



Implementation of Support Vector Machine Algorithm for Sentiment Analysis of Online Loan Application Review Data on Google Play Store

Implementasi Algoritma Support Vector Machine untuk Analisa Sentimen Data Ulasan Aplikasi Pinjaman *Online* Di Google Play Store

Muhammad Iqbal^{1*}, M. Afdal², Rice Novita³

^{1,2,3}Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

E-Mail: ¹11950311567@students.uin-suska.ac.id, ²m.afdal@uin-suska.ac.id, ³rice.novita@uin-suska.ac.id

Received Jun 3rd 2024; Revised Jul 15th 2024; Accepted Jul 22th 2024
Corresponding Author: Muhammad Iqbal

Abstract

Online lending (pinjol) have sparked significant controversy due to their easy access and widespread advertising on social media. Pinjol also employs distressing collection methods, high-interest rates, and short repayment periods, especially for illegal loans. Based on these issues, this study conducts a sentiment analysis on five pinjol applications: Kredivo, Easycash, Rupiah Cepat, Kredit Pintar, and Ada Pundi. Application review data was collected from Google Play Store using scraping techniques. Sentiment labeling was then performed automatically using the Indonesian sentiment dictionary (Inset). The labeling results indicate that all pinjol applications predominantly have negative sentiments. Kredivo has the highest number of positive sentiments (46%), while Easycash has the most negative sentiments (65%). The labeled data was then used for classification modeling with the SVM algorithm. Evaluation results show that the SVM algorithm performs quite well with an average accuracy of 72%, precision of 76%, and recall of 85%. However, specifically, SVM excels in classifying sentiments for the Kredit Pintar application with an accuracy of 83%. Visualization analysis using word cloud was also conducted to understand the context of user reviews of the pinjol applications. Observations show that users almost always discuss loan limits in every sentiment across all five applications.

Keyword: Classification, Online Lending Application, Sentiment Analysis, Support Vector Machine, User Review

Abstrak

Pinjaman online (pinjol) banyak menuai pro dan kontra karena aksesnya yang mudah dan iklannya tersebar di media sosial. Penyelenggara pinjaman daring juga seringkali menggunakan metode penagihan yang mengganggu, memberlakukan bunga yang tinggi, dan menetapkan jangka waktu pembayaran yang pendek, terutama pada pinjaman daring ilegal. Karenanya, penelitian ini melakukan analisis sentimen pada lima aplikasi pinjol, yaitu Kredivo, Easycash, Rupiah Cepat, Kredit Pintar, dan Ada Pundi. Data ulasan aplikasi diambil dari Google Play Store menggunakan teknik scraping. Kemudian, pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis menggunakan kamus sentimen Bahasa Indonesia (Inset). Hasil pelabelan menunjukkan bahwa semua aplikasi pinjol mayoritas memiliki sentimen negatif. Kredivo menjadi aplikasi dengan jumlah sentimen positif terbanyak (46%), sementara itu Easycash memiliki sentimen negatif terbanyak (65%). Data yang di labeli kemudian digunakan untuk pemodelan klasifikasi dengan algoritma Support Vector Machine (SVM). Hasil evaluasi menghasilkan algoritma SVM mempunyai kinerja yang cukup baik dengan rata-rata akurasi sebesar 72%, presisi 76%, dan recall 85%. Namun secara khusus, SVM sangat baik melakukan klasifikasi sentimen pada aplikasi Kredit Pintar dengan akurasi sebesar 83%. Analisis visualisasi menggunakan word cloud juga dilakukan untuk memahami konteks ulasan pengguna aplikasi pinjol. Hasil pengamatan menunjukkan bahwa pengguna hampir selalu membahas tentang limit pinjaman disetiap sentimen pada kelima aplikasi.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Aplikasi Pinjaman Online, Klasifikasi, Support Vector Machine, Ulasan Pengguna

1. PENDAHULUAN

Kemajuan yang cepat dalam teknologi telah memberikan pengaruh besar pada berbagai aspek kehidupan saat ini, termasuk dalam hal ini terkait dengan aplikasi yang dapat memudahkan seseorang dalam melakukan segala aktivitas hanya dalam satu genggaman yaitu dengan menggunakan ponsel [1]. Sebagai

contoh dalam hal keuangan terdapat berbagai macam aplikasi yang menawarkan pinjaman secara instan, atau biasa di kenal sebagai pinjaman online (pinjol).

Pinjaman online (pinjol) adalah produk dari *Financial Technology* (fintech) yang menyediakan layanan peminjaman uang berbasis teknologi. Platform ini menghubungkan antara pemberi pinjaman dan penerima pinjaman untuk menjalin perjanjian peminjaman dalam bentuk mata uang rupiah secara langsung melalui sistem elektronik [2]. Sebagian dari aplikasi pinjaman online telah mendapat izin dari otoritas jasa keuangan (OJK). Pinjol yang telah diawasi oleh OJK merupakan pinjaman online legal, sedangkan pinjaman online yang tidak mendapat izin OJK, atau tidak berada di bawah pengawasan OJK merupakan pinjaman online ilegal.

Saat ini, pinjol menuai banyak pro dan kontra di masyarakat, baik yang legal maupun yang ilegal. Banyak masyarakat resah dengan keberadaan aplikasi pinjol karena aksesnya yang mudah, maraknya iklan di berbagai media sosial dan penggunaan yang tidak tepat. Salah satu hal yang menjadi kekhawatiran masyarakat adalah pinjol mempunyai cara penagihan yang meresahkan, terutama pinjol ilegal [3]. Selain itu, pinjol juga memiliki bunga yang tinggi dan jangka waktu pembayaran tidak panjang, terlebih lagi pinjol ilegal [4]. Hal inilah yang menyebabkan banyak nasabah pinjol kesulitan untuk membayar tagihan atau gagal bayar. Apabila tindakan gagal bayar ini dilakukan pada aplikasi legal, akan menyebabkan namanya tidak memenuhi standar Slik OJK (dulu di sebut juga sebagai BI Checking) sehingga membuat nasabah sulit untuk melakukan permohonan kredit seperti kredit pemilikan rumah (KPR), kredit tanpa agunan (KTA), hingga kredit kendaraan. Namun, pinjol akan sangat membantu apabila di pergunakan dengan tepat, seperti digunakan untuk pembiayaan usaha kecil menengah untuk pengembangan usahanya.

