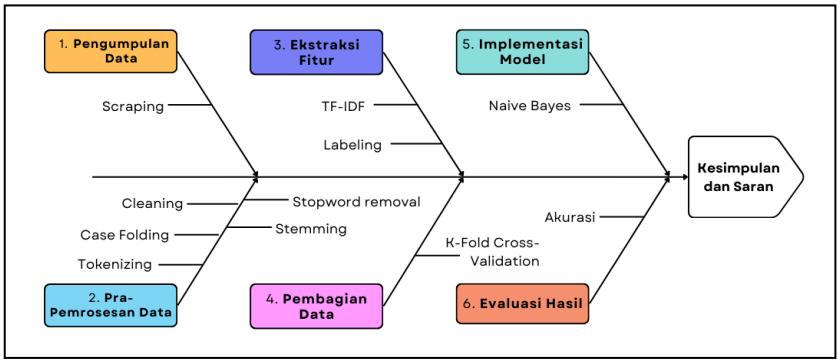
F. Evaluasi Hasil

Setelah model selesai dilatih, hasilnya kemudian dievaluasi menggunakan *tools RapidMiner*, yang akan menampilkan hasil perhitungan akurasi sebagai tolak ukur kinerja model *Naïve Bayes*.

G. Kesimpulan dan Saran

Di bagian akhir, penelitian ini menyimpulkan bagaimana model yang digunakan bekerja dalam menganalisis data. Berdasarkan evaluasi hasil, kami kemudian memberikan saran untuk perbaikan model atau bagaimana penelitian ini bisa digunakan dalam konteks yang lebih luas. Kesimpulan ini menjadi landasan untuk penelitian lebih lanjut atau implementasi praktis di dunia nyata.

Di Gambar 1, bisa dilihat dengan jelas alur penelitian yang diterapkan, mulai dari proses pengumpulan data hingga analisis akhirnya, yang semuanya dirancang untuk memberikan pemahaman yang lebih menyeluruh tentang topik ini.



Gambar 1. Alur penelitian

Pada gambar 1 membahas alur penelitian yang dimana memulai pengumpulan data kemudian Pra-pemprosesan data, dilanjutkan dengan Ekstraksi Fitur, lalu Pembagian data yang dimana menggunakan *K-fold Cross-Validation,* kemudian mulai masuk ke pengimplemen Tasian model *Naïve Bayes*, dan didapatkanlah hasil evaluasi dan terakhir proses penyimpulan dan saran.

Jadi, metode utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Naive Bayes* untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna berdasarkan ulasan pengguna terhadap *Mobile Legends. Naïve Bayes* sendiri merupakan algoritma klasifikasi yang didasarkan pada teorema *Bayes*, dengan asumsi bahwa setiap fitur atau variabel input saling independen (*naive*).

Dalam penelitian ini, data dikumpulkan secara langsung dari sumbernya menggunakan pendekatan data primer. Komentar-komentar pengguna tentang *game Mobile Legends*: Bang Bang di *Play Store* dijadikan fokus pengumpulan data. Untuk mengumpulkan komentar tersebut, digunakan bantuan sebuah program yang dijalankan di *Google Colab*. Setelah data terkumpul, setiap komentar akan dianalisis *rapid miner* untuk menentukan apakah isinya bernada positif, negatif dan netral. Metode ini dipilih agar peneliti dapat memperoleh data yang aktual dan relevan, sehingga hasilnya bisa lebih mendalam dalam menggambarkan pandangan para pemain terhadap *game* ini.

