



Department of Digital Business

Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 4 (2025) pp: 6170-6180

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Analisis Sentimen dan Kepuasan Pengguna Aplikasi Pinjaman Online Berdasarkan Ulasan Di Google Play

Sintia Bela¹, Putri Alletheia Harianja², Waeisul Bismi³, Ika Kurniawati⁴, Riza Fahlapi⁵

^{1,2,3}Informatika, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

⁴Sistem Informasi, Fakultas Teknologi dan Informasi, Universitas Nusa Mandiri, Indonesia

⁵Sistem Informasi, Fakultas Teknologi dan Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

¹sintiasimamora11@gmail.com, ²putriharianja10@gmail.com, ³Waeisul.wbn@bsi.ac.id ika.iki@bsi.ac.id,

⁴riza.rzf@bsi.ac.id, ⁵Waeisul.wbn@bsi.ac.id

Abstrak

Pentingnya analisis sentimen pengguna dalam meningkatkan kualitas layanan semakin menonjol seiring dengan pesatnya perkembangan layanan fintech di Indonesia, khususnya pada aplikasi pinjaman online. Penelitian ini bertujuan untuk mengukur tingkat kepuasan pengguna terhadap lima aplikasi pinjaman online, yaitu AdaPundi, Julo, IndoDana, AdaKami, dan BantuSaku, berdasarkan ulasan pengguna di Google Play Store. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah analisis sentimen dengan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Data ulasan yang dikumpulkan melalui Google Play Store terlebih dahulu melalui tahap text preprocessing, termasuk pembersihan data dan normalisasi teks. Selanjutnya, ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). Untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas data sentimen, pendekatan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) diterapkan sebelum proses pelatihan model KNN. Hasil penelitian yang diolah menggunakan Google Collab dan Bahasa pemrograman Python menunjukkan bahwa algoritma KNN mampu memberikan kinerja klasifikasi yang baik pada seluruh aplikasi yang dianalisis. BantuSaku memperoleh akurasi tertinggi sebesar lebih dari 93%, diikuti oleh AdaPundi (>93%), IndoDana (91%), serta AdaKami dan Julo dengan akurasi sekitar 84–85%. Selain itu, BantuSaku juga memiliki proporsi sentimen positif tertinggi, yaitu sebesar 83,2%, yang menunjukkan tingkat kepuasan pengguna paling tinggi. Dengan demikian, penelitian ini menyimpulkan bahwa KNN efektif digunakan dalam analisis sentimen dan mampu membandingkan tingkat kepuasan pengguna pada berbagai aplikasi fintech pinjaman online.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Kepuasan Pengguna, Pinjaman Online, Ulasan Google Play, Text Mining

1. Pendahuluan

Terobosan digital baru dalam teknologi keuangan (fintech) telah muncul di Indonesia, dan masyarakat mulai merangkul dan menggunakannya semakin banyak. Hal ini telah menyebabkan peningkatan pesat dalam pengembangan fintech di negara ini. Hal ini terlihat, misalnya, oleh menjamurnya pinjol, atau aplikasi pinjaman online, yang menyediakan akses sederhana untuk kredit tanpa kerumitan proses perbankan tradisional. Kebutuhan masyarakat akan layanan keuangan yang mudah, cepat, dan berbasis digital telah dipenuhi oleh aplikasi seperti AdaPundi, Julo, IndoDana, AdaKami, dan Bantu Saku. Tidak perlu bertemu dengan penyedia secara langsung untuk mengajukan pinjaman online karena prosedur aplikasi sepenuhnya digital [1]. Banyaknya manfaat pinjaman internet adalah alasan besar mengapa mereka begitu populer. Ada saat ketika mendapatkan pinjaman adalah kerumitan besar bagi orang Indonesia, tetapi sekarang hari itu sangat mudah [2].

Meskipun banyak manfaat pinjaman online, muncul pertanyaan dan reputasi industri fintech tercoreng akibat maraknya pemberi pinjaman ilegal. Kurangnya pengetahuan tentang keuangan pribadi menyebabkan banyak orang tidak menyadari potensi bahaya mengambil pinjaman, yang dapat menimbulkan perasaan negatif dan ketidakpuasan. Reputasi dan daya saing komersial suatu aplikasi dibentuk secara strategis oleh persepsi

pengguna, sehingga masalah ini menjadi sangat krusial [3]. Orang-orang dapat menilai apakah suatu aplikasi layak digunakan berdasarkan peringkat dan komentar yang ditinggalkan pengguna lain. Oleh karena itu, untuk memberikan pemahaman yang lebih terorganisir dan efektif, diperlukan strategi teknologi, seperti analisis sentimen algoritmik [4].