Sebagai tanggapan terhadap penunjukan suatu entitas sebagai penyelenggara pinjol yang melanggar hukum, OJK telah mengambil langkah-langkah tertentu. OJK telah membentuk Satgas Waspada Investasi untuk mengawasi dan menangani aktivitas investasi dan pinjaman online, yang mencakup publikasi daftar layanan pinjaman online yang melanggar ketentuan hukum. Di samping itu, OJK juga telah mengajukan permintaan pemblokiran situs web, akun media sosial, dan aplikasi yang menawarkan pinjaman online yang melanggar hukum kepada Kementerian Komunikasi dan Informatika Republik Indonesia. Selain itu, OJK telah menjalin kerja sama dengan Google terkait persyaratan aplikasi pinjaman pribadi di Indonesia [5].

Akses pinjol yang mudah dapat dilihat dari banyaknya aplikasi pinjol di google play store maupun app store, baik itu yang legal maupun ilegal. Di play Store sendiri ada beberapa aplikasi populer 5 diantaranya adalah Kredivo, EasyCash, Rupiah Cepat, Kredit Pintar, dan Ada Pundi. Kepopuleran aplikasi tersebut dapat dilihat berdasarkan peringkat dan jumlah unduhan yang ada pada google play store. Faktor inilah yang membuat aplikasi tersebut menjadi objek utama penelitian ini. Salah satu diantara 5 aplikasi tersebut adalah Kredivo, Kredivo sendiri merupakan aplikasi legal yang telah diberi izin oleh OJK. PT Kredivo Finance Indonesia merupakan salah satu perusahaan fintech besar di Indonesia [6]. Aplikasi ini telah mendapatkan rating 4,8 dengan 3 juta ulasan di Google Play Store, yang mana setiap ulasan tersebut dapat digunakan sebagai sumber data untuk menentukan analisis klasifikasi dan mendapatkan penilaian pengguna [7].

Dalam kajian ini, peneliti melakukan analisis sentimen untuk mengolah berbagai macam opini masyarakat pengguna Google Play Store pada aplikasi pinjaman online populer. Hasil analisis sentimen tentu memiliki keterkaitan dengan rating pengguna aplikasi. Jumlah sentimen positif yang tinggi umumnya menunjukkan rating aplikasi yang tinggi, dan sebaliknya. Namun, analisis berdasarkan rating dinilai tidak memberikan wawasan yang mendalam terhadap aspek ulasan pengguna. Selain itu, terkadang komentar pengguna tidak sesuai dengan rating yang diberikan. Sebaliknya, analisis sentimen mampu memberikan pengetahuan yang lebih berharga tentang persepsi pengguna terhadap aplikasi pinjol, serta aspek apa yang membuat pengguna memberikan ulasan positif atau negatif.

Analisis sentimen merupakan proses untuk memahami dan mengklasifikasikan emosi (positif, negatif, dan netral) dalam teks menggunakan teknik analisis teks [8]. Analisis sentimen merupakan teknik yang efektif untuk mengevaluasi reputasi produk dan perilaku konsumen. Setiap pelanggan memiliki pengalaman dan sudut pandang yang unik terhadap produk tersebut. Mereka mungkin merasa puas, netral, atau tidak puas dengan produk yang digunakan [9]. Analisis sentimen, yang juga dikenal sebagai *opinion mining*, merupakan proses untuk mengungkap emosi yang terkandung dalam kata-kata pelanggan [10]. Teknik klasifikasi machine learning yang digunakan dalam penelitian analisis sentimen ini adalah algoritma Support Vector Machine (SVM).

Algoritma klasifikasi SVM adalah teknik dalam supervised learning yang umum digunakan untuk klasifikasi dan regresi baik yang bersifat linier maupun non-linier [11]. Dalam konteks pemodelan klasifikasi, SVM menawarkan konsep yang lebih baik dan terdefinisi secara matematis dibandingkan dengan pendekatan klasifikasi lainnya. SVM digunakan dalam menemukan *hyperplane* optimal dengan memaksimalkan jarak antara kelas-kelas. *Hyperplane* adalah fungsi yang digunakan sebagai pemisah antara kelas-kelas tersebut. Dalam ruang dua dimensi (2D), fungsi yang digunakan untuk klasifikasi antar kelas disebut garis, sedangkan dalam ruang tiga dimensi (3D) disebut bidang. Demikian pula, dalam ruang dengan dimensi yang lebih tinggi, fungsi ini disebut *hyperplane* [12]. Secara sederhana, SVM adalah upaya untuk menemukan *hyperplane* optimal yang berperan sebagai pemisah antara dua kelas dalam ruang masukan. SVM adalah

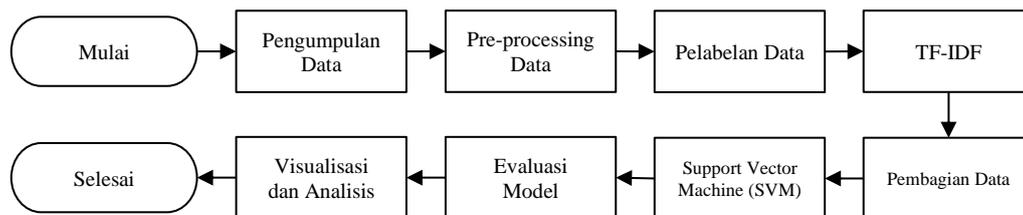
teknik yang digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen. Pemilihan algoritma SVM disebabkan oleh hasil akurasi yang lebih baik dalam pengklasifikasian jika dibandingkan dengan algoritma lainnya [13].

