

PENERAPAN *MULTINOMIAL NAÏVE BAYES* UNTUK KLASIFIKASI SENTIMEN PADA ULUSAN PENGGUNA *KREDIVO*

Ariska Sari¹, Bambang Irawan², Ahmad Faqih³, Arif Rinaldi Dikananda⁴, Fathurrohman⁵.

Program Studi Teknik Informatika¹²³
Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak⁴⁵

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
E-mail: ariskasarii3001@gmail.com.

(*) Corresponding Author : ariskasarii3001@gmail.com;
Published : 30 Januari 2026

Abstract— This study aims to classify sentiment in Kredivo user reviews in 2025 using the Multinomial Naïve Bayes (MNB) algorithm combined with TF-IDF weighting. Review data was collected through web scraping and analyzed through text pre-processing stages, which included data cleaning, Tokenization, stopword removal, stemming, and vector transformation with TF-IDF. Sentiment labeling was done manually by language experts to ensure category accuracy. Experiments showed that the MNB model achieved 84.82% accuracy and stable performance on test data. Sentiment analysis revealed a predominance of positive reviews, particularly regarding the ease of use of the application, verification speed, and payment flexibility. On the other hand, negative reviews generally relate to high costs, verification issues, and technical glitches in the application. These findings emphasize the need for increased cost transparency and system improvements to enhance the user experience. Further research is recommended to compare the performance of MNB with other algorithms such as Support Vector Machine, Random Forest, or deep learning to obtain a more optimal model for sentiment analysis.

Keywords: Sentiment Analysis; Multinomial Naïve Bayes; TF-IDF; User Reviews; Kredivo

Abstrak— Studi ini bertujuan mengklasifikasi sentimen dalam ulasan pengguna *Kredivo* pada tahun 2025 dengan menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* (MNB) yang dikombinasikan dengan pembobotan TF-IDF. Data ulasan dikumpulkan melalui *web scraping* dan dianalisis lewat tahapan pra-pemrosesan teks, yang mencakup pembersihan data, tokenisasi, penghapusan *stopword*, stemming, serta transformasi vektor dengan TF-IDF. Pelabelan sentimen dilakukan secara manual oleh pakar bahasa untuk memastikan akurasi kategori. Eksperimen menunjukkan model MNB mencapai akurasi 84,82% dan performa stabil pada data uji. Analisis sentimen mengungkap dominasi ulasan positif, khususnya terkait kemudahan aplikasi, kecepatan verifikasi, dan fleksibilitas pembayaran. Di sisi lain, ulasan negatif umumnya berkaitan dengan biaya tinggi, masalah verifikasi, serta gangguan teknis aplikasi. Temuan ini menekankan perlunya peningkatan transparansi biaya dan perbaikan sistem untuk memperbaiki pengalaman pengguna. Penelitian selanjutnya disarankan untuk membandingkan performa MNB dengan algoritma lain seperti Support Vector Machine, Random Forest, atau deep learning guna mendapatkan model yang lebih optimal dalam analisis sentimen.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Multinomial Naïve Bayes; TF-IDF; Ulasan Pengguna; *Kredivo*

INTRODUCTION

Perkembangan teknologi finansial (*fintech*) di Indonesia selama satu dekade terakhir menunjukkan pertumbuhan yang sangat signifikan. Transformasi digital yang luas, didorong oleh penetrasi internet dan penggunaan perangkat mobile yang meningkat, membuat *fintech* sebagai salah satu sektor dengan pertumbuhan tercepat di industri

keuangan nasional. Perubahan ini tidak hanya meningkatkan efisiensi layanan keuangan, tetapi juga memperluas akses masyarakat ke instrumen pembayaran non-tunai dan pembiayaan alternatif, sebagaimana disebutkan oleh [1] bahwa digitalisasi membuka peluang inovasi besar pada layanan keuangan modern. Salah satu inovasi tersebut adalah layanan *Buy Now Pay Later* (BNPL) atau

PayLater, yang memungkinkan konsumen melakukan pembayaran dengan fleksibilitas.