Pemrosesan dan klasifikasi sentimen pengguna secara otomatis dimungkinkan oleh metode berbasis pembelajaran mesin. Untuk menemukan perubahan perspektif dan kecenderungan tentang suatu subjek, analisis sentimen, yang juga dikenal sebagai penambangan opini, adalah prosedur komputer yang mengidentifikasi sikap, emosi, dan opini dalam teks [5]. Karena memberikan informasi berbasis data tentang permintaan, preferensi, dan keluhan konsumen, analisis sentimen pada platform e-commerce sangat penting dalam membantu bisnis dalam mengambil keputusan [6].

Penyedia pinjaman daring telah menunjukkan hasil yang sangat baik ketika menggunakan pendekatan KNN. Dalam makalah penelitian berjudul "Evaluasi Efektivitas KNN dalam Evaluasi Implementasi Pinjaman Daring X[7]," presisi mencapai 90,2%. Penemuan ini membuktikan bahwa KNN efektif untuk analisis sentimen keuangan digital.

Pendekatan KNN telah menunjukkan kinerja yang kompetitif ketika digunakan untuk analisis sentimen evaluasi pembiayaan fintech. "Menggunakan Metode SMOTE untuk Menyempurnakan Algoritma KNN untuk Klasifikasi Dataset yang Tidak Seimbang[8]" menemukan bahwa KNN mampu mencapai akurasi klasifikasi sebesar 80,49%. Hasil ini menunjukkan bahwa KNN mampu memproses data tekstual yang berasal dari evaluasi nasabah terhadap layanan pinjaman daring.

2. Metode Penelitian

Bagian berikut menguraikan beberapa prosedur dan metodologi yang digunakan dalam penelitian ini.

2.1 Pengumpulan data



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pengikisan web dengan Python, dengan bantuan modul google-play-scraper, digunakan untuk mengumpulkan dataset penelitian ini. Tujuannya adalah mengumpulkan ulasan dari pengguna Google Play Store untuk lima aplikasi pinjaman online yang berbeda: Ada Pundi, Julu, Indodana, Adakami, dan BantuSaku. Dari 5 Agustus 2025 hingga 20 November 2025, dengan menggunakan filter ulasan yang paling tepat, data dikumpulkan dari pengguna di wilayah Indonesia yang meninggalkan ulasan dalam bahasa Indonesia. Terdapat hingga 2.000 data ulasan yang dihasilkan oleh setiap aplikasi pinjaman online.

2.2 Pra-pemrosesan data

Pengolahan data teks dimulai dengan serangkaian operasi sistematis yang bertujuan untuk memilih dan mengatur informasi agar data lebih terorganisir [9]. Berikut ini adalah daftar proses persiapan [10].

1. Pembersihan

Di sini, Anda dapat menghilangkan tanda baca, spasi, dan simbol emoji yang semuanya tidak diperlukan dalam proses kategorisasi dengan menghilangkannya.

2. Kotak Lipat

Sebagai langkah pertama dalam mencapai konsistensi data, kami mengubah semua karakter kapital di halaman menjadi huruf kecil.

3. Tokenisasi

Ini adalah prosedur untuk memecah frasa menjadi kata-kata komponennya untuk memudahkan analisis.

4. Normalisasi

Digunakan untuk memperbaiki kesalahan ketik dan kesalahan ejaan sehingga kata-kata dengan makna yang sama dapat ditulis secara identik.

5. Penghapusan Stopword

Hal ini dilakukan untuk menghilangkan istilah seperti “yang,” “dan,” dan “di” yang tidak terlalu penting bagi isi frasa.

6. Stemming

Misalnya, frasa “berlari,” “lari-lari,” dan “perlari” dapat diubah Kembali menjadi “lari” dengan Kembali ke bentuk dasarnya.

2.3 Pelabelan data

Pemberian label sentimen berdasarkan peringkat pengguna memungkinkan kami menangani data ulasan dari berbagai aplikasi pinjaman online. Skor 1-2 dianggap sentimen negatif, 4-5 sentimen positif, dan 3 sentimen netral; peringkat merupakan indikasi utama.

