

Analisis Sentimen pada Aplikasi Kredivo dengan Metode Algoritma C4.5 Berbasis Forward Selection

Sentiment Analysis on the Kredivo Application Using the C4.5 Algorithm Method Based on Forward Selection

Indah Rohani^{*1}, Abdur Rohman²

^{1,2}) Program Studi Sistem Informasi, Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Mercusuar (STMIK Mercusuar); indahrohani@mercusuar.ac.id
Jl. Raya Jatiwaringin No. 144, Pondok Gede-Bekasi Jawa Barat 17411

Article history

Submitted: 2025/03/13;

Revised: 2025/04/15;

Accepted: 2025/06/03

Abstract

The increasing use of digital financial applications such as Kredivo highlights the need to understand user perceptions and satisfaction. This research aims to analyze user sentiment towards the Kredivo application available on the Google Play Store using text mining techniques and the C4.5 classification algorithm enhanced by forward selection for feature optimization. User review data were collected and processed through a series of steps, including text preprocessing, feature extraction, and sentiment classification into positive and negative categories. The evaluation of the model was conducted using performance metrics such as accuracy, precision, and recall. The results show that user sentiment is predominantly negative, primarily due to technical issues with the application and poor customer service. Some users also expressed concerns regarding app features and data security. The sentiment classification model achieved an accuracy of 76%, precision of 50%, and recall of 14%. These findings suggest that while the model performs well in general classification, improvements are needed in detecting positive sentiment. This study contributes to the understanding of user experiences with financial technology services and can support application developers in enhancing user satisfaction and service quality.

Keywords

C4.5 Algorithm, Forward Selection, Google Play Store, Kredivo, Sentiment Analysis.



© 2025 by the authors. This is an open-access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY SA) license, <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital yang pesat telah mendorong munculnya berbagai inovasi dalam bidang layanan keuangan, salah satunya adalah *financial technology* atau *fintech*. Salah satu bentuk layanan fintech yang banyak digunakan oleh masyarakat Indonesia adalah layanan pinjaman instan dan *buy now pay later* (BNPL), yang memungkinkan pengguna melakukan transaksi pembelian secara kredit tanpa kartu [1]. Kredivo merupakan salah satu aplikasi BNPL yang cukup populer di Indonesia, dengan jumlah unduhan yang tinggi di Google Play Store serta banyaknya ulasan dari pengguna yang mencerminkan tingkat penggunaan dan

ketertarikan masyarakat terhadap layanan ini [2]. Namun, seiring dengan meningkatnya popularitas tersebut, juga muncul berbagai keluhan dan kritik dari pengguna terkait kualitas layanan yang diberikan [3].

Fenomena ini menunjukkan pentingnya untuk memahami persepsi dan kepuasan pengguna terhadap layanan fintech seperti Kredivo. Ulasan pengguna (user reviews) yang tersedia secara terbuka di platform seperti Google Play Store merupakan sumber data yang kaya untuk menggambarkan opini dan sentimen pelanggan [4]. Oleh karena itu, analisis sentimen terhadap ulasan-ulasan ini dapat memberikan wawasan penting bagi pengembang aplikasi, pemangku kepentingan bisnis, dan peneliti dalam mengevaluasi serta meningkatkan kualitas layanan yang diberikan. Di sinilah peran teknologi *text mining* dan pembelajaran mesin (machine learning) menjadi sangat relevan, karena mampu mengolah data teks dalam jumlah besar secara otomatis dan efisien [5].

Masalah utama yang diangkat dalam penelitian ini adalah bagaimana melakukan klasifikasi sentimen secara akurat terhadap ulasan pengguna Kredivo, serta mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi persepsi negatif atau positif terhadap aplikasi tersebut. Banyak ulasan yang menggunakan bahasa informal, singkatan, atau bahkan kata-kata yang ambigu, yang menyulitkan proses klasifikasi secara manual. Selain itu, dinamika perubahan dalam pengalaman pengguna juga menjadikan analisis sentimen ini bersifat kontekstual dan memerlukan pendekatan metodologis yang mampu menyesuaikan diri dengan kompleksitas data teks.

Penelitian ini mencoba untuk menjawab tantangan tersebut dengan menerapkan algoritma C4.5 yang merupakan metode pohon keputusan (*decision tree*) populer dalam klasifikasi data. Keunggulan algoritma ini terletak pada kemampuannya menghasilkan model yang dapat diinterpretasikan dengan baik dan efisien dalam menangani data berlabel [6]. Agar model yang dibangun memiliki relevansi yang tinggi, penelitian ini juga menerapkan teknik *feature selection* berbasis *Forward Selection* untuk memilih fitur-fitur penting yang berkontribusi besar terhadap klasifikasi sentimen [7]. Kombinasi antara algoritma C4.5 dan metode pemilihan fitur ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi klasifikasi serta mengurangi kompleksitas model [8].