Kredivo merupakan penyedia layanan *PayLater* yang mengalami pertumbuhan pesat di Indonesia. Laporan internal bersama Katadata Insight Center menunjukkan lonjakan jumlah pengguna hingga puluhan kali lipat dalam beberapa tahun belakangan, mencerminkan penerimaan kuat masyarakat terhadap layanan keuangan digital, terutama bagi mereka yang belum memiliki akses ke kredit konvensional [2]. Seiring bertambahnya pengguna, berbagai ulasan dan pendapat tentang pengalaman menggunakan *Kredivo* muncul di platform digital. Ulasan ini tidak hanya berisi pengalaman positif, tetapi juga keluhan yang menunjukkan aspek operasional yang perlu diperbaiki. Hal ini menjadikan analisis sentimen sebagai alat penting untuk memahami persepsi publik dan mengevaluasi kualitas layanan secara lebih objektif [3].

Meski menawarkan kemudahan transaksi, layanan *PayLater* tidak lepas dari masalah yang sering dikeluhkan konsumen. Keluhan tersebut meliputi tingkat bunga, proses verifikasi akun, gangguan teknis aplikasi, dan responsivitas layanan pelanggan. Data Otoritas Jasa Keuangan (OJK) menunjukkan akumulasi pembiayaan *fintech* lending pada Desember 2024 mencapai Rp 77,02 triliun, atau naik lebih dari 29% dibanding tahun sebelumnya. Lonjakan ini menggambarkan peningkatan penggunaan layanan digital, namun juga menunjukkan risiko reputasi jika ulasan negatif tidak dikelola baik [4]. Oleh karena itu, analisis sentimen ulasan pengguna menjadi langkah strategis untuk memahami tren opini dan merumuskan perbaikan layanan berdasarkan data.

Beberapa penelitian tentang analisis sentimen pada layanan digital telah dilakukan, baik di sektor transportasi, dompet digital, maupun aplikasi *fintech* [5] contohnya, menggunakan algoritma *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* untuk mengklasifikasi opini masyarakat terhadap layanan transportasi daring. Penelitian berbasis aspect-level juga diterapkan untuk mengidentifikasi faktor yang memengaruhi kepuasan atau ketidakpuasan pengguna dompet digital tertentu. Namun, kajian yang khusus fokus pada layanan *PayLater*, terutama *Kredivo*, masih terbatas. Selain itu, penerapan algoritma *Multinomial Naive Bayes* (MNB), yang dikenal efektif menangani data teks berbasis frekuensi, belum dieksplorasi mendalam dalam konteks ulasan *PayLater*.

Kondisi ini menunjukkan celah penelitian yang perlu diisi [6].

Penelitian ini mengkaji analisis sentimen ulasan pengguna *Kredivo* dan mengklasifikasikannya ke kategori positif, negatif, dan netral menggunakan algoritma MNB. Selain mengidentifikasi kecenderungan sentimen, penelitian ini juga menelaah aspek layanan yang paling sering dibahas pengguna. Secara teoritis, penelitian ini berkontribusi memperkuat literatur tentang penerapan machine learning di text mining dan Natural Language Processing (NLP), khususnya analisis sentimen di sektor *fintech*. Dari sisi praktis, temuan dapat menjadi dasar bagi *Kredivo* untuk mengevaluasi dan memperbaiki layanan berdasarkan umpan balik pengguna. Selain itu, hasilnya dapat dimanfaatkan penyedia *fintech* lain dalam mengembangkan strategi peningkatan kualitas layanan dan mendukung regulator seperti OJK memahami dinamika persepsi publik terhadap produk keuangan digital.