Pemetaan nilai kemudian digunakan untuk mengubah setiap label sentimen menjadi skor pemenuhan, dengan positif sama dengan 5, netral sama dengan 3, dan negatif sama dengan 1. Dengan konversi ini, kami ingin

dapat mengukur kebahagiaan pengguna dan mempermudah untuk mendapatkan skor kepuasan rata-rata untuk semua aplikasi kami.

Untuk membandingkan tingkat kepuasan di berbagai program pinjaman online, kami menggunakan peringkat kepuasan yang diperoleh. Metode ini memungkinkan studi untuk menentukan aplikasi mana yang memiliki kualitas layanan tertinggi berdasarkan peringkat dan ulasan pengguna.

2.4 Ekstraksi Fitur

1. Ekstraksi Fitur TF-IDF

Kontribusi atau relevansi suatu kata dalam teks atau korpus lengkap dapat dijelaskan secara numerik pada tingkat ini dengan mengubahnya menjadi vektor. [1].

Pendekatan TF-IDF, yang memungkinkan maksimal 5.000 fitur, digunakan untuk mengubah ulasan teks setiap aplikasi menjadi bentuk numerik. Bobot kata yang mewakili relevansinya dibuat melalui prosedur ini, sehingga model dapat memahami teks tersebut.

2. Berbagi Data

Selanjutnya, kami membagi matriks TF-IDF menjadi dua bagian, dengan setengahnya digunakan untuk pelatihan dan setengahnya lagi untuk pengujian. Untuk memastikan bahwa kedua set data terdistribusi secara merata di antara kelas-kelas, pembagian ini menggunakan strategi pengambilan sampel berstrata. [2].

3. Menyeimbangkan Data dengan SMOTE

Akibat ketidakseimbangan data latih, terjadi peningkatan sampel sintetis dalam kelas minoritas. Untuk mengatasi ketidakseimbangan data, SMOTE menghasilkan data sintetis untuk kelas-kelas dengan sampel yang lebih sedikit, sehingga distribusi data menjadi lebih merata dan meningkatkan kinerja algoritma kategorisasi [13]. Untuk mencegah kebocoran data, oversampling hanya dilakukan pada data latih. Dataset siap latih yang berisi semua hasil penyeimbangan dari semua aplikasi disimpan dalam berkas hasil_smote.csv.

2.5 Aplikasi Model K-Nearest Neighbor (KNN)

Dengan memanfaatkan kedekatannya dengan sejumlah besar titik data pelatihan yang berdekatan, atau "tetangga terdekat" dalam ruang fitur, KNN, sebuah pendekatan kategorisasi berbasis pembelajaran non-parametrik, menetapkan kelas pada suatu item [14]. Untuk analisis sentimen, KNN menggunakan fungsi TF-IDF untuk menentukan kesamaan teks; ini berarti evaluasi dengan pola kata yang sebanding lebih cenderung memiliki nada tertentu. Persiapan data, pengelolaan nilai kosong, dan pembagian data menggunakan pengambilan sampel berstrata untuk memastikan keseimbangan kelas merupakan bagian dari implementasinya. Selanjutnya, model

KNN dengan nilai k 5 dilatih menggunakan data pelatihan dan kemudian disimpan sebagai knn_model.pkl. Model ini akan digunakan untuk membuat prediksi.

2.6 Evaluasi Hasil

Sangat penting untuk mengevaluasi kinerja sistem selama kategorisasi guna mengetahui seberapa baik sistem tersebut mengelompokkan data. Akurasi model dapat dievaluasi menggunakan matriks konfusi, sebuah tabel yang membandingkan prakiraan model dengan data aktual. Kinerja model dinilai dalam penelitian ini menggunakan berbagai kriteria, termasuk recall, akurasi, presisi, dan skor f1. Gunakan nilai matriks konfusi untuk positif benar, negatif benar, positif salah, dan negatif salah untuk menghitung metrik ini.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}$$

$$\text{Presisi} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

$$\text{Ingat} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

$$\text{Skor F1} = \frac{2 \times \text{Presisi} \times \text{Ingatan}}{\text{Presisi} + \text{Ingatan}}$$

3. Hasil dan Pembahasan

Aplikasi pinjaman online termasuk Ada Pundi, Julo, Indodana, Adakami, dan BantuSaku disurvei untuk mengetahui peringkat pengguna menggunakan data yang dikumpulkan melalui Google Play Store. Terdapat dua ribu ulasan untuk setiap aplikasi. Sebelum penyelidikan lebih lanjut, semua data yang dikumpulkan telah diproses terlebih dahulu.