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang telah melakukan analisis sentimen tentang aplikasi pinjaman online menggunakan pendekatan metode klasifikasi machine learning. Penelitian [14], melakukan analisis sentimen aplikasi pinjol Adakami menggunakan algoritma Naïve Bayes menghasilkan akurasi sebesar 84.55%, presisi 83.00%, dan recall 86.00%. Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh [15], melakukan analisis sentimen aplikasi pinjol yaitu Akulaku dan Kredivo menggunakan algoritma SVM menghasilkan akurasi sebesar 75% pada aplikasi Akulaku dan 81% pada aplikasi Kredivo. Penelitian berikutnya [15], melakukan analisis sentimen aplikasi pinjol Akulaku dan Adakami menggunakan algoritma SVM menghasilkan akurasi sebesar 82.60% pada aplikasi Akulaku dan 88.20% pada aplikasi Kredivo. Penelitian lainnya [16], melakukan analisis sentimen pada aplikasi pinjol Kredivo menggunakan algoritma SVM menghasilkan akurasi sebesar 87%, presisi 84% recall 85%, dan F1-Score 85%.

Berdasarkan uraian diatas, maka penelitian ini menerapkan algoritma SVM untuk menghasilkan analisis sentimen komentar pengguna pada 5 aplikasi pinjaman online terpopuler di Google Play Store. Urgensi penelitian ini adalah untuk memahami lebih dalam bagaimana persepsi dan pengalaman pengguna terhadap aplikasi pinjaman online yang populer di Google Play Store. Dengan begitu, pengguna dapat mengetahui aplikasi pinjol yang relevan dengan kebutuhan mereka. Selain itu, pengembang juga dapat mengevaluasi layanan aplikasi dan kebijakannya sehingga dapat meningkatkan kepuasan pengguna dan menjangkau pengguna aplikasi lebih luas.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian merupakan tahapan yang dilakukan selama pelaksanaan penelitian untuk memastikan proses berjalan dengan baik dan terstruktur, serta mencapai tujuan penelitian yang ditetapkan. Berikut adalah alur dari metodologi penelitian ini.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan dataset dilakukan menggunakan metode web scraping dengan bahasa pemrograman Python dengan pustaka google-play-scraper. Data yang diambil adalah ulasan yang berasal dari wilayah Indonesia dan ditulis dalam bahasa Indonesia bersumber dari Google Play Store. Terdapat beberapa ulasan pengguna aplikasi pinjol yang diambil, yaitu Kredivo, Easycash, Rupiah Cepat, Kredit Pitar, dan Ada Pundi. Proses pengumpulan data diambil berdasarkan komentar *most relevant*, dengan rentang waktu mulai dari bulan 1 Maret – 31 Mei 2024 yang menghasilkan 200 baris data pada masing-masing aplikasi pinjol.

2.2. Text Pre-processing

Text preprocessing merupakan proses yang bertujuan untuk mengolah data teks agar menjadi lebih terstruktur, melalui serangkaian tahapan yang mencakup *case folding*, *tokenisasi*, *penyaringan*, dan *stemming*. Namun, tidak ada pedoman baku mengenai setiap langkah dalam *text preprocessing*, karena proses ini merupakan salah satu bentuk implementasi dari *text mining* [17]. *Text preprocessing* sendiri memiliki beberapa tahapan yaitu:

1. *Cleaning*

Cleaning bertujuan mengganti huruf pada teks menjadi huruf kecil (*lowercase*), kemudian menghapus karakter selain huruf seperti angka, symbol, link, dan tanda baca.

2. *Tokenizing*

Tokenizing adalah proses memisahkan atau memecah teks menjadi bagian kata yang disebut token.

3. *Filtering*

Pada tahap *filtering*, dilakukan pengecualian kata-kata yang dianggap penting dari hasil tokenisasi sebelumnya. Kata-kata umum yang sering muncul dan memiliki sedikit atau tidak ada makna disebut sebagai stopword. Contohnya adalah kata-kata penghubung seperti "dan", "yang", "serta", "setelah",

dan lainnya. Penghapusan *stopword* ini memiliki potensi untuk mengurangi ukuran indeks dan mempercepat waktu pemrosesan.

4. *Stemming*

Stemming adalah proses yang bertujuan untuk mengurangi jumlah indeks yang berbeda dari satu set data dengan mengembalikan kata-kata ke bentuk dasarnya, termasuk menghilangkan *suffix* dan *prefix*. Terlebih lagi, *stemming* juga dimanfaatkan untuk mengkategorikan kata-kata yang memiliki akar kata dan makna yang serupa, meskipun memiliki variasi bentuk akibat penggunaan berbagai imbuhan.

2.3. Pelabelan

Pada tahap ini skema pelabelan dilakukan menggunakan kamus sentimen untuk membagi opini menjadi tiga kategori yaitu, positif, negatif, dan netral. Pada penelitian ini proses pelabelan dilakukan secara otomatis menggunakan kamus sentimen bahasa Indonesia (InSet) dari penelitian Koto & Rahmanningtyas pada tahun 2017 [18]. Pelabelan menggunakan kamus dipilih karena mudah diimplementasikan dan cepat, terutama pada kumpulan data yang besar. Kamus sentimen InSet ini terdiri dari 3.609 kata positif dan 6.609 kata negatif dengan bobot berkisar antara -5 hingga +5.