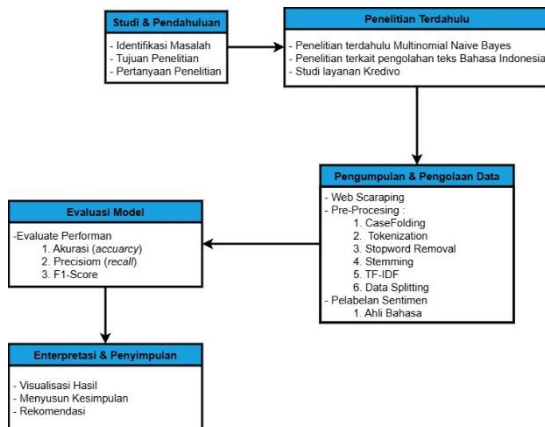
Ruang lingkup penelitian mencakup analisis ulasan pengguna dari platform *Google Play Store* dan *App Store*. Proses penelitian melibatkan pengumpulan data, pembersihan teks, tokenisasi, penghapusan *stopwords*, *stemming*, serta penerapan TF-IDF sebagai ekstraksi fitur sebelum klasifikasi dengan MNB. Evaluasi model menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk menilai performa secara menyeluruh [7]. Pendekatan ini tidak hanya memberikan gambaran deskriptif persepsi pengguna, tetapi juga analisis prediktif yang bisa digunakan pemantauan opini publik berkelanjutan.

Secara keseluruhan, penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi ilmiah dan praktis. Dari segi akademik, penelitian ini menambah wawasan tentang efektivitas MNB sebagai algoritma klasifikasi sentimen di layanan *fintech*. Secara praktis, temuan dapat membantu perusahaan merumuskan strategi pelayanan yang lebih responsif terhadap masukan pengguna. Selain itu, hasilnya berpotensi menjadi acuan bagi pembuat kebijakan untuk mengidentifikasi tren opini publik sehingga kebijakan yang dikeluarkan lebih sesuai kebutuhan masyarakat [8].

MATERIALS AND METHODS

Jenis dan desain penelitian ini menggambarkan langkah-langkah sistematis mulai dari identifikasi masalah, kajian literatur, pengumpulan data, pra-pemrosesan data teks, klasifikasi sentimen dengan algoritma *Multinomial Naive Bayes*, hingga evaluasi performa model dan interpretasi hasil. Tujuan utama adalah mengkaji persepsi pengguna

terhadap layanan *Kredivo* berdasarkan analisis sentimen ulasan dari *Google Play Store*. Secara detail, desain penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Desain Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, penelitian ini bertujuan memberikan gambaran sistematis fenomena sosial berdasarkan data numerik yang bisa diolah statistik. Pendekatan ini digunakan menganalisis kecenderungan sentimen publik terhadap *Kredivo* dengan mengandalkan data tekstual yang diubah menjadi representasi numerik melalui pembobotan teks. Pendekatan kuantitatif deskriptif sangat cocok dalam konteks analisis data digital seperti teks ulasan karena objektif, terukur, dan memungkinkan kesimpulan berbasis bukti empiris [9].

Tahapan penelitian dimulai dari studi pendahuluan, yang mencakup identifikasi masalah, penentuan tujuan, dan penyusunan pertanyaan penelitian. Langkah ini menjadi fondasi menyusun arah dan fokus penelitian yang relevan dengan fenomena *fintech* berbasis *Buy Now Pay Later* (BNPL). Selanjutnya adalah kajian literatur atau penelitian terdahulu, yang meninjau hasil studi sebelumnya tentang penggunaan *Multinomial Naive Bayes* (MNB), pengolahan teks bahasa Indonesia, serta kajian terkait *Kredivo* dan platform BNPL. Kajian ini memperkuat kerangka teoretis dan memastikan penelitian memiliki kontribusi empiris baru.

Tahap pengumpulan dan pengolahan data dilakukan dengan *web scraping*, yaitu pengambilan data ulasan pengguna dari platform daring secara otomatis. Setelah data diperoleh, dilakukan pra-pemrosesan meliputi case folding, tokenisasi, *stopword* removal, stemming, dan pembobotan teks menggunakan TF-IDF (*Term Frequency Inverse Document Frequency*). Kemudian, dilakukan pelabelan sentimen dengan labeling manual, yang

mengelompokkan ulasan ke kategori positif, negatif, dan netral berdasarkan kosakata berpolaritas tertentu.

Data yang diproses lalu digunakan klasifikasi sentimen dengan algoritma *Multinomial Naive Bayes* (MNB). Algoritma ini efektif untuk klasifikasi teks karena menangani data berdimensi tinggi dan memberikan performa baik dalam analisis sentimen. [10]. Evaluasi model menggunakan akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), *recall*, dan *F1-score* untuk menilai seberapa akurat prediksi sentimen.