Kebaruan (novelty) dari penelitian ini terletak pada penerapan algoritma C4.5 yang dikombinasikan dengan *Forward Selection* dalam konteks analisis sentimen aplikasi Kredivo. Sebagian besar penelitian sebelumnya lebih banyak menggunakan algoritma seperti Naïve Bayes, SVM, atau Random Forest dalam klasifikasi sentimen, dan jarang yang mengkaji performa C4.5 dalam konteks fintech lokal [9]. Selain itu, belum banyak penelitian yang secara khusus menganalisis sentimen pengguna aplikasi Kredivo berdasarkan data ulasan yang tersedia di Google Play Store secara sistematis dengan pendekatan berbasis machine learning dan text mining [10]. Penelitian ini juga berupaya mengisi kekosongan (gap) penelitian dalam hal pemahaman mendalam mengenai faktor-faktor yang memengaruhi persepsi negatif atau positif pengguna terhadap aplikasi BNPL lokal seperti Kredivo. Dalam banyak studi sebelumnya, fokus lebih diarahkan pada kepuasan pengguna secara umum atau adopsi

teknologi berbasis survei [11], tanpa mempertimbangkan opini publik yang terekam dalam ulasan digital [12]. Oleh karena itu, pendekatan berbasis *data-driven* dalam penelitian ini diharapkan dapat memberikan sudut pandang yang lebih objektif dan representatif terhadap realitas di lapangan.

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk membangun model klasifikasi sentimen terhadap ulasan aplikasi Kredivo dengan memanfaatkan algoritma C4.5 yang dioptimalkan menggunakan metode *Forward Selection*, serta mengevaluasi kinerja model berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, dan *recall*. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk menggali aspek-aspek layanan yang paling sering menjadi keluhan pengguna, seperti kinerja aplikasi, keamanan, dan layanan pelanggan. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi masukan berharga bagi pihak pengembang Kredivo untuk melakukan perbaikan layanan, serta menjadi referensi bagi peneliti dan praktisi yang tertarik pada pengembangan analisis sentimen dalam konteks fintech.

METODE

Metode penelitian yang digunakan dalam studi ini adalah pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan teknik *text mining* dan algoritma pembelajaran mesin (machine learning) untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Kredivo. Penelitian ini dilaksanakan selama kurun waktu tiga bulan, mulai dari Februari hingga April 2025. Data dikumpulkan secara otomatis dari Google Play Store menggunakan *web scraping tools* untuk memperoleh ulasan pengguna terhadap aplikasi Kredivo versi terbaru. Ulasan yang dikumpulkan dibatasi pada periode satu tahun terakhir guna memastikan relevansi dan kekinian opini pengguna. Penelitian ini tidak dilakukan di laboratorium khusus, melainkan secara daring dengan memanfaatkan perangkat lunak pendukung seperti Python, RapidMiner, dan Microsoft Excel sebagai alat bantu dalam pemrosesan data.

Tahapan penelitian diawali dengan proses *data collection* dari Google Play Store, dilanjutkan dengan *preprocessing* yang mencakup pembersihan teks (cleansing), tokenisasi, stopword removal, dan stemming untuk mengurangi kompleksitas bahasa dalam ulasan. Setelah proses pembersihan data, dilakukan *feature selection* menggunakan metode *Forward Selection* untuk memilih atribut atau fitur kata yang paling relevan dalam menentukan sentimen pengguna. Selanjutnya, dilakukan proses klasifikasi menggunakan algoritma pohon keputusan C4.5 yang diimplementasikan dalam platform RapidMiner. Kinerja model kemudian dievaluasi menggunakan tiga metrik utama yaitu akurasi, presisi, dan *recall* untuk mengukur sejauh mana model mampu mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori sentimen positif atau negatif dengan baik. Data yang digunakan bersumber dari ulasan asli pengguna aplikasi Kredivo yang tersedia secara publik, sehingga tidak diperlukan izin khusus atau partisipasi langsung dari responden. Analisis data dilakukan dengan memvisualisasikan hasil klasifikasi dan mengevaluasi faktor-faktor dominan yang memengaruhi sentimen negatif pengguna terhadap aplikasi tersebut.