2.4. *Term Frequency and Inverse Document Frequency (TF-IDF)*

Pada tahap ini, dilakukan untuk memperoleh nilai atau bobot dari kata-kata yang telah diekstraksi. Metode ini bergantung pada kemunculan kata (term) dalam dokumen dengan mengalikan frekuensi term (TF) dengan invers dari frekuensi dokumen (IDF). Frekuensi kemunculan sebuah term akan mempengaruhi penilaian bobotnya [19].

2.5. Pembagian Data

Sebelum melakukan pemodelan, data akan dibagi dua bagian yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Proses pembagian data tersebut dapat dilakukan menggunakan salah satu teknik sederhana yaitu hold-out validation. Persentase pembagian yang digunakan pada penelitian ini adalah 80:20. Artinya 80% dari total data akan dijadikan sebagai data latih dan lainnya sebagai data uji yaitu 20%. Data pelatihan digunakan untuk melatih model agar dapat mengidentifikasi pola dalam data, sementara data pengujian digunakan untuk mengevaluasi dan menilai sejauh mana kemampuan model yang telah dilatih [20].

2.6. Support Vector Machine (SVM)

Vladimir N. Vapnik dan Alexey Ya. Chervonenkis menemukan SVM pada tahun 1963, tetapi pada tahun 1992, Vapnik bersama Boser dan Guyon memperkenalkan ulang teori ini, yang kemudian mengalami perkembangan yang signifikan. Sejak itu, SVM telah diterapkan dalam berbagai bidang termasuk klasifikasi teks, hiperteks, dan gambar. SVM merupakan algoritma pembelajaran mesin yang berbasis ruang vektor [11]. Algoritma ini beroperasi untuk menemukan *hyperplane* atau batas keputusan terbaik yang dapat memisahkan dua kelas atau lebih dalam ruang masukan. *Hyperplane* dapat berupa garis pada dimensi dua, dan dapat berupa bidang datar pada dimensi yang lebih tinggi [21]. Berdasarkan sifatnya, SVM memiliki dua jenis utama, yaitu SVM Linier dan SVM Non-Linier, sesuai dengan karakteristiknya. SVM Linier mengelompokkan data secara linier, dengan mengatur kedua kelas pada *hyperplane* dan menggunakan soft margin. Sedangkan SVM Non-Linier menggunakan teknik kernel untuk memproyeksikan data ke dalam ruang berdimensi tinggi [11]. Persamaan algoritma SVM ditunjukkan sebagai berikut.

$$f(x) = \frac{n}{i=1} \alpha_i Kx_i x_j + b \quad (1)$$

2.7. Evaluasi Model

Evaluasi model klasifikasi dilakukan dengan confusion matrix untuk mengukur akurasi, presisi, dan recall model dalam melakukan klasifikasi [21]. Berikut ini adalah persamaan yang digunakan.

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN) \quad (2)$$

$$Precision = (TP) / (TP + FP) \quad (3)$$

$$Recall = (TP) / (TP + FN) \quad (4)$$

$$F1\ Score = 2 * (Recall * Precision) / (Recall + Precision) \quad (5)$$

2.8. Visualisasi dan Analisis

Visualisasi dan analisis dilakukan untuk melihat dan memahami frekuensi kata yang paling sering muncul pada setiap sentimen dari aplikasi pinjaman online. Proses visualisasi ini dilakukan menggunakan

teknik visualisasi word cloud. Dengan melakukan visualisasi, analisis opini dapat dilakukan dengan mudah tanpa membaca seluruh komentar satu-persatu.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset dikumpulkan melalui proses scraping pada google playstore untuk mendapatkan ulasan pengguna aplikasi pinjaman online yaitu Kredivo, Easycash, Rupiah Cepat, Kredit Pitar, dan Ada Pundi. Proses scraping menghasilkan sebanyak 200 ulasan pengguna pada masing-masing aplikasi. Seluruh data kemudian dilakukan preprocessing yang terdiri dari beberapa proses. Pada proses *cleaning*, teks akan diubah menjadi lowercase, menghapus angka dan simbol tertentu. Kemudian pada proses tokenizing, teks akan dipisah kata demi kata. Selanjutnya pada proses filtering, teks yang memiliki makna akan dikecualikan karena seperti kata hubung. Terakhir, proses stemming mengubah teks menjadi kata dasar dengan menghilangkan imbuhan. Hasil dari tahapan preprocessing data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Tahapan *Pre-processing* (Sampel dari Dataset Kredit Pintar)

Tahapan	Hasil
Data Awal	Sebenarnya aplikasi ini bagus cicilan nya pun bisa di ansur tiap bulan. Namun saya kecewa karna setelah lunas mau minjem lagi limit di kunci. Padahal pembayaran nya tepat waktu bahkan sebelum jatuh tempo sdh di bayar. Gk pernah lewat jatuh tempo ataupun nunggak cicilan. Tng diperbaiki sistim nya dan alasan nya apa limit di kunci.
Cleaning	sebenarnya aplikasi ini bagus cicilan bisa di ansur tiap bulan namun saya kecewa karena setelah lunas mau minjem lagi limit di kunci padahal pembayaran tepat waktu bahkan sebelum jatuh tempo sudah di bayar tidak pernah lewat jatuh tempo ataupun nunggak cicilan tolong diperbaiki sistem dan alasan apa limit di kunci
Tokenizing	['sebenarnya', 'aplikasi', 'ini', 'bagus', 'cicilan', 'bisa', 'di', 'ansur', 'tiap', 'bulan', 'namun', 'saya', 'kecewa', 'karena', 'setelah', 'lunas', 'mau', 'minjem', 'lagi', 'limit', 'di', 'kunci', 'padahal', 'pembayaran', 'tepat', 'waktu', 'bahkan', 'sebelum', 'jatuh', 'tempo', 'sudah', 'di', 'bayar', 'tidak', 'pernah', 'lewat', 'jatuh', 'tempo', 'ataupun', 'nunggak', 'cicilan', 'tolong', 'diperbaiki', 'sistim', 'dan', 'alasan', 'apa', 'limit', 'di', 'kunci']
Filtering	['aplikasi', 'bagus', 'cicilan', 'ansur', 'kecewa', 'lunas', 'minjem', 'limit', 'kunci', 'pembayaran', 'jatuh', 'tempo', 'bayar', 'jatuh', 'tempo', 'nunggak', 'cicilan', 'tolong', 'diperbaiki', 'sistim', 'alasan', 'limit', 'kunci']
Stemming	['aplikasi', 'bagus', 'cicil', 'ansur', 'kecewa', 'lunas', 'minjem', 'limit', 'kunci', 'bayar', 'jatuh', 'tempo', 'bayar', 'jatuh', 'tempo', 'nunggak', 'cicil', 'tolong', 'baik', 'sistim', 'alas', 'limit', 'kunci']