Tahap akhir adalah interpretasi dan penyimpulan, di mana hasil klasifikasi dan evaluasi dianalisis deskriptif. Pada tahap ini dilakukan visualisasi hasil, penyusunan kesimpulan, serta rekomendasi untuk pengembangan layanan *fintech*, khususnya peningkatan pengalaman pengguna. Dengan demikian, desain penelitian ini secara keseluruhan berfungsi menggambarkan proses analisis sentimen berbasis machine learning secara komprehensif, terukur, dan berorientasi bukti empiris.

A. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini melibatkan serangkaian langkah terstruktur yang bertujuan mengubah ulasan teks menjadi representasi numerik yang bisa diproses algoritma pembelajaran mesin, serta menghasilkan klasifikasi sentimen yang akurat dan metodologis.

1) Pengumpulan Data

Tahap awal mencakup *web scraping* untuk mengambil ulasan, tanggal publikasi, dan rating dari *Google Play Store* dan *App Store*. Semua data anonim dan diperoleh sesuai ketentuan platform. Hasil scraping disimpan dalam format CSV untuk mudah diolah selanjutnya. Tahap ini menekankan validitas, etika penggunaan data, dan keterlacakan proses ilmiah.

2) Pra-Pemrosesan

Pra-pemrosesan dilakukan membersihkan dan menstandarkan teks. Langkah-langkah meliputi case folding untuk seragamkan huruf kecil, tokenisasi untuk pecah kalimat menjadi kata, penghapusan *stopword* untuk hapus kata umum yang tidak berkontribusi sentimen, serta stemming menggunakan *Sastrawi* untuk satukan variasi morfologi kata bahasa Indonesia. Proses ini mengurangi noise dan meningkatkan kualitas fitur. Setelah dibersihkan, pelabelan sentimen dilakukan ahli bahasa ke tiga kategori: positif, negatif, netral. Pendekatan profesional ini meminimalkan kesalahan interpretasi yang umum pada pelabelan

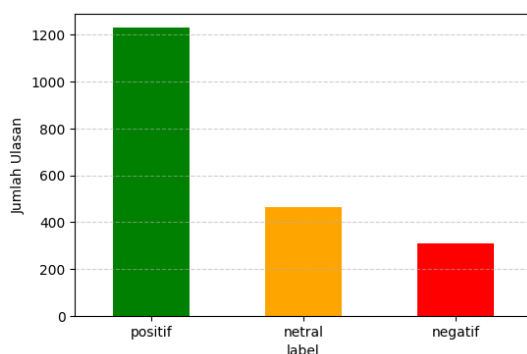
otomatis [11]. Label divalidasi konsistensinya sebagai ground truth supervised learning. Representasi fitur menggunakan TF-IDF untuk bobot kata berdasarkan kepentingan relatif dalam dokumen. Metode ini dipilih karena mempertahankan karakteristik *term-frequency* yang cocok dengan MNB. Dataset lalu dibagi 80% latih dan 20% uji menggunakan stratified sampling. Teknik ini memastikan distribusi kelas proporsional, mengurangi bias model akibat ketidakseimbangan kelas.

3) Evaluasi Model

Model klasifikasi dibangun dengan Multinomial Naïve Bayes. Algoritma ini dipilih karena efektif klasifikasi teks berbasis frekuensi kata. Pelatihan pada data latih, data uji untuk ukur performa objektif. Evaluasi menggunakan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk gambaran menyeluruh kualitas prediksi. Interpretasi hasil dengan analisis kecenderungan sentimen per kategori dan tinjau kata atau pola berpengaruh. Pendekatan ini memberikan insight empiris persepsi pengguna *Kredivo* dan mendukung rekomendasi peningkatan layanan berbasis data.

