

Pendekatan Naive Bayes dalam Analisis Sentimen pada Ulasan Pengguna Aplikasi Indodax di Platform Google Play Store

Riki Ardi Pranata^{*1}, Susanto², Nur Wakhidah³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Semarang

Email: ^{*1}pranatardi33@gmail.com, ²susanto@usm.ac.id, ³ida@usm.ac.id

(Naskah masuk: 5 Desember 2025, diterima untuk diterbitkan: 20 April 2026)

Abstrak: Aplikasi investasi digital, seperti Indodax, berperan sebagai sarana transaksi jual beli aset kripto yang mendukung aktivitas pengguna sesuai dengan tujuan dan kebutuhan investasi. Analisis sentimen digunakan untuk mengidentifikasi opini serta kecenderungan sikap pengguna terhadap suatu topik. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna Aplikasi Indodax yang diperoleh dari platform Google Play Store. Metodologi yang diterapkan adalah Knowledge Discovery in Database (KDD), yang meliputi tahapan data selection, preprocessing, pelabelan berbasis lexicon-based, transformation, klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes, serta evaluasi. Proses klasifikasi dilakukan untuk mengelompokkan ulasan ke dalam dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif. Dataset penelitian berasal dari ulasan pengguna Play Store yang telah melalui tahap prapemrosesan teks. Hasil pengujian menunjukkan algoritma Naive Bayes memberikan performa klasifikasi yang cukup baik. Berdasarkan tiga skenario pembagian data latih dan data uji, yaitu rasio 60:40, 70:30, dan 80:20, diperoleh rasio 60:40 menghasilkan kinerja optimal dengan nilai akurasi sebesar 82,95% serta nilai presisi, recall, dan F1-score sebesar 83%. Distribusi sentimen menunjukkan 55,45% ulasan bersifat negatif dan 44,55% bersifat positif, menandakan tanggapan pengguna terhadap aplikasi Indodax masih didominasi oleh sentimen negatif. Namun, metode pelabelan berbasis lexicon-based masih kesulitan dalam konteks kalimat seperti sarkasme, bahasa informal, dan ambiguitas dari sebuah ulasan.

Kata Kunci – Analisis Sentimen; Aplikasi Investasi Digital; Naive Bayes; Ulasan Pengguna; Google Play Store

The Naive Bayes Approach in Sentiment Analysis of Indodax App User Reviews on the Google Play Store Platform

Abstract: Digital investment applications, such as Indodax, play a role as a medium for buying and selling crypto assets that support user activities in accordance with investment goals and needs. Sentiment analysis is used to identify opinions as well as users' attitudinal tendencies toward a particular topic. This study aims to analyze the sentiment of user reviews of the Indodax Application obtained from the Google Play Store platform. The methodology applied is Knowledge Discovery in Database (KDD), which includes the stages of data selection, preprocessing, lexicon-based labeling, transformation, classification using the Naive Bayes algorithm, and evaluation. The classification process is carried out to group reviews into two sentiment categories, namely positive and negative. The research dataset is derived from Play Store user reviews that have gone through the text preprocessing stage. The test results show that the Naive Bayes algorithm provides fairly good classification performance. Based on three training and testing data split scenarios, namely the 60:40, 70:30, and 80:20 ratios, the 60:40 ratio produces optimal performance with an accuracy value of 82.95% as well as precision, recall, and F1-score values of 83%. The sentiment distribution shows that 55.45% of reviews are negative and 44.55% are positive, indicating that user responses to the Indodax application are still dominated by negative sentiment. However, the lexicon-based labeling method still has difficulty with sentence context such as sarcasm, informal language, and ambiguity in a review.

Keywords – Sentiment Analysis; Digital Investment Application; Naive Bayes; User Reviews; Google Play Store

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi digital telah mendorong pertumbuhan pesat aplikasi investasi berbasis daring, khususnya pada sektor aset kripto [1]. Aplikasi investasi digital seperti Indodax hadir sebagai platform yang memfasilitasi pengguna dalam melakukan aktivitas jual beli aset kripto secara

mudah dan cepat. Keberadaan aplikasi tersebut tidak hanya berperan sebagai media transaksi, tetapi juga mendukung pengguna dalam proses pengambilan keputusan investasi yang disesuaikan dengan kebutuhan serta tujuan keuangan mereka. Peningkatan jumlah pengguna secara langsung turut mendorong bertambahnya ulasan dan penilaian yang disampaikan melalui *platform* distribusi aplikasi, seperti Google Play Store.

Setiap ulasan yang disampaikan pengguna melalui Google Play Store merupakan sumber informasi penting karena merepresentasikan pengalaman, tingkat kepuasan, serta berbagai keluhan terhadap suatu aplikasi [2]. Akan tetapi, jumlah ulasan yang sangat banyak menjadikan proses analisis secara manual kurang efisien dan berpotensi menimbulkan subjektivitas. Di samping itu, pendapat pengguna umumnya dituangkan dalam bentuk teks bebas dengan keragaman bahasa yang tinggi, sehingga menyulitkan pihak pengembang dalam mengidentifikasi dan menganalisis pola sentimen secara terstruktur. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan otomatis yang mampu mengklasifikasikan ulasan pengguna berdasarkan sentimen yang terkandung di dalamnya.