Catatan: Hasil olah data pada tabel hanya sampel dari satu aplikasi yaitu Kredit Pintar

Setelah melewati tahap *preprocessing*, data kemudian diberi bobot menggunakan metode TF-IDF. Nilai bobot suatu term akan meningkat seiring dengan frekuensi kemunculannya. Perhitungan TF-IDF dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan menggunakan *library* dari *Scikit-Learn*. Hasil dari proses TF-IDF dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Implementasi TF-IDF (Sampel dari Dataset Kredit Pintar)

No	aju	aplikasi	bagus	bayar	kecewa	limit	pinjam	...	tolak
1	0,0000	0,3883	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,1719	...	0,2067
2	0,1034	0,0748	0,3019	0,2082	0,0000	0,0000	0,0994	...	0,1195
3	0,1462	0,1058	0,0000	0,2944	0,0000	0,1690	0,0000	...	0,0000
4	0,0000	0,0817	0,1649	0,2274	0,1825	0,2611	0,0000	...	0,0000
5	0,0000	0,0924	0,1865	0,1286	0,0000	0,0000	0,1228	...	0,1476
...
200	0,0000	0,0000	0,5340	0,1227	0,1970	0,0000	0,1172	...	0,4227

Catatan: Hasil olah data pada tabel hanya sampel dari satu aplikasi yaitu Kredit Pintar

Proses pelabelan dilakukan secara otomatis menggunakan kamus sentimen bahasa indonesia (InSet). Pada implementasinya, setiap kata akan dicocokkan dengan entri di dalam kamus. Jika kata tersebut ada dalam kamus, nilai polaritas dari kata tersebut akan diambil dan dijumlahkan. Ketika skor akumulasinya dibawah nol atau negatif, maka kalimat tersebut akan di tetapkan sebagai sentimen negatif. Sedangkan ketika diatas nol akan di tetapkan sebagai sentiment positif. Kemudian apabila hasilnya sama dengan nol maka akan di tetapkan sebagai netral. Tabel 3 menunjukkan hasil pelabelan data pada setiap aplikasi pinjaman online.

Tabel 3. Hasil Pelabelan Data

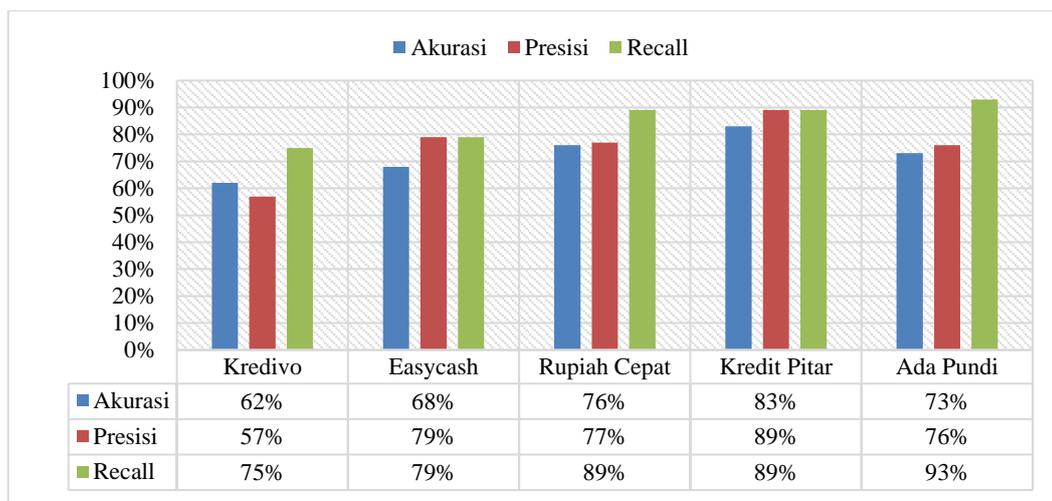
Aplikasi	Jumlah dan Persentase Sentimen		
	Positif	Negatif	Netral
Kredivo	92 (46%)	104 (52%)	4 (2%)

Aplikasi	Jumlah dan Persentase Sentimen		
	Positif	Negatif	Netral
Easycash	59 (29.5%)	138 (69%)	3 (1.5%)
Rupiah Cepat	62 (31%)	130 (65%)	8 (4%)
Kredit Pitar	56 (28%)	135 (67.5%)	9 (4.5%)
Ada Pundi	58 (29%)	132 (66%)	10 (5%)

Hasil pelabelan menunjukkan bahwa semua aplikasi pinjaman online mendapatkan sentimen negatif yang jauh lebih banyak dibandingkan sentimen positif maupun netral. Ini menunjukkan bahwa layanan aplikasi pinjaman online masih menjadi fokus utama untuk dievaluasi dan ditingkatkan lebih lanjut. Berdasarkan jumlahnya, Kredivo menjadi aplikasi yang memiliki sentimen positif terbanyak (46% atau sebanyak 92 sentimen), kemudian Easycash memiliki sentimen negatif terbanyak (65% atau sebanyak 138 sentimen), dan Ada Pundi memiliki sentimen netral terbanyak (5% atau sebanyak 10 sentimen) jika dibandingkan dengan sentimen pada aplikasi lainnya.