III.Hasil dan Pembahasan

A. Pengumpulan data

Tahap pengumpulan data ini dilakukan dengan teknik *scraping* menggunakan *Google Colab*, memanfaatkan bahasa pemrograman *Python*. Langkah awalnya adalah mengunjungi situs resmi *Google Play*

dengan kata kunci *Mobile Legends*. Selanjutnya, scraping dilakukan untuk mengambil data dari link aplikasi *Mobile Legends* sesuai pada gambar 2.

```
[ ]  from google_play_scraper import Sort, reviews

     result, continuation_token = reviews(
         'com.mobile.legends',
         lang='id',
         country='id',
         sort=Sort.NEWEST,
         count=500,
         filter_score_with=None
     )
```

Gambar 2. Kode pemrograman penempatan link

Gambar 2 menjelaskan bahwa data diambil dari situs *Google Playstore*, dengan komentar yang difilter berdasarkan bahasa Indonesia dan pengirim yang berasal dari Indonesia. Sebanyak 500 komentar terbaru dikumpulkan tanpa ada filter tambahan berdasarkan skor penilaian, pada Tabel 1 memperlihatkan potongan hasil *sraping* data.

Tabel 1. Data *Scraping*

UserName	***score***	***at***	***content***
Fahri Novebrian	2	10/12/2024 1:41	Monton *game* lu rusak nih banyak bocil kematiannya
Rawa Rontex	5	10/12/2024 1:40	Bagusss
Sabar Kangman	4	10/12/2024 1:40	Bagus tapi suka ngelek
Muhammad Rifa'at Saidul fadhla	5	10/12/2024 1:40	Bgussss
Anisa Lumajang	5	10/12/2024 1:40	Sangat puas Tapi kenapa kalo pas mau login sering ga bisa, tidak bisa loading cuman muncul gambar nama ml
…	…	…	…
preset 06	1	10/11/2024 18:59	ngasih tim nya bot mulu dah,benerin tuh matchking

Tabel 1 menampilkan hasil *scraping* dari *Playstore*, berisi nama pengguna, skor, waktu, dan isi komentar. Misalnya, Fahri Novebrian memberi skor 2 dengan keluhan, sedangkan Rawa Rontex memberi skor 5 dengan komentar positif "Bagusss."

B. Pra-pemrosesan data

Setelah data terkumpul, tahap berikutnya adalah melakukan pra-pemrosesan agar data siap dianalisis dengan lebih efektif. Pra-pemrosesan data adalah serangkaian langkah penting yang dirancang untuk membersihkan dan menyusun data sehingga lebih mudah dipahami dan diolah oleh komputer. Pada Tabel 2, ditampilkan potongan hasil akhir pemrosesan data melalui beberapa langkah utama, yaitu *Cleaning*, *Case Folding*, *Tokenizing*, *Stopword Removal*, dan *Stemming*.

Tabel 2. Hasil Pra-pemprosesan data

Content
monton *game* lu rusak nih banyak bocil kematiannya
Bagusss
bagus tapi suka ngelek
Bgussss
sangat puas tapi kenapa kalo pas mau login sering ga bisa, tidak bisa loading cuman muncul gambar nama ml
…
ngasih tim nya bot mulu dah,benerin tuh matchking

Tabel 2 menjelaskan setiap hasil tahap dalam pra-pemrosesan ini dengan detail, menggambarkan transformasi data dari kondisi awal yang tidak terstruktur menjadi bentuk yang lebih rapi dan konsisten. Proses ini melibatkan berbagai langkah untuk membersihkan data dari elemen-elemen yang kurang relevan atau tidak

perlu, seperti duplikasi, data kosong, dan nilai-nilai yang tidak konsisten. Dengan langkah-langkah ini, data mentah yang awalnya sulit dipahami menjadi lebih mudah dianalisis dan lebih akurat. Hasil akhir dari pra-pemrosesan ini adalah data yang lebih bersih, konsisten, dan siap untuk mendukung analisis lanjutan. Data yang telah diproses ini memberikan dasar yang kuat bagi proses pengambilan keputusan yang berbasis data dan analisis, sehingga hasil keputusan menjadi lebih terpercaya dan optimal dalam penerapannya.