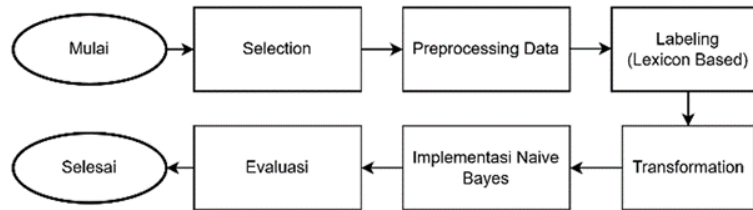
Analisis sentimen merupakan salah satu pendekatan dalam bidang *text mining* yang bertujuan untuk mengidentifikasi, mengklasifikasikan, dan memahami opini atau sentimen pengguna terhadap suatu objek tertentu [3]. Dalam konteks klasifikasi teks, algoritma *Naive Bayes* banyak digunakan karena kesederhanaan, efisiensi komputasi, serta kemampuannya dalam menangani data teks berdimensi tinggi. Pada penelitian terdahulu mengenai analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi digital di Google Play Store, seperti pada aplikasi MyPertamina, telah menerapkan metode *Naive Bayes* [4]. Penelitian tersebut pada umumnya hanya mengevaluasi kinerja model pada satu skenario pembagian data latih dan data uji, sehingga kestabilan performa algoritma *Naive Bayes* terhadap variasi rasio pembagian data belum dikaji secara mendalam. Akibatnya, evaluasi kinerja model masih bersifat terbatas dan belum memberikan gambaran komprehensif mengenai konsistensi performa algoritma.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, masih terdapat keterbatasan dalam penerapan analisis sentimen pada ulasan aplikasi untuk mengkaji kestabilan dan konsistensi kinerja model klasifikasi melalui variasi skenario pembagian data. Penelitian ini dengan kebaruan (*novelty*) pendekatan pada analisis kestabilan kinerja algoritma *Naive Bayes* pada ulasan aplikasi investasi kripto Indodax yang pada periode penelitian aset kripto mencapai harga tertinggi sebelum mengalami koreksi (penurunan) dan fluktuasi harga yang signifikan dengan melalui perbandingan tiga skenario rasio data latih dan data uji (60:40, 70:30, dan 80:20) yang diproses dengan menggunakan pelabelan awal berbasis *lexicon-based* dalam kerangka metodologi *Knowledge Discovery in Database* (KDD), sehingga dapat memberikan evaluasi performa yang lebih lengkap dibanding penelitian sebelumnya yang umumnya hanya menggunakan satu skenario pembagian data. Pendekatan ini juga menilai tingkat kestabilan dan konsistensi performa model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna.

Dengan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna Aplikasi Indodax pada platform Google Play Store menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Analisis sentimen dilakukan dengan mengelompokkan ulasan ke dalam kategori sentimen positif dan negatif. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi Indodax serta menjadi masukan bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas layanan dan fitur aplikasi.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan metodologi *Knowledge Discovery in Database* (KDD) sebagai kerangka kerja penelitian. Metodologi dipilih karena penelitian berfokus pada pengolahan dan analisis data berbasis teks menggunakan teknik pemrosesan bahasa alami *Natural Language Processing* (NLP) untuk memastikan keakuratan dan konsistensi dalam proses pengumpulan dan analisis data. Tahapan metodologi yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 1 dan dievaluasi menggunakan *confusion matrix*.



Gambar 1. Alur Penelitian [5]

2.1. Selection

Selection dilakukan untuk mengumpulkan data ulasan pengguna Aplikasi Indodax dari Google Play Store. Pengumpulan data dilakukan secara otomatis menggunakan teknik *web scraping* untuk memperoleh data teks dalam jumlah besar yang bersifat aktual dan relevan sebagai bahan analisis sentimen [6]. Data yang dikumpulkan merupakan ulasan terbaru hingga bulan Oktober 2025 dengan total 5.000 ulasan, dan disimpan dalam format *Comma-Separated Values* (CSV) untuk memudahkan proses pengolahan selanjutnya.