RESULTS AND DISCUSSION

Data penelitian dikumpulkan dari ulasan pengguna aplikasi *Kredivo* melalui *web scraping* di *Google Play Store*, sehingga semua informasi berasal dari opini publik autentik dan relevan. Sebanyak 1.999 ulasan berhasil dikumpulkan dan dijadikan unit analisis untuk menggambarkan pengalaman individu pengguna terhadap layanan kredit digital tersebut. Setiap ulasan dikelompokkan ke tiga kategori sentimen positif, negatif, dan netral untuk memetakan persepsi pengguna secara terstruktur. Penggunaan ulasan sebagai objek dipilih karena mampu mencerminkan evaluasi masyarakat terhadap *fintech* yang berkembang di Indonesia. Dengan demikian, data ini menjadi dasar kuat analisis sentimen dan penilaian kualitas *Kredivo* secara objektif dan terukur.



Gambar 2 Grafik Distribusi Sentimen

A. Pra-Pemrosesan

Data diperoleh melalui *web scraping* menggunakan pustaka *google-play-scraper* di Python untuk ekstraksi ulasan publik dari *Google Play Store*. Proses ini menghasilkan kumpulan teks autentik dan representatif persepsi pengguna *Kredivo*. Data disimpan terstruktur sebagai dasar analisis lanjutan.

Tahap pra-pemrosesan dilakukan menyiapkan data teks untuk komputasional. Dimulai *case folding* seragamkan karakter huruf kecil, lalu tokenisasi pecah kalimat menjadi unit kata. Selanjutnya *stopword removal* hapus kata umum tidak berkontribusi sentimen, serta *stemming* dengan *stemmer* bahasa Indonesia kembalikan kata ke bentuk dasar

Tabel 1 Ringkasan Hasil Pra-Pemrosesan

Pra-Pemrosesan	Sebelum	Sesudah
Case folding	BAYAR TAGIHAN...KOK GA DAPET KREDIVO POIN...PELIT AMAT!!!	bayar tagihankok ga dapet Kredivo poinpelit amat
Tokenization	mantap dah pokoknya udah pake Kredivo bertahun tahun	['mantap', 'dah', 'pokoknya', 'udah', 'pake', 'Kredivo', 'bertahun', 'tahun']
Stopword Removal	['serba', 'mudah', 'pakai', 'Kredivo', 'praktis', 'biaya', 'apa', 'aja', 'mudah']	['serba', 'mudah', 'pakai', 'Kredivo', 'praktis', 'biaya', 'aja', 'mudah']
Stemming	sangat membantunya	sangat bantu

Seluruh ulasan yang dibersihkan lalu diberi label sentimen positif, negatif, atau netral oleh ahli bahasa untuk jamin validitas semantik. Hasil pelabelan ini jadi *ground truth supervised learning*. Selanjutnya, teks standar diubah representasi numerik menggunakan TF-IDF sehingga model kenali kepentingan setiap kata dalam dokumen, seperti pada Gambar 3.

✓ TF-IDF selesai dibuat!

Bentuk matriks: (3687, 13407)

Gambar 3 Hasil TF-IDF

Tahap akhir pra-pemrosesan adalah data splitting. Dataset dibagi 80% latih dan 20% uji dengan stratified sampling pastikan distribusi kelas seimbang. Pembagian ini tuju evaluasi performa model objektif terhadap data tidak terlibat pelatihan, seperti pada Gambar 4.

✅ Data berhasil dibagi:
Data latih: (2949, 13407)
Data uji: (738, 13407)

Gambar 1 Hasil Data Splitting

Berdasarkan analisis terhadap 1.999 ulasan pengguna aplikasi *Kredivo*, proporsi sentimen positif mencapai 61,48%, sentimen netral sebesar 23,16%, dan sentimen negatif sebesar 15,16%. Distribusi ini menggambarkan kecenderungan persepsi publik yang relatif baik terhadap layanan *Buy Now Pay Later* (BNPL) tersebut. Dominasi ulasan positif menunjukkan bahwa mayoritas pengguna menilai *Kredivo* memberikan pengalaman yang memuaskan, terutama pada aspek kemudahan dalam pengajuan kredit, kecepatan proses verifikasi, serta fleksibilitas dalam metode pembayaran. Ulasan positif juga banyak menyoroti kemudahan integrasi aplikasi dengan berbagai platform *e-commerce* besar di Indonesia serta antarmuka pengguna (*user interface*) yang intuitif dan mudah dipahami. Hasil tersebut menjadi indikator utama kepuasan pengguna terhadap performa dan keandalan layanan *Kredivo* sebagai platform pembiayaan digital.