Selain itu, tahap pra-pemrosesan ini juga memastikan bahwa setiap variabel dalam dataset memiliki format yang sesuai dan relevan dengan konteks analisis yang akan dilakukan. Misalnya, konversi tipe data, seperti mengubah data waktu menjadi format tanggal yang dapat dipahami, atau menyusun kategori menjadi kelompok yang lebih terstruktur, sangat penting untuk analisis yang akurat. Dengan melakukan normalisasi dan standarisasi, kita dapat mengurangi bias yang mungkin muncul dari perbedaan skala antar variabel. Proses ini tidak hanya meningkatkan kualitas data, tetapi juga mempermudah aplikasi algoritma analitik dan model prediktif yang akan digunakan di tahap berikutnya. Dengan demikian, hasil dari pra-pemrosesan tidak hanya berkontribusi pada kejelasan data, tetapi juga mempercepat dan mempermudah proses pengambilan keputusan strategis yang lebih efektif.

C. Ekstraksi fitur

Setelah proses pemrosesan data teks selesai, langkah selanjutnya adalah ekstraksi fitur untuk mengungkap informasi penting dari teks yang ada. Pada tahap ini, teknik seperti *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)* digunakan untuk menemukan kata-kata yang paling bermakna dalam setiap dokumen. Pendekatan ini tidak hanya memperjelas isi data, tetapi juga memudahkan dalam mendeteksi pola yang muncul. Data yang telah diekstraksi fitur ini kemudian dilabeli dengan sentimen positif, negatif, dan netral, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.

content	sentimen
Monton game lu rusak nih banyak bocil kematiannya	Negatif
Bagusss	Positif
Bagus tapi suka ngelek	Negatif
Bgussss	Positif
Sangat puas Tapi kenapa kalo pas mau login sering ga bisa tidak bisa loading cuman muncul gambar nama ml	Negatif
mlbb game terbaik banyak orang jago di solo rank ketemu dark sistem gpp lah ya	Positif
even aja	Netral
Gem nya sangat bagus dan menghibur saya waktu kesepian menurut ku tim nya jangan dark sistem mulu aku cape	Negatif
Sangat menyenagkan seterusnya memberikan update tanbyang terbaik dari game mobile lainnya	Positif
KURANG SERU DIKIT	Negatif
Lumayan	Netral
game rusak uinstall aja dh	Negatif
Kebanyakan drak sistem Renk saya turun terus hampir bikin nangis sekinya jelek jelek mana diamon nya mahal n	Negatif
Lagi masalah Singal pas main suka keluarSingal ok performa hp ok tapi masih lag ping parah	Negatif
grafisnya sangat bagus	Positif
Monton game lu rusakmasa setiap login download data padahal udah habis di downloadganti akun download da	Negatif
Main nya seru	Positif
selalu ada drafsistemnya kasih teman noop isinya	Negatif
Gue sih ok aja Mobile Legends bagi gue Hero nya lumayan bagus dan menarik setiap gue gak tau kenapa di dalam	Positif
gamenya seru bangettapi ko makin diupdate malah makin aneh sih gamenyacontohnya ilang item scarlett phanto	Negatif

Gambar 3. Hasil Ekstraksi Fitur

Gambar 3 memperlihatkan setiap ulasan yang kini memiliki label yang jelas apakah positif, negatif, atau netral yang memudahkan dalam memahami sikap pengguna. Setelah seluruh data dilabeli, informasi ini siap dimasukkan ke dalam model pembelajaran mesin untuk analisis lebih lanjut. Proses pelabelan ini sangat penting, karena memberikan makna yang tepat pada setiap teks memungkinkan model untuk menghasilkan analisis yang lebih akurat dan relevan dengan tujuan yang ingin dicapai.

D. Hasil

Gambar 4 menunjukkan hasil klasifikasi menggunakan algoritma *Naive Bayes* menggunakan *K-fold Cross-Validation* 10, yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam tiga kategori: negatif, positif, dan netral. *Naive Bayes* sendiri adalah algoritma yang sering digunakan dalam klasifikasi teks, seperti untuk analisis sentimen, karena bekerja dengan mengasumsikan bahwa setiap fitur dalam data bersifat independen satu sama lain.