2.2. Preprocessing Data

Preprocessing dilakukan dalam analisis teks untuk meningkatkan kualitas data dengan mengurangi *noise* serta menyiapkan teks agar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi [7]. Tahap ini bertujuan untuk menghasilkan data teks yang lebih bersih, konsisten, dan siap digunakan pada proses analisis selanjutnya. Tahap awal *preprocessing* adalah *cleaning*, yaitu pembersihan teks dengan menghilangkan elemen yang tidak relevan, seperti data duplikat, teks kosong, karakter dan tanda baca, *HyperText Markup Language* (HTML), *Uniform Resource Locator* (URL), simbol, serta referensi yang tidak terkait dengan isi ulasan [8]. Proses ini bertujuan untuk mengurangi gangguan pada data yang dapat memengaruhi hasil analisis. Selanjutnya dilakukan *case folding*, yaitu proses penyeragaman huruf dengan mengonversi seluruh karakter menjadi huruf kecil agar perbedaan penggunaan huruf besar dan kecil tidak dianggap sebagai perbedaan kata [9]. Normalisasi kata, yaitu proses menyesuaikan kata yang tidak memenuhi standar ejaan ke dalam bentuk kata baku berdasarkan ejaan bahasa Indonesia [10]. Normalisasi dilakukan untuk menjaga konsistensi penulisan kata dalam *dataset* sehingga variasi kata dengan makna yang sama dapat direpresentasikan secara seragam. Selanjutnya tokenisasi untuk memecah teks menjadi unit-unit kata dengan memisahkan kata berdasarkan tanda baca seperti koma (,) [11]. Tokenisasi bertujuan untuk menentukan batas kata dalam sebuah kalimat sehingga setiap kata dapat diproses secara individual. Tahap ini kemudian diikuti dengan *stopword removal*, yaitu penghapusan kata-kata umum yang sering muncul tetapi tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap penentuan sentimen [12]. Tahap terakhir pada *preprocessing* adalah *stemming*, yaitu proses mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk kata dasarnya [13]. Proses ini bertujuan untuk mengurangi variasi kata yang memiliki makna serupa sehingga meningkatkan konsistensi fitur teks yang digunakan dalam proses klasifikasi.

2.3. Labeling (Lexicon-Based)

Pada tahap ini, *dataset* dilabeli dengan sentimen yang terdiri dari sentimen positif dan negatif. Proses pelabelan dilakukan menggunakan pendekatan berbasis *lexicon-based* dengan memanfaatkan kamus opini [14]. Metode ini mengklasifikasikan sentimen berdasarkan polaritas kata yang terkandung dalam setiap komentar sehingga opini pengguna dapat dikategorikan ke dalam kelas positif atau negatif. Proses *labeling* dilakukan setelah tahap *preprocessing* agar data yang digunakan telah bersih dan siap dianalisis sesuai dengan penelitian sebelumnya [15]. Kamus berasal dari repositori GitHub diintegrasikan dengan Python. Pendekatan *lexicon-based* digunakan hanya

sebagai anotasi awal data dan tidak melibatkan algoritma *Naïve Bayes*, sehingga proses evaluasi model tidak mengandung *circular reasoning*.

2.4. Transformation

Pada tahap *transformation*, data teks (huruf) dikonversi ke dalam bentuk numerik (angka) menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)* untuk menghasilkan bobot kata berdasarkan frekuensi menggunakan perhitungan seberapa sering suatu kata muncul sehingga dapat digunakan sebagai masukan pada tahap klasifikasi [10].

2.5. Implementasi Naïve Bayes

Penelitian ini menerapkan algoritma *Naïve Bayes* sebagai metode klasifikasi sentimen. *Naïve Bayes* merupakan algoritma klasifikasi probabilistik yang berlandaskan Teorema Bayes dan banyak digunakan dalam klasifikasi teks karena memiliki kompleksitas komputasi yang relatif rendah serta mampu menangani data dengan dimensi fitur yang tinggi [16]. Implementasi *Naïve Bayes* dilakukan dengan mengimpor *library* yang dibutuhkan seperti *train_test_split* dan *MultinomialNB*.

2.6. Evaluasi

Evaluasi dilakukan dengan menerapkan tiga skenario pembagian data, yaitu pemisahan data latih dan data uji dengan rasio 60:40, 70:30, dan 80:20. Kinerja model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk memperoleh nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebagai indikator performa klasifikasi sentimen.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Pengumpulan Data

Pengumpulan data menghasilkan sebanyak 5.000 ulasan pengguna Aplikasi Indodax yang diperoleh dari Google Play Store. Data yang dikumpulkan terdiri atas atribut *Review ID*, *Username*, *Rating*, dan *Date*, yang selanjutnya digunakan sebagai *dataset* dalam penelitian ini. Pada Gambar 2 dapat dilihat hasil pengambilan data *scraping* dalam empat kolom yaitu *Review ID*, *Username*, *Rating*, dan *Date*. Struktur data tersebut digunakan untuk mendukung proses pra-pemrosesan, pelabelan, dan klasifikasi sentimen.