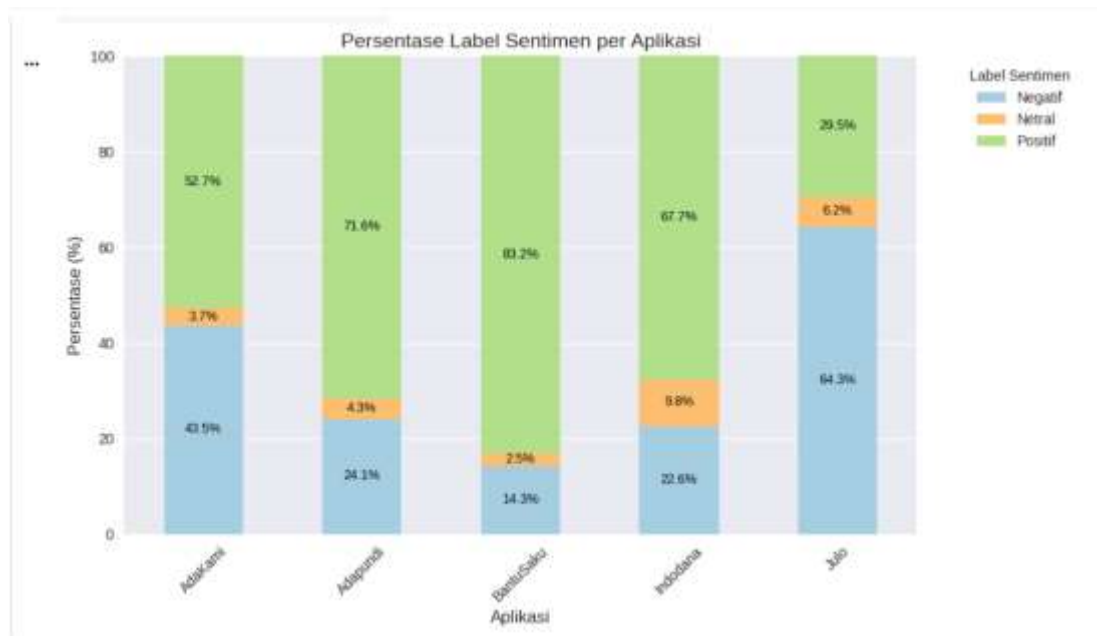
Persiapan data agar lebih terstruktur dimulai dengan prapemrosesan. Selanjutnya, kita dapat memilih data dari setiap dokumen yang perlu diproses. Untuk meningkatkan kualitas data dalam penelitian ini, prapemrosesan sangatlah penting [15]. Sejumlah prosedur meliputi fase prapemrosesan.

Sebagai bagian dari proses pembersihan, kami mengubah teks menjadi huruf kecil dan menghapus simbol, emoji, atau angka apa pun. Semua teks diubah menjadi huruf kecil sebagai bagian dari proses pelipatan huruf, yang bertujuan untuk menstandarisasi tata letak huruf. Untuk memastikan kata-kata dengan makna yang sebanding diperlakukan sebagai satu kesatuan, langkah normalisasi melibatkan konversi ejaan yang berbeda ke bentuk standar. Hal ini dapat disebabkan oleh kesalahan ketik, singkatan, atau sekadar variasi ejaan. Langkah selanjutnya adalah tokenisasi, yang memisahkan teks menjadi bagian-bagian yang lebih kecil yang disebut token. Proses penghapusan stopword melibatkan penghapusan kata-kata yang tidak memberikan makna apa pun pada frasa. Pada akhirnya, proses stemming menghilangkan imbuhan kata dan mengembalikannya ke bentuk akarnya.

Tabel 2. Hasil Praproses

| Tahapan | Hasil |
|----------------------|---|
| Data Awal | Saya sangat menghargainya. Anda dapat mengandalkan pencairan pinjaman yang cepat dan murah kapan pun Anda membutuhkannya. |
| Pembersihan | Persetujuan pinjaman yang cepat dan suku bunga yang wajar sangat kami hargai. |
| Kotak Lipat | Suku bunga yang murah dan penyaluran pinjaman yang cepat sangat kami hargai. |
| Normalisasi | Terima kasih atas suku bunga murah dan pencairan pinjaman cepat. |
| Tokenisasi | terima kasih, untuk saat-saat ketika pinjaman berbunga rendah dengan pembayaran cepat adalah apa yang Anda butuhkan |
| Penghapusan Stopword | Terima kasih, Pinjaman cepat, mudah, dan berbunga rendah tersedia jika Anda membutuhkannya dengan cepat. |
| Stemming | Terima kasih, saya butuh pinjaman cepat dengan bunga rendah. |