Aplikasi Kredivo memiliki lebih banyak sentimen positif disebabkan oleh beberapa faktor utama sebagai kelebihanannya, yaitu akses yang mudah dan prosesnya yang cepat. Proses yang cepat tersebut dapat ditemukan pada saat pendaftaran yang hanya membutuhkan KTP serta unggah foto selfie tanpa perlu ada verifikasi telepon atau video call, sehingga membuat pengguna bisa dengan segera menikmati layanan Kredivo. Selain itu, Kredivo juga memberikan kemudahan pembayaran cicilan dengan bunga rendah dan limit yang tinggi.

Sebelum melakukan pemodelan, terlebih dahulu data dibagi menjadi data latih dan data uji. Persentase pembagian yang digunakan adalah 80:20. Hasilnya dari total 200 data, sebanyak 160 data dialokasikan sebagai data training dan sebanyak 40 data dialokasikan sebagai data testing. Data training tersebut digunakan untuk melatih model SVM sehingga dapat mengenali pola sentimen pada data, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi dan menilai seberapa baik kemampuan model SVM yang telah dilatih melakukan klasifikasi.



Gambar 2. Hasil Evaluasi Model SVM

Model yang telah dilatih kemudian dievaluasi berdasarkan metrik akurasi, presisi, dan recall. Secara umum, hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki kemampuan yang cukup baik dalam melakukan klasifikasi sentimen aplikasi pinjaman online dengan rata-rata akurasi sebesar 72%, presisi sebesar 76%, dan recall sebesar 85%. Namun secara khusus, SVM sangat baik melakukan klasifikasi sentimen pada aplikasi Kredit Pintar yang memiliki akurasi tertinggi yaitu sebesar 83%, diikuti oleh aplikasi Rupiah Cepat sebesar 76%, Ada Pundi sebesar 73%, dan yang terendah adalah aplikasi Kredivo dengan akurasi sebesar 62%.

Hasil klasifikasi sentimen pada aplikasi Kredit Pintar menunjukkan akurasi yang tinggi disebabkan oleh beberapa faktor. Faktor utama adalah proses pelabelan menggunakan kamus InSet memberikan ketepatan yang baik dalam mengkategorikan sentimen pada aplikasi ini dibandingkan dengan aplikasi lainnya. Dengan begitu, pelabelan secara manual lebih direkomendasikan dibandingkan menggunakan kamus demi meningkatkan ketepatan pelabelan agar sesuai konteksnya. Selain itu, algoritma SVM yang diimplementasikan pada kasus ini memiliki kemampuan yang unggul dalam mengenali pola sentimen negatif. Hal ini sangat relevan mengingat aplikasi Kredit Pintar memiliki persentase sentimen negatif yang

cukup tinggi. Kombinasi antara ketepatan pelabelan dan kemampuan pengenalan pola sentimen negatif menjadikan model SVM pada aplikasi Kredit Pintar lebih baik dan andal.



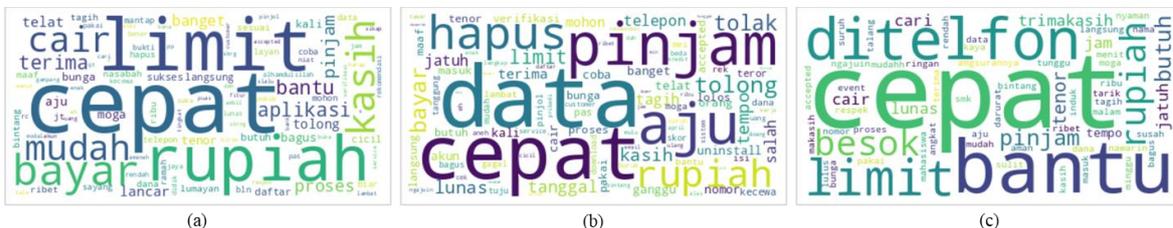
Gambar 3. Visualisasi Word Cloud Aplikasi Kredivo (a) Positif, (b) Negatif, dan (c) Netral

Berdasarkan hasil visualisasi kemunculan kata pada aplikasi Kredivo menggunakan word cloud, terdapat 5 kata kunci pada sentimen positif yaitu limit, bayar, mudah, transaksi, dan cepat. Selanjutnya 5 kata kunci pada sentimen negatif yaitu bayar, kecewa, transaksi, limit, dan tempo. Kemudian 5 kata kunci sentimen netral yaitu bayar, pinjam, cicil, premium, dan limit.



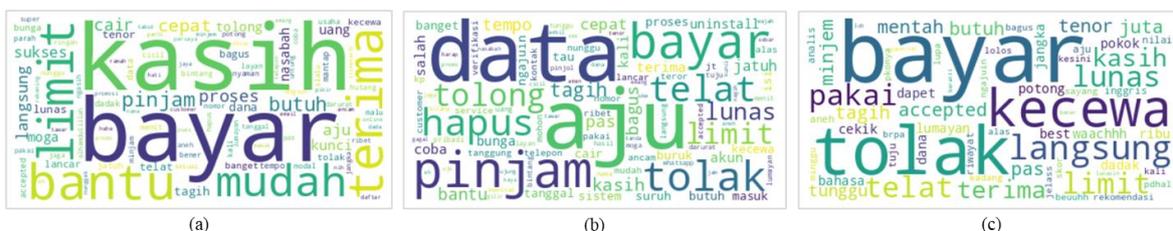
Gambar 4. Visualisasi Word Cloud Aplikasi Easycash (a) Positif, (b) Negatif, dan (c) Netral

Berdasarkan hasil visualisasi kemunculan kata pada aplikasi Easycash menggunakan word cloud, terdapat 5 kata kunci pada sentimen positif yaitu limit, bayar, pinjaman, nasabah, dan bantu. Selanjutnya, 5 kata kunci pada sentimen negatif yaitu limit, pinjaman, bayar, verifikasi, dan kecewa. Kemudian, 5 kata kunci sentimen netral yaitu bayar, limit, pinjam, cepat, dan layanan.