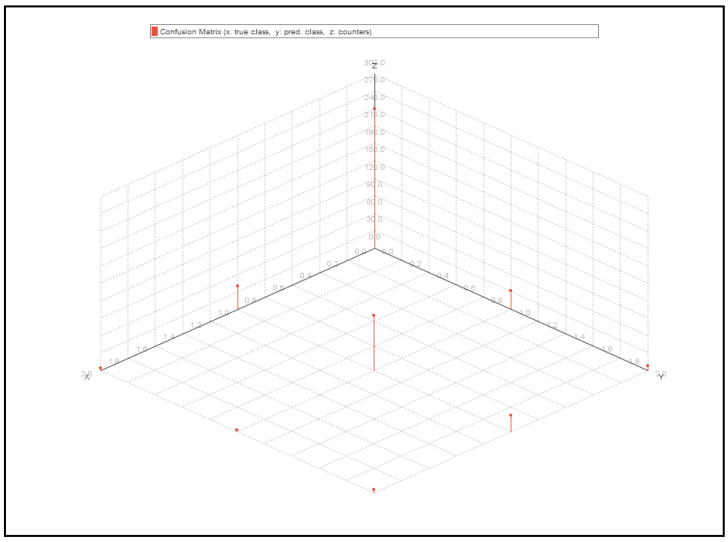
accuracy: 75.28% +/- 6.22% (micro average: 75.28%)

	true Negatif	true Positif	true Netral	class precision
pred. Negatif	239	39	3	85.05%
pred. Positif	31	94	2	74.02%
pred. Netral	8	28	5	12.20%
class recall	85.97%	58.39%	50.00%	

Gambar 4. Matrik 3x3

Gambar 4 memperlihatkan bahwa model memiliki tingkat akurasi keseluruhan sebesar 75.28%, dengan margin kesalahan sekitar ±6.22%. Untuk kategori negatif, model mampu mencapai *precision* sebesar 85.05% dan *recall* sebesar 85.97%, yang menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengenali data yang benar-benar negatif. Di sisi lain, kategori positif memiliki *precision* sebesar 74.02% dan recall 58.39%, yang artinya model lumayan mampu mengidentifikasi data positif, meskipun hasilnya masih bisa ditingkatkan. Namun, untuk kategori netral, performa model kurang memuaskan, dengan *precision* hanya sebesar 12.20% dan *recall* 50.00%. Ini menandakan bahwa model kesulitan dalam mengklasifikasikan data yang netral dengan tepat.

Gambar 4 menunjukkan bahwa algoritma *Naive Bayes* bekerja cukup baik pada kategori negatif, tapi masih memerlukan perbaikan terutama untuk kategori netral. Dengan penyesuaian lebih lanjut pada pemrosesan data atau penambahan fitur yang lebih relevan, diharapkan model ini dapat mengenali ketiga kategori dengan lebih akurat dan konsisten, untuk melihat hasil diagram *plot view* 3D ada pada Gambar 5.



Gambar 5. *Plot View*

Gambar 5 menampilkan *Confusion* Matrix dalam bentuk 3D, dengan sumbu X dan Y mewakili kelas asli dan kelas prediksi, serta sumbu Z menunjukkan jumlah prediksi pada setiap kombinasi kelas. Garis merah vertikal menunjukkan frekuensi prediksi untuk tiap pasangan kelas. Semakin tinggi garis, semakin besar jumlah prediksi di titik tersebut. Tampilan ini memberikan gambaran akurasi model, tetapi sulit dibaca dibandingkan tampilan tabel.

IV.Kesimpulan dan saran

Penelitian berjudul Menganalisis Ulasan *Mobile Legends*: Analisis Kinerja Berdasarkan Opini Pengguna dengan Naive Bayes ini menemukan bahwa algoritma Naive Bayes mampu mengenali ulasan negatif dengan baik, mencapai akurasi 75.28%. Namun, pengklasifikasian ulasan positif dan netral masih menghadapi tantangan, yang menunjukkan bahwa ada banyak potensi untuk lebih memahami sentimen pengguna di masa depan. Untuk penelitian selanjutnya, penting untuk melakukan penyesuaian dalam pengolahan data dan menambahkan fitur yang lebih relevan agar klasifikasi, terutama pada kategori netral, dapat lebih akurat. Selain itu, mencoba algoritma lain juga bisa memberikan wawasan tambahan dan membantu mendapatkan gambaran yang lebih lengkap tentang bagaimana pengguna merasa terhadap *game* ini.