Prosedur pelabelan dilakukan setelah tahap pra-pemrosesan selesai. Saat Anda menggunakan Inset, proses pencarian label sentimen akan otomatis. Kami mencari setiap istilah yang muncul dalam ulasan pengguna di InSet. Jika muncul, kami mengambil nilai polaritas kata-kata tersebut dan menjumlahkannya untuk mendapatkan mood kalimat.



Gambar 2. Hasil Pelebelan

Pendapat pengguna beragam, menurut analisis sentimen dari beberapa aplikasi pinjaman. Dalam hal emosi, BantuSaku mengungguli pesaingnya dengan peringkat positif 83,2%, peringkat negatif 14%, dan peringkat netral 2,5 persen. Bahkan Sebagaidi melakukannya dengan baik; 71,6% mendukung, 24,1% negatif, dan 4,3% acuh tak acuh. Suasana hati positif adalah 67,7 persen di Indodana. Aplikasi ini memiliki proporsi pengguna yang netral terbesar (9,8%), diikuti oleh 22,6% yang negatif. Meskipun sentimen positif adalah yang paling umum di Adakami (52,7% dari total), itu jauh lebih kecil daripada sentimen negatif (43,5%), yang menunjukkan bahwa orang-orang menghadapi masalah serius. Hanya 3,7% orang yang netral. Julo menunjukkan pola yang sangat tidak biasa dan memiliki kesulitan yang signifikan dengan kepuasan konsumen. Mayoritas evaluasi pengguna (64,3%) bernada negatif. Sentimen baiknya sebesar 29,5% adalah yang terendah dari semua aplikasi yang dipertimbangkan. Emosi netral tercatat sebesar 6,2%.

Berdasarkan data sentimen ini, aplikasi Julo menunjukkan jumlah ketidakpuasan pengguna terbesar, sedangkan mayoritas aplikasi memiliki sentimen positif yang baik hingga luar biasa (dengan BantuSaku memimpin).

Riset data dilakukan untuk menentukan fitur data ulasan pengguna dari aplikasi pinjaman online dan memastikan bahwa data tersebut telah diproses sebelumnya dengan tepat. Setelah melalui berbagai proses, setiap ulasan yang terkonfirmasi telah dibersihkan. Proses ini meliputi penghapusan karakter non-standar, mengubah semua huruf menjadi huruf kecil, pemisahan kata, penghapusan istilah umum atau tidak berguna, dan konversi kata ke bentuk dasarnya. Jika prosedur ini berhasil, data yang digunakan dalam evaluasi sentimen dan model KNN akan memiliki kualitas tertinggi.



Gambar 3. Hasil Visualisasi Frekuensi Word Cloud untuk Aplikasi AdaPundi



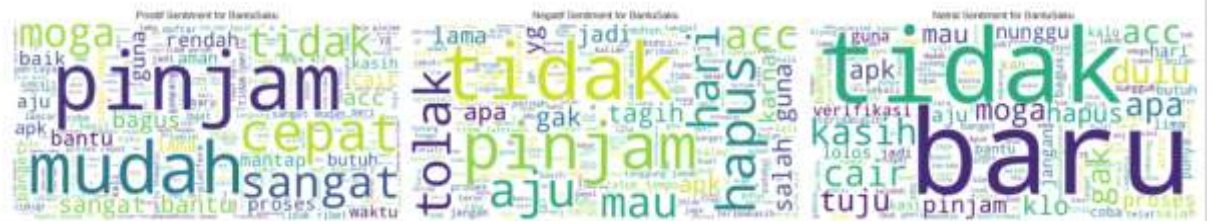
Gambar 4. Hasil Visualisasi Frekuensi Word Cloud untuk Aplikasi AdaKami