| | Review ID | Username | Rating | Review Text | Date |
|---|--------------------------------------|----------------|--------|---|---------------------|
| 0 | dce6b54c-652e-48e1-8aa6-218a4993e755 | Muhammad Iqbal | 1 | tolong dong aplikasi nya sering bug kalau mau aplikasi nya banyak yg suka itu diperbaiki secepatnya bukan dikasih hadiah kalau review bintang 5 itu gak normal, aplikasi nya sering kelogut sendiri ada dalam sehari 2 kli atau dlm seminggu gimana neh pa oscar tim pengembang nya sangat bermasalah mn gk ada fitur stop los lagi jangan hanya meminta maaf doang tapi habis itu gak ada perbaikan ingat kepercayaan pelanggan itu no 1 | 2025-10-31 23:24:00 |
| 1 | 582a0b92-8918-4d40-8989-2c0a46ce01d6 | Pungky Nugraha | 5 | jika kalian berminat investasi digital dalam bentuk aset kripto maka cobalah Indodax. Aplikasi dengan UI mudah di pahami dan cocok untuk berbagai kalangan yang hobi investasi, tak ada salahnya jika kalian coba aplikasi ini.... username : pungkynugraha #AsetMasaDepan | 2025-10-31 23:13:41 |

Gambar 2. Hasil data scraping

3.2. Hasil Preprocessing Data

Hasil *preprocessing* menunjukkan teks ulasan pengguna telah menjadi lebih bersih dan terstruktur sehingga siap digunakan pada tahap analisis selanjutnya. Setiap tahapan *preprocessing* menghasilkan perubahan pada data teks yang dapat diamati secara visual. Gambar 3 menunjukkan

hasil pembersihan teks ulasan, di mana karakter khusus, simbol, dan elemen yang tidak relevan tidak lagi muncul sehingga teks menjadi lebih bersih.

| cleaning |
|--|
| tolong dong aplikasi nya sering bug kalau mau aplikasi nya banyak yg suka itu diperbaiki secepatnya bukan dikasih hadiah kalau review bintang itu gak normal aplikasi nya sering kelogut sendiri ada dalam sehari kli atau dlm seminggu gimana neh pa oscar tim pengembang nya sangat bermasalah mn gk ada fitur stop los lagi jangan hanya meminta maaf doang tapi habis itu gak ada perbaikan ingat kepercayaan pelanggan itu no |
| jika kalian berminat investasi digital dalam bentuk aset kripto maka cobalah Indodax Aplikasi dengan UI mudah di pahami dan cocok untuk berbagai kalangan yang hobi investasi tak ada salahnya jika kalian coba aplikasi ini username pungkynugraha AsetMasaDepan |

Gambar 3. Hasil cleaning

Gambar 4 memperlihatkan hasil penyeragaman huruf pada teks ulasan, di mana seluruh kata telah berada dalam bentuk huruf kecil sehingga konsistensi penulisan terjaga.

| case_folding |
|--|
| tolong dong aplikasi nya sering bug kalau mau aplikasi nya banyak yg suka itu diperbaiki secepatnya bukan dikasih hadiah kalau review bintang itu gak normal aplikasi nya sering kelogut sendiri ada dalam sehari kli atau dlm seminggu gimana neh pa oscar tim pengembang nya sangat bermasalah mn gk ada fitur stop los lagi jangan hanya meminta maaf doang tapi habis itu gak ada perbaikan ingat kepercayaan pelanggan itu no |
| jika kalian berminat investasi digital dalam bentuk aset kripto maka cobalah indodax aplikasi dengan ui mudah di pahami dan cocok untuk berbagai kalangan yang hobi investasi tak ada salahnya jika kalian coba aplikasi ini username pungkynugraha asetmasadepan |

Gambar 4. Hasil case folding

Berdasarkan Gambar 5, terlihat kata tidak baku dan singkatan pada teks ulasan telah dibakukan ke dalam bentuk kata baku, sehingga variasi penulisan dengan makna yang sama dapat diminimalkan.

| normalisasi |
|--|
| tolong dong aplikasi nya sering bug kalau mau aplikasi nya banyak yang suka itu diperbaiki secepatnya bukan dikasih hadiah kalau review bintang itu tidak normal aplikasi nya sering kelogut sendiri ada dalam sehari kali atau dalam seminggu bagaimana neh apa oscar tim pengembang nya sangat bermasalah mana tidak ada fitur stop los lagi jangan hanya meminta maaf doang tapi habis itu tidak ada perbaikan ingat kepercayaan pelanggan itu no |
| jika kalian berminat investasi digital dalam bentuk aset kripto maka cobalah indodax aplikasi dengan ui mudah di pahami dan cocok untuk berbagai kalangan yang hobi investasi tak ada salahnya jika kalian coba aplikasi ini username pungkynugraha asetmasadepan |

Gambar 5. Hasil Normalisasi

Gambar 6 menunjukkan hasil tokenisasi, di mana teks ulasan telah direpresentasikan dalam bentuk unit-unit kata sebagai dasar pembentukan fitur teks.