Daftar Pustaka

[1] M. Haikal, M. Martanto, and U. Hayati, “Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Game Online Pubg Mobile Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 6, pp. 3275–3281, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8174.

[2] V. Fazrian, T. Suprapti, and R. Narasati, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Aplikasi Game Multiplayer Online Battle Arena,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 1005–1012, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8432.

[3] B. Ramadhani and R. R. Suryono, “Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan Logistic Regression Untuk Analisis Sentimen Metaverse,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 2, p. 714, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7458.

[4] F. Fatmawati, B. Irawan, and A. Bahtiar, “Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Shejek Berdasarkan

Ulasan Di Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 3, pp. 2976–2981, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i3.9607.

[5] N. Anizah, Y. Salim, and L. B. Ilmawan, "Analisis Sentimen Terhadap Event Big Sale 11.11 Shopee di Media Sosial Instagram menggunakan Metode Naïve Bayes," *Bul. Sist. Inf. dan Teknol. Islam*, vol. 4, no. 1, pp. 25–34, 2023, doi: 10.33096/busiti.v4i1.1309.

[6] Alfandi Safira and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Zo. J. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 59–70, 2023, doi: 10.31849/zn.v5i1.12856.

[7] Z. Zaenal, Y. Salim, and L. B. Ilmawan, "Analisis Sentimen terhadap Komentar Negatif di Media Sosial Facebook dengan Metode Klasifikasi Naïve Bayes," *Bul. Sist. Inf. dan Teknol. Islam*, vol. 1, no. 4, pp. 259–265, 2020, doi: 10.33096/busiti.v1i4.666.

[8] A. I. Tanggraeni and M. N. N. Sitokdana, "Analisis Sentimen Aplikasi E-Government pada Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 785–795, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i2.1835.

[9] I. Rahmawati, T. Rika Fitriani, and A. Yunizar Pratama Yusuf, "Analisis Sentimen Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Pada Aplikasi m-BCA berdasarkan Ulasan Pengguna di Google Play Store," *J. Ris. Inform. dan Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 38–42, 2024, doi: 10.58776/jriti.v1i2.116.

[10] M. K. Insan, U. Hayati, and O. Nurdiawan, "Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, 2023.

[11] M. N. Humam, "Perbandingan Kinerja CNN dan Naïve Bayes pada Analisis Sentimen Performa Manchester United di Twitter," *J. Inf. Eng. Educ. Technol.*, vol. 7, no. 2, pp. 83–91, 2023, doi: 10.26740/jieet.v7n2.p83-91.

[12] P. G. Yehova, J. Jessica, and M. I. Jambak, "Perbandingan Metode Naïve Bayes dan SVM pada Ulasan Google Playstore Mobile Legends Bang Bang," *Device*, vol. 14, no. 1, pp. 140–149, 2024, doi: 10.32699/device.v14i1.7052.

[13] A. Hendra and F. Fitriyani, "Analisis Sentimen Review Halodoc Menggunakan Nai¨ve Bayes Classifier," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 6, no. 2, pp. 78–89, 2021, doi: 10.14421/jiska.2021.6.2.78-89.

[14] S. M. Kom, "Sentimen Pengguna Aplikasi BRImo: Kinerja Algoritma Support Vector Machine, Naive Bayes, dan Adaboost," *SATIN - Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 195–204, 2023, doi: 10.33372/stn.v9i2.1057.

[15] S. A. R. Rizaldi, S. Alam, and I. Kurniawan, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi JMO (Jamsostek Mobile) Pada Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes," *STORAGE J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 109–117, 2023, doi: 10.55123/storage.v2i3.2334.