Sebaliknya, ulasan dengan sentimen negatif didominasi oleh keluhan terkait tingginya bunga dan biaya layanan, penurunan limit kredit secara tiba-tiba, serta proses verifikasi yang dianggap rumit. Beberapa pengguna juga menyoroti kendala teknis seperti keterlambatan notifikasi pembayaran dan gangguan sistem, yang berdampak pada pengalaman pengguna secara keseluruhan. Sementara itu, ulasan netral umumnya berisi deskripsi informatif yang tidak memuat ekspresi emosional kuat, seperti laporan mengenai kendala teknis minor atau pertanyaan terkait fitur aplikasi. Keberadaan ulasan netral dalam proporsi cukup besar menandakan bahwa tidak semua pengguna mengekspresikan kepuasan atau ketidakpuasan, tetapi tetap memberikan umpan balik yang bernilai bagi peningkatan mutu layanan.

Hal ini sejalan dengan penelitian [12] yang menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi *Indodana PayLater* dan menemukan bahwa sebagian besar pengguna memberikan

tanggapan positif terhadap kemudahan penggunaan, meskipun terdapat keluhan terhadap bunga yang tinggi. Demikian pula, penelitian [13] menunjukkan bahwa opini masyarakat terhadap layanan *PayLater* di Indonesia cenderung bercampur, dengan dominasi sentimen negatif sebesar 70,62%, terutama terkait isu bunga dan transparansi biaya. Kedua penelitian tersebut menegaskan bahwa polaritas sentimen terhadap layanan keuangan digital sangat bergantung pada kualitas aspek layanan yang diterima pengguna.

Dalam konteks penelitian ini, memungkinkan identifikasi dimensi spesifik layanan yang paling berpengaruh terhadap persepsi pengguna. Pendekatan ini memberikan gambaran yang lebih terukur tentang faktor-faktor yang memengaruhi kepuasan pelanggan dibandingkan analisis sentimen umum yang hanya membedakan polaritas positif dan negatif. Hasil pemetaan ini menunjukkan bahwa dimensi layanan seperti kemudahan proses, kecepatan verifikasi, dan kejelasan biaya menjadi faktor utama pembentuk sentimen positif, sementara biaya bunga dan keandalan sistem menjadi sumber utama sentimen negatif.

Secara praktis, hasil ini dapat dijadikan dasar bagi pengambilan keputusan strategis dalam peningkatan kualitas layanan *Kredivo*. Peningkatan efisiensi sistem verifikasi, pengelolaan limit kredit yang lebih transparan, serta kebijakan penyesuaian bunga yang lebih kompetitif menjadi langkah yang dapat diambil untuk mempertahankan tingkat kepuasan pengguna. Dengan demikian, hasil analisis ini tidak hanya memberikan gambaran kuantitatif mengenai persepsi publik, tetapi juga menyajikan pemahaman yang lebih mendalam terhadap dimensi layanan yang paling berpengaruh terhadap loyalitas dan pengalaman pengguna, sekaligus menjadi landasan empiris bagi pengembangan kebijakan dan inovasi produk di sektor *fintech*, khususnya layanan *PayLater* di Indonesia.

B. Multinomial Naive Bayes

Proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi dilaksanakan dengan menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes*, yang dimulai dengan pemanggilan fungsi dan pustaka pendukung yang diperlukan untuk mendukung tahapan pelatihan serta evaluasi hasil. Data latih berfungsi sebagai fondasi pembentukan model, sementara data uji digunakan untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru. Evaluasi model dilakukan melalui perhitungan berbagai metrik pengukuran guna mendapatkan hasil yang objektif dan terukur terhadap performa sistem yang dikembangkan.