| tokenize |
|--|
| ['tolong', 'dong', 'aplikasi', 'nya', 'sering', 'bug', 'kalau', 'mau', 'aplikasi', 'nya', 'banyak', 'yang', 'suka', 'itu', 'diperbaiki', 'secepatnya', 'bukan', 'dikasih', 'hadiah', 'kalau', 'review', 'bintang', 'itu', 'tidak', 'normal', 'aplikasi', 'nya', 'sering', 'kelogut', 'sendiri', 'ada', 'dalam', 'sehari', 'kali', 'atau', 'dalam', 'seminggu', 'bagaimana', 'neh', 'apa', 'oscar', 'tim', 'pengembang', 'nya', 'sangat', 'bermasalah', 'mana', 'tidak', 'ada', 'fitur', 'stop', 'los', 'lagi', 'jangan', 'hanya', 'meminta', 'maaf', 'doang', 'tapi', 'habis', 'itu', 'tidak', 'ada', 'perbaikan', 'ingat', 'kepercayaan', 'pelanggan', 'itu', 'no'] |
| ['jika', 'kalian', 'berminat', 'investasi', 'digital', 'dalam', 'bentuk', 'aset', 'cripto', 'maka', 'cobalah', 'indodax', 'aplikasi', 'dengan', 'ui', 'mudah', 'di', 'pahami', 'dan', 'cocok', 'untuk', 'berbagai', 'kalangan', 'yang', 'hobi', 'investasi', 'tak', 'ada', 'salahnya', 'jika', 'kalian', 'coba', 'aplikasi', 'ini', 'username', 'pungkyugraha', 'asetmasadepan'] |

Gambar 6. Hasil tokenisasi

Gambar 7 memperlihatkan hasil penghapusan *stopword*, sehingga kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap sentimen tidak lagi muncul dalam teks.

| stopword removal |
|---|
| ['tolong', 'aplikasi', 'bug', 'aplikasi', 'suka', 'diperbaiki', 'secepatnya', 'dikasih', 'hadiah', 'review', 'bintang', 'normal', 'aplikasi', 'kelogut', 'sehari', 'kali', 'seminggu', 'oscar', 'tim', 'pengembang', 'bermasalah', 'fitur', 'stop', 'los', 'maaf', 'doang', 'habis', 'perbaikan', 'kepercayaan', 'pelanggan'] |
| ['berminat', 'investasi', 'digital', 'bentuk', 'aset', 'cripto', 'cobalah', 'indodax', 'aplikasi', 'ui', 'mudah', 'pahami', 'cocok', 'kalangan', 'hobi', 'investasi', 'salahnya', 'coba', 'aplikasi', 'username', 'pungkyugraha', 'asetmasadepan'] |

Gambar 7. Hasil *stopword* Removal

Gambar 8 menunjukkan hasil *stemming*, di mana kata berimbuhan telah direduksi menjadi bentuk kata dasar untuk meningkatkan konsistensi fitur teks.

| stemming_data |
|--|
| tolong aplikasi bug aplikasi suka baik cepat kasih hadiah review bintang normal aplikasi kelogut hari kali minggu oscar tim kembang masalah fitur stop los maaf doang habis baik kepercayaan pelanggan |
| minat investasi digital bentuk aset cripto coba indodax aplikasi ui mudah paham cocok kalang hobi investasi salah coba aplikasi username pungkyugraha asetmasadepan |

Gambar 8. Hasil *stemming*

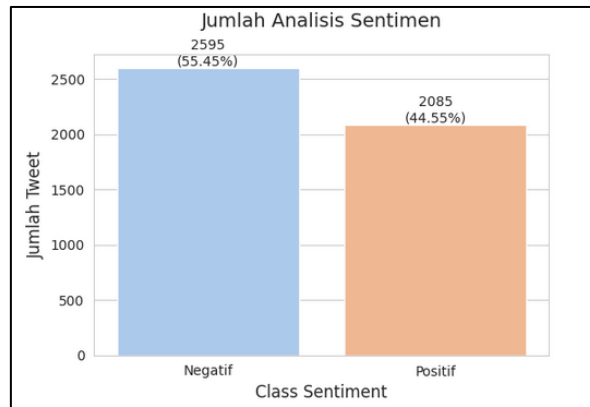
Secara keseluruhan, hasil *preprocessing* yang ditampilkan pada Gambar 3 hingga Gambar 8 menunjukkan data teks telah mengalami peningkatan kualitas dan konsistensi, sehingga siap ke tahap transformasi dan klasifikasi sentimen.