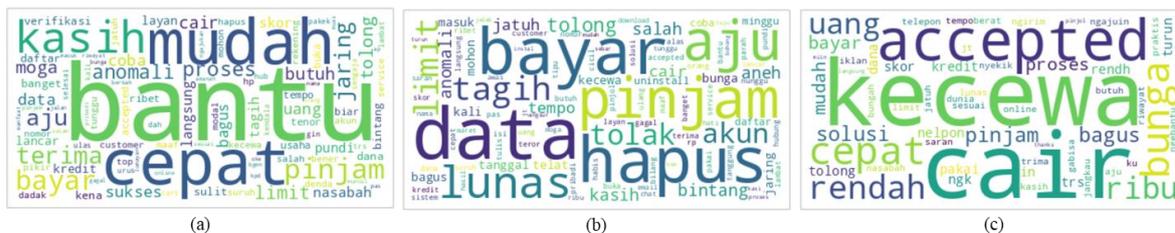
Gambar 5. Visualisasi Word Cloud Aplikasi Rupiah Cepat (a) Positif, (b) Negatif, dan (c) Netral

Berdasarkan hasil visualisasi kemunculan kata pada aplikasi Rupiah Cepat menggunakan word cloud, terdapat 5 kata kunci pada sentimen positif yaitu cepat, limit, bantu, mudah, dan cair. Selanjutnya, 5 kata kunci pada sentimen negatif yaitu data, aju, hapus, pinjam, dan limit. Kemudian, 5 kata kunci sentimen netral yaitu cepat, app, jatuh, tempo, dan darurat.



Gambar 6. Visualisasi Word Cloud Aplikasi Kredit Pintar (a) Positif, (b) Negatif, dan (c) Netral

Berdasarkan hasil visualisasi kemunculan kata pada aplikasi Rupiah Cepat menggunakan word cloud, terdapat 5 kata kunci pada sentimen positif yaitu kredit, pintar, bayar, limit, dan bantu. Selanjutnya, 5 kata kunci pada sentimen negatif yaitu data, aju, hapus, pinjam, dan limit. Kemudian, 5 kata kunci sentimen netral yaitu aju, data, pinjaman, tolak, tempo, dan limit.



Gambar 7. Visualisasi Word Cloud Aplikasi Ada Pundi (a) Positif, (b) Negatif, dan (c) Netral

Berdasarkan hasil visualisasi kemunculan kata pada aplikasi Ada Pundi menggunakan word cloud, terdapat 5 kata kunci pada sentimen positif yaitu bayar, cepat, bantu, pinjaman, dan mudah. Selanjutnya, 5 kata kunci pada sentimen negatif yaitu data, hapus, pinjam, tolak, dan limit. Kemudian, 5 kata kunci sentimen netral yaitu rendah, tolong, cair, accepted, dan kecewa.

Melalui hasil visualisasi, dapat diperoleh analisis yang menunjukkan bahwa pengguna hampir selalu memberikan komentar dan membahas tentang limit pinjaman yang diberikan pada seluruh aplikasi pinjaman online. Kata kunci 'limit' bahkan muncul dalam setiap sentimen, baik itu positif, negatif, maupun netral. Hasil pengamatan menunjukkan hal tersebut terjadi karena pengguna merasa kecewa karena limit yang sudah berkurang, tidak dapat mengajukan pinjaman karena limit, dan bahkan limit pinjaman terkunci.

Meskipun hasil implementasi yang dihasilkan sudah cukup baik, namun penelitian ini masih memiliki beberapa batasan yang dapat ditingkatkan pada penelitian berikutnya. Pada penelitian ini, model masih belum memahami konteks dengan baik pada teks yang mengandung sarkasme dan bahasa slang (tidak baku) karena proses pelabelan masih dilakukan secara otomatis menggunakan kamus yang sangat bergantung pada nilai polaritas. Penggunaan anotator seperti pakar bahasa lebih direkomendasikan untuk mendapatkan hasil yang lebih maksimal. Kemudian, jumlah data yang digunakan masih dapat ditingkatkan untuk menghasilkan informasi ulasan pengguna yang lebih mendalam. Selain itu, penggunaan algoritma yang lebih canggih berbasis neural network seperti Long Short-Term Memory (LSTM) atau Transformer dengan model Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT), ataupun pendekatan lainnya dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan kinerja model.

4. KESIMPULAN

Hasil pelabelan sentimen menunjukkan bahwa semua aplikasi pinjol mayoritas memiliki sentimen negatif. Kredivo menjadi aplikasi dengan jumlah sentimen positif terbanyak (92 sentimen), sementara itu Easycash memiliki sentimen negatif terbanyak (138 sentimen). Kemudian, hasil evaluasi model SVM menunjukkan kinerja yang cukup baik dengan hasil akurasi sebesar 72%, presisi 76%, dan recall 85%. Namun secara khusus, SVM sangat baik melakukan klasifikasi sentimen pada aplikasi Kredit Pintar dengan akurasi sebesar 83%. Analisis visualisasi menggunakan word cloud juga dilakukan untuk memahami konteks ulasan pengguna aplikasi pinjol. Hasil pengamatan menunjukkan bahwa pengguna hampir selalu membahas tentang limit pinjaman disetiap sentimen pada kelima aplikasi.