Tabel 2 Hasil Multinomial Naive Bayes

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Multinomial Naive Bayes	84.82 %	84.82 %	84.82 %	84.48 %

Untuk memperjelas penyajian hasil evaluasi, data pengukuran kinerja model disusun secara sistematis dalam Tabel 2 Hasil Multinomial Naive Bayes. Tabel tersebut memuat nilai-nilai utama sebagai indikator evaluasi, yakni *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Berdasarkan hasil pengujian, model *Multinomial Naive Bayes* mencapai nilai *accuracy* 84,82%, *precision* 84,82%, *recall* 84,82%, dan *F1-score* 84,48%. Penyajian hasil dalam format tabel bertujuan menampilkan data numerik secara terstruktur dan rapi, serta memfasilitasi pembacaan dan perbandingan antarparameter evaluasi yang diterapkan.

Penerapan algoritma *Multinomial Naive Bayes* (MNB) dalam penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi *Kredivo* ke dalam tiga kategori utama, yakni positif, negatif, dan netral. Implementasi dimulai dari tahapan pra-pemrosesan teks, yang mencakup case folding, tokenisasi, penghapusan *stopword*, stemming, serta transformasi fitur menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Pembobotan TF-IDF menghasilkan representasi numerik yang sebanding dengan tingkat relevansi setiap kata dalam korpus, sehingga model MNB dapat mengidentifikasi pola distribusi kata berdasarkan probabilitas kemunculannya di masing-masing kelas sentimen. Sebagai contoh, kata seperti "mantap", "bantu", dan "cepat" memiliki bobot tinggi dalam kategori positif, sedangkan "bunga", "blokir", dan "denda" sering muncul dalam kategori negatif. Representasi berbasis TF-IDF ini memungkinkan MNB belajar hubungan antar kata dengan lebih efektif, sambil mengurangi dominasi kata umum yang kurang bermakna emosional.

Dataset yang telah diproses dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% data latih dan 20% data uji, menggunakan metode train-test split dengan stratified sampling untuk menjaga keseimbangan distribusi kelas. Model MNB kemudian dilatih dengan data latih dan diuji pada data uji guna mendapatkan prediksi yang objektif. Hasil pengujian menunjukkan model mencapai akurasi sebesar 84,82%.

Penerapan MNB dalam studi ini sejalan dengan temuan penelitian [11] yang

menerapkan algoritma serupa pada ulasan aplikasi dompet digital dan memperoleh akurasi 84,1%. Penelitian Rahman dan Setiawan (2025) juga melaporkan bahwa kombinasi Naive Bayes dan TF-IDF mampu menghasilkan klasifikasi sentimen yang stabil pada data layanan berbasis ICT, menegaskan peran penting pembobotan kata dalam meningkatkan performa model probabilistik. Selain itu, studi [12] yang menganalisis ulasan aplikasi *PayLater* Indodana menggunakan Naive Bayes mencapai akurasi 87%, menunjukkan konsistensi efektivitas pendekatan ini dalam konteks financial technology di Indonesia. Dengan demikian, penerapan algoritma MNB di sini tidak hanya memperkuat validitas empiris dari kajian sebelumnya, tetapi juga memperluas aplikasinya pada *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) yang menekankan dimensi layanan spesifik, seperti bunga, verifikasi, tenor, antarmuka, dan pelayanan pelanggan.

Secara keseluruhan, hasil penerapan MNB ini membuktikan bahwa integrasi pra-pemrosesan teks yang menyeluruh, transformasi TF-IDF yang akurat, dan model klasifikasi probabilistik MNB menghasilkan sistem analisis sentimen yang handal, efisien, dan memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi. Pendekatan ini tidak hanya memberikan hasil klasifikasi yang tepat, tetapi juga berfungsi sebagai fondasi empiris untuk memahami persepsi publik terhadap kualitas layanan berbasis teknologi finansial seperti *Kredivo* secara lebih dalam dan terukur.