3.3. Hasil Pelabelan Sentimen (Lexicon-Based)

Hasil pelabelan sentimen menunjukkan data ulasan pengguna telah berhasil diklasifikasikan ke dalam dua kategori sentimen, yaitu sentimen positif dan sentimen negatif. Proses pelabelan menghasilkan distribusi sentimen yang merepresentasikan kecenderungan opini pengguna terhadap aplikasi yang diteliti. Hasil pelabelan sentimen menjadi dasar bagi proses analisis dan klasifikasi sentimen pada tahap selanjutnya, serta memberikan gambaran awal mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi.

| stemming_data | Score | Sentiment |
|---|-------|-----------|
| tolong aplikasi bug aplikasi suka baik cepat k... | -2 | Negatif |
| minat investasi digital bentuk aset kripto cob... | -1 | Negatif |
| lancar pakai moga kendala pakai | 1 | Positif |

Gambar 9. Hasil labeling



Gambar 10. Distribusi hasil sentimen

3.4. Hasil Transformasi Data

Hasil transformasi data menunjukkan teks ulasan pengguna telah berhasil diubah menjadi bentuk angka sehingga dapat diproses. Hasil transformasi juga menunjukkan tidak semua kata memiliki tingkat pengaruh yang sama. Beberapa kata muncul lebih dominan dan memiliki peran lebih besar dalam merepresentasikan isi ulasan pengguna.

| aamiinn | aaminnn | aaplikasinya | aarbiii | aaya | abad | abadiya |
|---------|---------|--------------|---------|------|------|---------|
| 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |

Gambar 11. Hasil TF-IDF

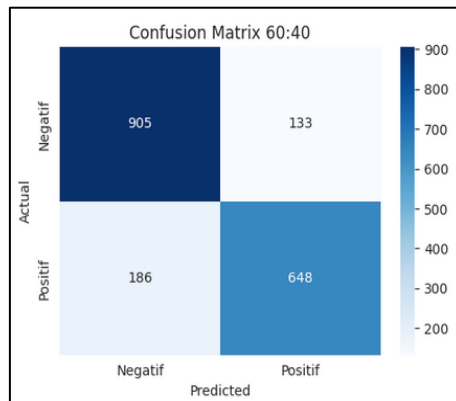
| | top_term | score |
|---|----------|----------|
| 0 | mudah | 0.069106 |
| 1 | indodax | 0.064072 |
| 2 | aplikasi | 0.062531 |
| 3 | bagus | 0.051146 |
| 4 | mula | 0.040704 |

Gambar 12. Bobot kata tertinggi

3.5. Kinerja dan Evaluasi Model Naïve Bayes

Kinerja dan evaluasi model *Naïve Bayes* dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan *matrix* evaluasi berupa *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Pengujian dilakukan melalui tiga skenario pembagian data latih dan data uji, yaitu rasio 60:40, 70:30, dan 80:20, guna mengamati pengaruh proporsi data terhadap performa model.

3.5.1. Confusion Matrix 60:40



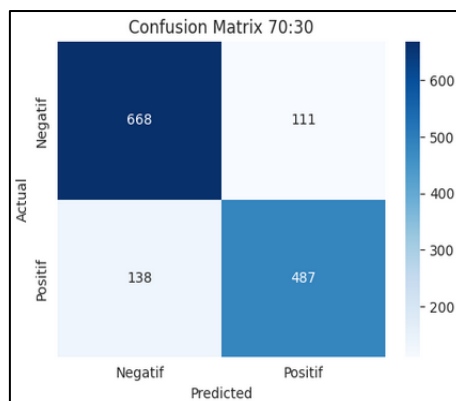
Gambar 13. Hasil dari confusion matrix 60:40

Tabel 1. Evaluasi hasil matrix 60:40

| Kelas | Precision | Recall | F1-score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Negatif | 0.83 | 0.87 | 0.85 | 1038 |
| Positif | 0.83 | 0.78 | 0.80 | 834 |
| Accuracy | | | 0.83 | 1872 |
| Micro avg | 0.83 | 0.82 | 0.83 | 1872 |
| Weighted avg | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 1872 |

Berdasarkan Gambar 13 hasil *confusion matrix* rasio 60:40 menunjukkan model *Naïve Bayes* mampu mengklasifikasikan 905 data negatif dan 648 data positif secara benar. Kesalahan klasifikasi terjadi pada 133 data negatif yang diprediksi sebagai positif dan 186 data positif yang diprediksi sebagai negatif. Selanjutnya, Tabel 1 evaluasi hasil *matrix* 60:40 menyajikan ringkasan hasil evaluasi kinerja model menunjukkan nilai *accuracy* sebesar 0,83, dengan nilai *precision* masing-masing kelas sebesar 0,83. Nilai *recall* pada kelas negatif mencapai 0,87, sedangkan pada kelas positif sebesar 0,78, dengan *F1-score* masing-masing sebesar 0,85 dan 0,80.