Gambar 5. Hasil Visualisasi Frekuensi Word Cloud Aplikasi Julo



Gambar 6. Hasil Visualisasi Frekuensi Word Cloud Aplikasi Indodana



Gambar 7. Aplikasi Word Cloud Frekuensi Visualisasi Hasil Bantu saya

Teks ulasan direpresentasikan secara numerik dalam langkah ekstraksi fitur menggunakan pendekatan TF-IDF. Bobot kata ditentukan oleh strategi ini berdasarkan kelangkaan TF dan IDF-nya. Kata-kata dengan skor TF-IDF yang tinggi cenderung lebih sering muncul dalam ulasan dibandingkan ulasan lainnya. Penelitian ini menggunakan metode ekstraksi fitur yang mencakup pemilihan hanya 5.000 frasa teratas untuk meningkatkan kinerja dan mengurangi gangguan data.

```

***
■ Aplikasi: Adapundi
Distribusi sebelum SMOTE: Counter({'Positif': 866, 'Negatif': 291, 'Netral': 52})
Distribusi setelah SMOTE: Counter({'Negatif': 866, 'Positif': 866, 'Netral': 866})

■ Aplikasi: Julo
Distribusi sebelum SMOTE: Counter({'Negatif': 950, 'Positif': 436, 'Netral': 92})
Distribusi setelah SMOTE: Counter({'Positif': 950, 'Negatif': 950, 'Netral': 950})

■ Aplikasi: Indodana
Distribusi sebelum SMOTE: Counter({'Positif': 669, 'Negatif': 223, 'Netral': 97})
Distribusi setelah SMOTE: Counter({'Positif': 669, 'Negatif': 669, 'Netral': 669})

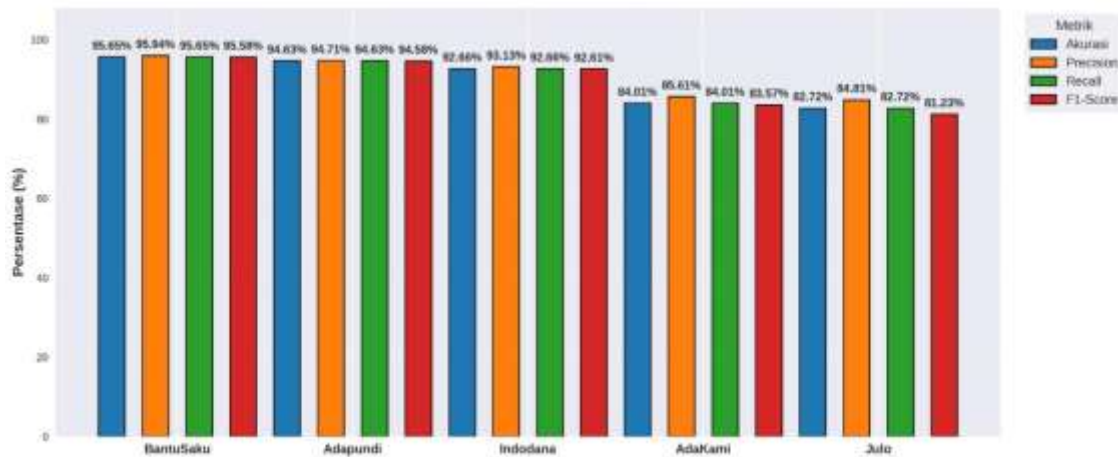
■ Aplikasi: AdaKami
Distribusi sebelum SMOTE: Counter({'Positif': 623, 'Negatif': 514, 'Netral': 44})
Distribusi setelah SMOTE: Counter({'Positif': 623, 'Negatif': 623, 'Netral': 623})

■ Aplikasi: BantuSaku
Distribusi sebelum SMOTE: Counter({'Positif': 811, 'Negatif': 139, 'Netral': 25})
Distribusi setelah SMOTE: Counter({'Positif': 811, 'Negatif': 811, 'Netral': 811})

✅ Semua hasil SMOTE berhasil disimpan di 'hasil_smote.csv'
    
```

Gambar 8. Hasil SMOTE

Dalam penelitian ini, setiap aplikasi menerima 80% dataset untuk tujuan pelatihan, sementara 20% sisanya digunakan untuk tujuan pengujian. Selama pembagian data, pendekatan Stratified Split digunakan untuk memastikan bahwa setiap kelas sentimen (Positif, Negatif, dan Netral) terwakili secara akurat. Karena dataset condong ke satu kelas (seringkali Positif) yang memiliki representasi yang jauh lebih besar, SMOTE digunakan pada dataset pelatihan. Hanya data pelatihan yang dikenai metode ini. Dengan menciptakan instans sintesis baru untuk kelas minoritas melalui interpolasi, SMOTE menangkalkan bias model terhadap kelas mayoritas dan memastikan bahwa distribusi label seimbang sebelum melatih model