CONCLUSION

Berdasarkan analisis penerapan algoritma *Multinomial Naive Bayes* (MNB) dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna *Kredivo*, dapat disimpulkan bahwa model yang dikembangkan dengan dukungan tahapan pra-pemrosesan teks dan pembobotan TF-IDF mampu menghasilkan kinerja yang akurat dan stabil dengan tingkat akurasi 84,82%, serta menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik terhadap pola linguistik dalam ulasan pengguna. Distribusi sentimen menunjukkan bahwa tanggapan positif mendominasi, khususnya terkait kemudahan penggunaan, kecepatan verifikasi, dan fleksibilitas pembayaran, sedangkan sentimen negatif umumnya dipicu oleh tingginya biaya layanan, kendala verifikasi, dan masalah teknis aplikasi. Evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* menunjukkan performa klasifikasi yang seimbang tanpa kecenderungan bias terhadap kelas tertentu, dan validitas hasil diperkuat oleh pelabelan manual oleh ahli bahasa

yang memastikan ketepatan interpretasi semantik terhadap setiap ulasan pengguna.

REFERENCE

- [1] F. Adji, A. Prasetyo, and N. Rahmawati, "Fintech adoption and digital financial inclusion in Indonesia: Opportunities and challenges," *Journal of Economics and Digital Finance*, vol. 5, no. 2, pp. 45–60, 2023, doi: 10.1016/j.jedf.2023.02.004.
- [2] A. Kumar and R. Singh, "Sentiment Analysis of Indonesian Datasets Based on a Hybrid Deep Learning Model," *J Big Data*, vol. 10, no. 3, pp. 78–88, 2023, [Online]. Available: <https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-023-00782-9>
- [3] S. Handayani and D. Sartika, "Sentiment analysis of digital financial services using machine learning approaches," *Indonesian Journal of Information Systems*, vol. 12, no. 1, pp. 23–37, 2025, doi: 10.20885/ijis.vol12.iss1.art3.
- [4] J. Purba, E. Siagian, and R. Manik, "Performance evaluation of *Multinomial Naive Bayes* for sentiment classification on Indonesian *fintech* reviews," *Procedia Comput Sci*, vol. 235, pp. 789–799, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.05.073.
- [5] R. Nufus and W. Gata, "Comparative analysis of Naive Bayes and SVM for public sentiment classification on Indonesian digital services," *Journal of Applied Data Science*, vol. 7, no. 4, pp. 142–154, 2023, doi: 10.11591/jads.v7i4.23456.
- [6] I. Setiawan and S. Rahmawati, "Contextual Interpretation and Semantic Polarity Adjustment in Expert-Based Sentiment Annotation," *Linguistic Data Science Journal*, vol. 7, no. 2, pp. 88–104, 2023, doi: 10.1002/lds.2023.04.
- [7] R. G. Nababan and A. Hardi, "Sentiment Analysis pada Ulasan Aplikasi Menggunakan *Multinomial Naive Bayes* dan TF-IDF," *Jurnal Infra*, vol. 11, no. 1, pp. 38–45, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.stmiksumedang.ac.id/index.php/jinfra/article/view/393>
- [8] H. Kaur and R. Sharma, "Sentiment analysis in *fintech*: Understanding consumer perception through user-generated reviews," *Journal of Digital Business and Analytics*, vol. 5, no. 2, pp. 88–102, 2023.
- [9] A. Sutopo and M. Mubarak, "Pendekatan Kuantitatif dalam Penelitian Sistem Informasi Berbasis Data Teks," *Jurnal Riset Komputer*, vol. 10, no. 2, pp. 122–130, 2023, [Online]. Available: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/jrk/article/view/231>
- [10] Y. Zhang and W. Chen, "Text Classification Techniques in Social Media Sentiment Analysis," *Journal of Data Science and Analytics*, vol. 9, no. 2, pp. 45–57, 2023.
- [11] A. Putri and B. Santoso, "Proses Labeling dalam Analisis Sentimen Berbasis Machine Learning," *Jurnal Informatika dan Sains Data*, vol. 7, no. 1, pp. 55–63, 2024.
- [12] R. Rizaldi and R. Aryanti, "Analisis Sentimen Pengguna Terhadap Aplikasi Indodana di *Google Play Store* Menggunakan Metode *Naïve Bayes Classifier*," *Journal of Informatics Management and Information Technology*, 2024.
- [13] P. Nugroho and M. Sari, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap *PayLater* Menggunakan Metode *Naïve Bayes*," *Jurnal Sistem Informasi dan Analisis Data*, vol. 10, no. 2, pp. 115–128, 2025.