REFERENSI

- [1] Hamirul, M. Syukurman, D. Juniarsih, Darmawanto, and Zulkifli, *Pinjaman Online Membawa Sengsara*, 1st ed. Mojokerto: Insight Mediatama, 2023.
- [2] R. R. Suryono, B. Purwandari, and I. Budi, "Peer to peer (P2P) lending problems and potential solutions: A systematic literature review," *Procedia Computer Science*, vol. 161, pp. 204–214, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.11.116.
- [3] A. M. Gomulya, "Efektivitas Peran Literasi Digital Dalam Pembangunan Ekonomi Digital, Studi Kasus Pada Korban Kejahatan Pinjaman Online Ilegal," *Kritis*, vol. 32, no. 2, pp. 117–136, 2023, doi: 10.24246/kritis.v32i2p117-136.
- [4] D. Salasa Anastasia, "Urgensi Pembentukan Hukum Fintech Untuk Memberi Perlindungan Hukum Kepada Konsumen Dalam Pinjaman Online," *Jurnal Hukum dan HAM Wara Sains*, vol. 2, no. 02, pp. 136–151, 2023, doi: 10.58812/jhhws.v2i02.227.
- [5] N. U. Qinvi and B. A. Prastyo, "Penindakan Terhadap Aplikasi Pinjaman Online Ilegal Di Google Play Store," *Technology and Economics Law Journal*, vol. 1, no. 2, pp. 146–155, 2022.
- [6] E. K. Panginan and I. Irwansyah, "Fenomena Aplikasi Kredit Dan Pinjaman Online Kredivo di Indonesia," *Jurnal Komunikasi dan Kajian Media*, vol. 4, no. 1, pp. 12–26, 2020.
- [7] S. Rohmah and M. Ary, "Analisis Pengalaman Pengguna Aplikasi Pinjaman Online Menggunakan Metode Usability Testing Dan User Experience Questionnaire (Studi kasus : pada Akulaku dan Kredivo Indonesia) Departemen Sistem Informasi , Fakultas Teknologi Informasi , Industri keuangan," *JSI: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 13, no. 1, pp. 2230–2245, 2021.

-
- [8] M. Cindo, D. P. Rini, and Ermatita, "Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS) Literatur Review: Metode Klasifikasi Pada Sentimen Analisis," in *Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS)*, 2019, pp. 66–70.
- [9] A. Putra and R. Latifah, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Aplikasi Pinjaman Online Menggunakan Metode Support Vector Machine," in *Seminar Nasional Penelitian LPPM UMJ*, 2022, pp. 1–7.
- [10] T. D. Ramadhan, D. Wahiddin, and E. E. Awal, "Klasifikasi Sentimen Terhadap Pinjaman Online (Pinjol) Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Scientific Student Journal for Information, Technology and Science*, vol. 4, no. 1, pp. 82–87, 2023.
- [11] A. Rahmadeyan and Mustakim, "Seleksi Fitur pada Supervised Learning: Klasifikasi Prestasi Belajar Mahasiswa Saat dan Pasca Pandemi COVID-19," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 1, pp. 21–32, 2023, doi: 10.25077/TEKNOSI.v9i1.2023.21-32.
- [12] D. S. Utami and A. Erfina, "Analisis Sentimen Pinjaman Online di Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *SISMATIK (Seminar Nasional Sistem Informasi dan Manajemen Informatika)*, vol. 1, no. 1, pp. 299–305, 2021.
- [13] T. P. Lestari, "Analisis Text Mining pada Sosial Media Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) dan Social Network Analysis (SNA)," *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, vol. 4, no. 3, pp. 65–71, 2022, doi: 10.37034/infec.v4i3.146.
- [14] E. Eviyanti, B. Irawan, and A. Bahtiar, "Penggunaan Algoritma Naive Bayes Dalam Menganalisis Sentimen Ulasan Aplikasi Adakami Di Google Play Store," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 6, pp. 3879–3885, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8272.
- [15] N. S. N. Salman and F. Kusuma, "Tinjauan Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Peminjaman Online dengan Metode Support Vector Machine (SVM)," *AGENTS: Journal of ...*, vol. 4, no. 1, pp. 13–21, 2024.
- [16] A. Agustin, S. Andrean, S. Susanti, R. Rahmiati, and H. Hamdani, "Review Aplikasi Kredivo Menggunakan Analisis Sentimen Dengan Algoritma Support Vector Machine," *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 9, no. 1, pp. 39–49, 2023, doi: 10.36341/rabit.v9i1.4107.
- [17] S. Khomsah and A. S. Aribowo, "Model Text-Preprocessing Komentar Youtube Dalam Bahasa Indonesia," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, vol. 4, no. 4, pp. 648–654, 2020.
- [18] F. Koto and G. Y. Rahmaningtyas, "InSet Lexicon: Evaluation of a Word List for Indonesian Sentiment Analysis in Microblogs," in *International Conference on Asian Language Processing (IALP)*, 2017, pp. 391–394, doi: 10.1109/IALP.2017.8300625.
- [19] A. Simanungkalit, J. Panda, P. Naibaho, and A. De Kweldju, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Ulasan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 13, no. 1, pp. 659–670, 2021, doi: 10.35889/jutisi.v13i1.1826.
- [20] A. Rahmadeyan, Mustakim, I. Ahmad, A. D. Alexander, and A. Rahman, "Phishing Website Detection with Ensemble Learning Approach Using Artificial Neural Network and AdaBoost," in *2023 International Conference on Information Technology Research and Innovation (ICITRI)*, 2023, pp. 162–166, doi: 10.1109/ICITRI59340.2023.10249799.
- [21] A. A. G. R. Gunawan, S. Nurdiati, and Y. Arkeman, "Identifikasi Jenis Kayu Menggunakan Support Vector Machine Berbasis Data Citra," *Jurnal Ilmu Komputer dan Agri-Informatika*, vol. 3, no. 1, p. 1, 2017, doi: 10.29244/jika.3.1.1-8.