Gambar 9. Perbandingan Hasil Model KNN per Aplikasi

Tahap penelitian diakhiri dengan titik penilaian. Temuan dari pengujian Model KNN pada beberapa dataset ulasan pengguna program pinjaman daring digunakan dalam penilaian. Rata-rata, akurasi model lebih tinggi dari 85%, yang menunjukkan bahwa model tersebut mencapai kinerja ideal. Hasil studi menunjukkan bahwa model tersebut mampu mengidentifikasi sentimen dengan cukup efektif. Aplikasi AdaPundi dan BantuSaku memperoleh akurasi tertinggi, yaitu >93%. Dengan tingkat akurasi 91%, Indodana masih dianggap sangat baik dan stabil. Meskipun Julo dan AdaKami adalah yang paling akurat dengan 85%, mereka juga paling rentan salah mengklasifikasikan sentimen negatif, sehingga jelas ada ruang untuk perbaikan dalam hal melihat keluhan pelanggan. Sikap netral, seperti yang ditunjukkan oleh skor recall yang tinggi di kelas tersebut, lebih mudah dideteksi oleh model di hampir semua aplikasi. Singkatnya, KNN dapat digunakan untuk membantu dalam analisis sentimen ulasan yang diperoleh di Google Play Store untuk aplikasi pinjaman daring. Meski demikian, algoritma tersebut mungkin memerlukan lebih banyak pengembangan agar dapat membedakan antara ulasan baik dan negatif dengan lebih baik, terutama dalam skenario ketika atribut ulasan lebih bervariasi.

4. Kesimpulan

Temuan studi menunjukkan bahwa lima aplikasi pinjaman daring berbeda, AdaPundi, Julo, IndoDana, AdaKami, dan BantuSaku, mendapatkan manfaat dari penggunaan algoritma KNN untuk mengkategorikan sentimen ulasan pengguna. Kualitas model ditingkatkan dengan metode analisis yang mencakup prapemrosesan

teks, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, dan penyeimbangan data dengan SMOTE. Dengan tingkat akurasi 93% dan dominasi sentimen positif mencapai 83,2%, BantuSaku unggul di antara semua aplikasi dalam hal kepuasan pengguna dan, lebih jauh lagi, seberapa baik aplikasi tersebut dipersepsikan oleh pengguna. Hasil ini menunjukkan bahwa model KNN dapat memetakan sentimen dengan tepat dan juga memberikan perbandingan yang jelas tentang seberapa baik layanan pembiayaan fintech. Memperluas cakupan metode untuk membandingkan algoritma tambahan, termasuk Support Vector Machine, Random Forest, atau teknik berbasis pembelajaran mendalam, dapat meningkatkan kinerja prediksinya dalam studi mendatang. Penelitian lebih lanjut tentang faktor-faktor yang memengaruhi kepuasan pengguna dapat dihasilkan dari perluasan penggunaan analisis berbasis aspek, termasuk sumber data dari platform digital lain, dan evaluasi menggunakan metrik yang lebih menyeluruh.