3.5.2. Confusion Matrix 70:30



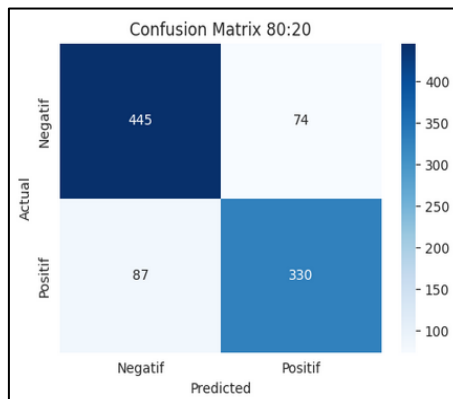
Gambar 14. Hasil dari confusion matrix 70:30

Tabel 2. Evaluasi Hasil Matrix 70:30

| Kelas | Precision | Recall | F1-score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Negatif | 0.83 | 0.86 | 0.84 | 779 |
| Positif | 0.81 | 0.78 | 0.80 | 625 |
| Accuracy | | | 0.82 | 1404 |
| Micro avg | 0.82 | 0.82 | 0.82 | 1404 |
| Weighted avg | 0.82 | 0.82 | 0.82 | 1404 |

Berdasarkan Gambar 14 hasil *confusion matrix* rasio 70:30 model *Naïve Bayes* berhasil mengklasifikasikan 668 data negatif dan 487 data positif secara benar. Kesalahan klasifikasi tercatat pada 111 data negatif yang diprediksi sebagai positif dan 138 data positif yang diprediksi sebagai negatif. Selanjutnya, Tabel 2 evaluasi hasil *matrix* 70:30 menyajikan ringkasan hasil evaluasi kinerja model menunjukkan nilai *accuracy* yang diperoleh pada rasio sebesar 0,82, dengan nilai *precision* sebesar 0,83 pada kelas negatif dan 0,81 pada kelas positif. Nilai *recall* pada kelas negatif mencapai 0,86, sedangkan pada kelas positif sebesar 0,78, dengan *F1-score* masing-masing sebesar 0,84 dan 0,80.

3.5.3. Confusion Matrix 80:20



Gambar 15. Hasil dari confusion matrix 80:20

Tabel 3. Evaluasi Hasil Matrix 80:20

| Kelas | Precision | Recall | F1-score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Negatif | 0.84 | 0.86 | 0.85 | 519 |
| Positif | 0.82 | 0.79 | 0.80 | 417 |
| Accuracy | | | 0.83 | 936 |
| Micro avg | 0.83 | 0.82 | 0.83 | 936 |
| Weighted avg | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 936 |

Berdasarkan Gambar 15 hasil *confusion matrix* rasio 80:20, model *Naïve Bayes* mampu mengklasifikasikan 445 data negatif dan 330 data positif secara benar. Kesalahan klasifikasi terjadi pada 74 data negatif yang diprediksi sebagai positif dan 87 data positif yang diprediksi sebagai negatif. Selanjutnya, Tabel 3 evaluasi hasil *matrix* 80:20 menyajikan ringkasan hasil evaluasi kinerja model menunjukkan nilai *accuracy* sebesar 0,83, dengan nilai *precision* sebesar 0,84 pada kelas negatif dan 0,82 pada kelas positif. Nilai *recall* pada kelas negatif mencapai 0,86, sedangkan pada kelas positif sebesar 0,79, dengan *F1-score* masing-masing sebesar 0,85 dan 0,80.

3.6. Analisis kesalahan (error analysis)

Berdasarkan evaluasi hasil *confusion matrix* pada ketiga skenario pembagian data (60:40, 70:30, dan 80:20), kesalahan klasifikasi yang terjadi dipengaruhi oleh distribusi data pada kelas negatif yang lebih dominan dibandingkan kelas positif, serta keterbatasan pelabelan berbasis *lexicon-based* dalam menangkap konteks atau makna kalimat. Beberapa ulasan yang mengandung kata bernada positif tetap diklasifikasikan sebagai sentimen negatif karena konteks sarkasme, penggunaan bahasa informal, serta makna ambigu yang tidak dapat diinterpretasikan secara semantik oleh kamus sentimen. Hal ini menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi tidak hanya dipengaruhi oleh algoritma yang digunakan, tetapi juga oleh kualitas distribusi data dan pendekatan pelabelan awal data.

4. KESIMPULAN

Pada penelitian ini, algoritma *Naïve Bayes* digunakan untuk analisis sentimen dengan berbagai skenario distribusi data, yaitu rasio 60:40, 70:30, dan 80:20 yang diuji, menghasilkan hasil berikut:

1. Berdasarkan hasil pengujian pendekatan *Naïve Bayes* mampu memberikan kinerja klasifikasi sentimen yang cukup baik pada seluruh skenario pembagian data, yaitu rasio 60:40, 70:30, dan 80:20. Perubahan proporsi data latih dan data uji tidak menunjukkan perbedaan performa yang signifikan. Namun demikian, rasio 60:40 memberikan hasil yang relatif lebih stabil karena melibatkan jumlah data uji yang lebih besar.
2. Pendekatan algoritma *Naïve Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen dengan baik meskipun data yang digunakan tidak terlalu banyak. Hasil yang diperoleh juga cukup stabil dan tidak jauh berbeda dibandingkan pengujian lainnya.
3. Pendekatan pelabelan berbasis *lexicon-based* yang digunakan masih memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks kalimat seperti sarkasme, bahasa informal, dan ambigu. Sehingga menyebabkan beberapa ulasan yang mengandung kata-kata positif tetap diklasifikasikan sebagai sentimen negatif, sehingga mempengaruhi hasil klasifikasi secara keseluruhan.
4. Pada penelitian berikutnya diharapkan untuk melakukan penelitian dengan menggabungkan metode pelabelan dan algoritma lainnya, seperti pelabelan manual atau semiotomatis, pendekatan *deep learning*, untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan model dalam memahami sentimen yang lebih rumit.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terimakasih atas berjalannya penelitian ini kepada semua penulis, atas ide dan gagasannya selama penelitian, sangat memberikan kontribusi untuk diterapkan di bidang Machine Learning, tidak luput juga ucapan terima kasih yang ditujukan kepada semua pihak yang telah berkontribusi dalam penelitian ini baik secara langsung maupun tidak langsung. Semoga kita semua dirahmati oleh Allah SWT.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. A. Tambun and M. I. Putuhena, "Tata Kelola Pembentukan Regulasi Terkait Perdagangan Mata Uang Kripto (Cryptocurrency) sebagai Aset Kripto (Crypto Asset)," *Mahadi: Indonesian Journal of Law*, vol. 1, no. 1, pp. 33-57, 2022.
- [2] S. K. Lubis, M. H. Dar, and F. A. Nasution, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Informatika*, vol. 11, no. 2, pp. 120-128, 2023.
- [3] H. B. Tambunan and T. W. D. Hapsari, "Analisis Opini Pengguna Aplikasi New PLN Mobile Menggunakan Metode Text Mining," *PETIR: Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika*,

- vol. 15, no. 1, pp. 121-134, 2022.
- [4] S. Alam and M. I. Sulisty, "Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina Pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Storage: Jurnal Ilmiah Teknik dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 3, pp. 100-108, 2023.
- [5] N. Arita, "Analisis Sentimen Pengguna YouTube terhadap Anime Spy x Family Bahasa Indonesia Menggunakan Naïve Bayes," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 3, 2025.
- [6] A. Nuraini, A. Faqih, G. Dwilestari, N. D. Nuris, and R. Narasati, "Analisis Sentimen Terhadap Review Aplikasi Brimo Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 6, pp. 3661-3666, 2023.
- [7] K. Kowsari, K. Jafari Meimandi, M. Heidarysafa, S. Mendu, L. Barnes, and D. Brown, "Text classification algorithms: A survey," *Information*, vol. 10, no. 4, p. 150, 2019.
- [8] B. Ramadhani, R. R. Suryono, and K. Kunci, "Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan Logistic Regression Untuk Analisis Sentimen Metaverse," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 8, pp. 714-725, 2024.
- [9] O. Manullang, C. Prianto, and N. H. Harani, "Analisis Sentimen Untuk Memprediksi Hasil Calon Pemilu Presiden Menggunakan Lexicon Based Dan Random Forest," *Jurnal Ilmiah Informatika*, vol. 11, no. 02, pp. 159-169, 2023.
- [10] N. A. Putri, A. Srirahayu, and N. A. Sudiby, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi KitaLulus Menggunakan Metode Naive Bayes dari Ulasan Google Play Store," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, vol. 14, no. 2, pp. 269-279, 2025.
- [11] T. P. W. Sukma and M. R. Pribadi, "Analisis Sentimen Review Pengguna Viu Pada Play Store Dengan Algoritma Random Forest," *Journal of Software Engineering and Computational Intelligence*, vol. 2, no. 01, pp. 9-16, 2024.
- [12] W. A. Luqyana, I. Cholissodin, and R. S. Perdana, "Analisis Sentimen Cyberbullying Pada Komentar Instagram Dengan Metode Klasifikasi Support Vector Machine," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 11, pp. 4704-4713, 2018.
- [13] M. Umair and E. R. Susanto, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Pada Aplikasi BRImo BRI Menggunakan Metode Klasifikasi Algoritma Naive Bayes," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 8, no. 2, pp. 1149, 2024.
- [14] R. Prabowo and M. Thelwall, "Sentiment analysis: A combined approach," *Journal of Informetrics*, vol. 3, no. 2, pp. 143-157, 2019.
- [15] R. H. Muhammadiyah, T. G. Laksana, and A. B. Arifa, "Combination of support vector machine and lexicon-based algorithm in twitter sentiment analysis," *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 59-71, 2022.
- [16] T. Imandasari, E. Irawan, A. P. Windarto, and A. Wanto, "Algoritma Naive Bayes Dalam Klasifikasi Lokasi Pembangunan Sumber Air," *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science*, vol. 1, p. 750, 2019.