Referensi

- [1] M. Sahrul, "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Indodana di Google Play Store Menggunakan Algoritma Regresi Logistik, Naïve Bayes, dan Support Vector Machine untuk Memperoleh Informasi Sentimen dalam Opini. Penelitian," vol. 5, hlm. 136–147, 2025. [Daring]. Tersedia: referensi no. 1: <https://publikasi.hawari.id/index.php/jnastek/article/view/194>
- [2] A. Hidayat, N. Azizah, dan M. Ridwan, "Jurnal Indragiri: Pinjaman Online dan Validitasnya Menurut," *J. Indragiri*, vol. 2, tidak. 1, hlm. 1–9, 2022. [Online]. Tersedia: tidak. 2: <https://ejournal.indrainstitute.id/index.php/jipm/article/view/115>
- [3] RK Bank, "Penerapan Algoritma Naif Bayes untuk Determinasi," vol. 13, no. April, hlm. 127–140, 2022. [Online]. Tersedia: <https://journal.eng.unila.ac.id/index.php/jitet/article/view/6191>
- [4] NZ Rania dan RD Syah, "Analisis Sentimen Aplikasi Gojek di Play Store Menggunakan Metode Random Forest Classifier," *J. Ilm. Inform. Comput.*, vol. 29, no. 2, hlm. 144–153, 2024, doi: 10.35760/ik.2024.v29i2.11877. [Online]. Tersedia: https://www.researchgate.net/publication/395640387_ANALYSIS_SENTIMEN_PENGGUNA_APLIKASI_SHOPEE_PADA_GOOGLE_PLAY_STORE_MENGGUNAKAN_METODE_RANDOM_FOREST
- [5] A. Putra dan R. Latifah, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter terhadap Aplikasi Pinjaman Online Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Seminar. Nas. Penelitian. LPPM UMJ*, hlm. 1–7, 2022. [Online]. Tersedia: <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/semnaslit/article/view/14251>
- [6] M. Harsanto dan E. Sudarmilah, "Tinjauan Pustaka Analisis Sentimen Produk E-Commerce: Dataset, Pendekatan, Metode, dan Kinerja," *JUPI (Jurnal Sains, Riset, dan Pembelajaran Terinformasi)*, vol. 10, no. 3, hlm. 2290–2303, 2025, doi: 10.29100/jupi.v10i3.8217.
- [7] IKAL Gunadarma, GM Arya Sasmita, dan IN Prayana Trisna, "Analisis Kinerja K-Nearest Neighbors (K-NN) untuk Analisis Sentimen Aplikasi Pinjaman Online X," *J. Ilm. Mepati (Menara Penelit. Akad. Teknol. Informasi)*, vol. 12, tidak. 3, hal. 204, 2025, doi: 10.24843/jim.2024.v12.i03.p07.
- [8] Abi Fajar Ahmad Fauzi, Ahmad Faqih, dan Kaslani, "Optimalisasi Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dalam Klasifikasi Dataset Tidak Seimbang Menggunakan Teknik SMOTE," *J. Artif. Intel. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 2, hlm. 808–814, 2025, doi: 10.59934/jaiea.v4i2.756. [On line]. Tersedia: <https://www.ioinformatic.org/index.php/JAIEA/article/view/756>
- [9] S. Heristian, M. Napijah, dan W. Erawati, "Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Menggunakan Algoritma Naive Bayes pada Aplikasi Gojek," *Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, hlm. 35–41, 2025, doi: 10.31294/coscience.v5i1.7775. [Online]. Tersedia: <https://jurnal.bsi.ac.id/https://jurnal.bsi.ac.id/index.php/co-science/article/view/7775>
- [10] SK Lubis, MH Dar, dan FA Nasution, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi di Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Informatika*, vol. 11, no. 2, hlm. 120–128, 2024, doi: 10.36987/informatika.v11i2.5860. [Online]. Tersedia: <https://jurnal.ulb.ac.id/index.php/informatika/article/view/5860>
- [11] M. Ibrahim, "PERBANDINGAN EKSTRAKSI FITUR TF-IDF DAN BOW FOR," hlm. 1449–1463.
- [12] HS Mulyono dan U. Saprudin, "Efektivitas Regresi Logistik dalam Analisis Sentimen Bahasa Indonesia pada Komentar YouTube tentang Isu Ketenagakerjaan," *J. Indones. Manaj. Inform. dan Commun.*, vol. 6, no. 3, hlm. 1547–1555, 2025, doi: 10.63447/jimik.v6i3.1481. [Online]. Tersedia: <https://www.ioinformatic.org/index.php/JAIEA/article/view/756>
- [13] C. Cahyaningtyas, Y. Nataliani, dan IR Widiasari, "Analisis Sentimen pada Peringkat Aplikasi Shopee Menggunakan Metode Pohon

Keputusan Berbasis SMOTE,” *Aiti*, vol. 18, no. 2, hlm. 173–184, 2021, doi: 10.24246/aiti.v18i2.173-184. [Daring]. Tersedia: <https://ejournal.uksw.edu/aiti/article/view/5151>

- [14] MM Baharuddin, H. Azis, dan T. Hasanuddin, “Analisis Kinerja Metode K-Nearest Neighbor untuk Identifikasi Jenis Kaca,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 11, no. 3, hlm. 269–274, 2019, doi: 10.33096/ilkom.v11i3.489.269-274. [Online]. Tersedia: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/jriin/article/view/2308?articlesBySimilarityPage=>
- [15] M. Adriani, J. Asian, B. Nazief, S. M. M. Tahaghoghi and H. E. Williams, "Stemming Indonesian: A Confix-Stripping Approach," *ACM Transactions on Asian Language Information Processing*, vol. 6, no. 4, pp. 1-33, 2007.