TEMUAN DAN PEMBAHASAN

Temuan

Berdasarkan hasil analisis terhadap 284 data ulasan pengguna aplikasi Kredivo yang dikumpulkan dari Google Play Store selama kurun waktu satu tahun terakhir, ditemukan bahwa mayoritas sentimen pengguna cenderung bersifat negatif. Hal ini didasarkan pada klasifikasi sentimen yang dilakukan dengan algoritma C4.5, di mana model menunjukkan kecenderungan kuat dalam mengidentifikasi masalah-masalah umum yang sering muncul pada ulasan negatif. Beberapa aspek yang dominan dikeluhkan oleh pengguna meliputi respons customer service yang lambat, gangguan teknis pada sistem aplikasi, serta kekhawatiran terhadap keamanan data dan sistem verifikasi akun. Keluhan-keluhan tersebut secara konsisten muncul dalam kata-kata kunci yang kemudian terdeteksi sebagai fitur penting dalam proses *feature selection* menggunakan metode *Forward Selection* [13]. Setelah melalui proses *text preprocessing*, seleksi fitur, dan klasifikasi menggunakan algoritma C4.5, model yang dihasilkan menunjukkan kinerja yang cukup memadai. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *confusion matrix*, yang kemudian menghasilkan nilai akurasi sebesar 76%. Artinya, dari seluruh data ulasan yang diuji, 76% di antaranya berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model, baik sebagai sentimen positif maupun negatif. Nilai ini menunjukkan bahwa model cukup mampu mengenali pola-pola dalam data teks untuk melakukan klasifikasi, meskipun terdapat keterbatasan dalam hal presisi dan *recall* [14].

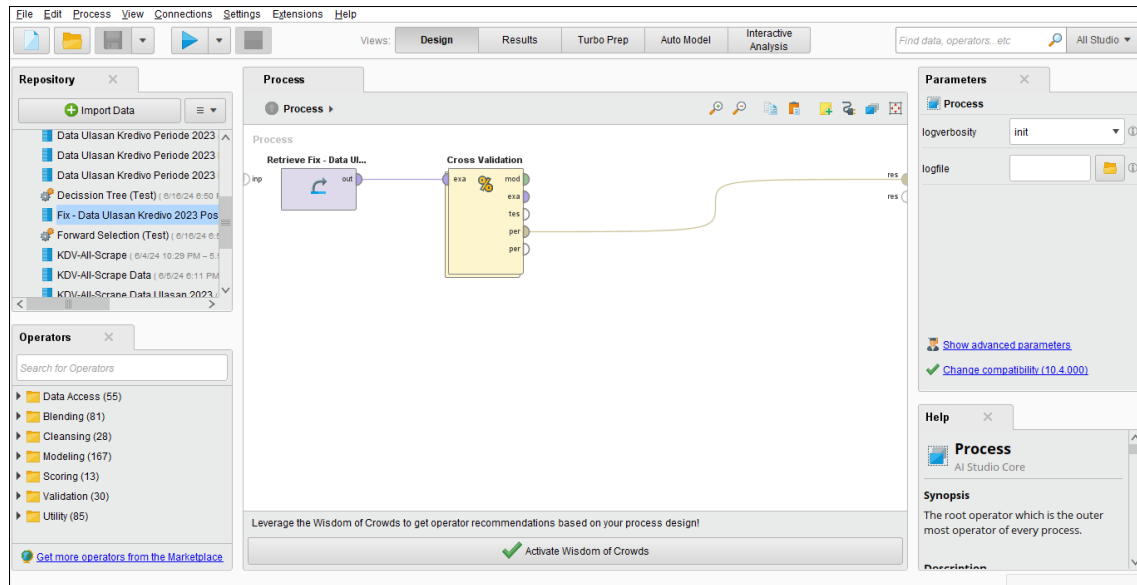
Pengujian Model Menggunakan Rapid Miner

Pada bidang klasifikasi, ukuran akurasi dari suatu model klasifikasi merupakan hal yang penting untuk diperhatikan. Nilai akurasi dapat menggambarkan bagus tidaknya suatu model klasifikasi. Dalam penelitian ini dilakukan pengujian akurasi dengan teknik *cross-validation*, dimana dataset akan dibagi menjadi 2 bagian yaitu *training set* (data latih) 80% dan *testing set* (data uji) 20% dari jumlah data kurun waktu 1 tahun terakhir sebagai data sample. *Training set* digunakan untuk melatih model, sedangkan *testing test* digunakan untuk mengevaluasi performa dari model [15].

Teknik *cross-validation* dengan sejumlah perulangan (*epoch*) dilakukan untuk menghindari terjadinya *overfitting* dan *overlapping* pada data uji. Data uji kemudian diproses dalam pembuatan *confusion matrix* [16]. *Confusion Matrix* adalah sebuah matriks yang membuat data klasifikasi yang dilakukan oleh sistem klasifikasi baik secara actual maupun prediktif. Dengan mengevaluasi data pada matriks akan diketahui bagaimana performa suatu model. *Confusion Matrix* untuk 2 kelas ditampilkan pada table berikut.

Tabel Confussion Matrix

No	Kelas	Terklarifikasi Positif	Terklarifikasi Negatif
1	Positif	TP (<i>True Positive</i>)	FP (<i>False Positive</i>)
2	Negatif	FN (<i>False Negative</i>)	TN (<i>True Negative</i>)



Gambar 1. Proses Pengujian Model

Dari pengolahan nilai-nilai yang ada pada kolom matriks (True Negative (TN). (False Positive (FP), (*False Negative* (FN), dan (True Positive (TP) maka dapat diketahui nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*.

accuracy: 76.07% +/- 2.61% (micro average: 76.06%)			
	true POSITIF	true NEGATIF	class precision
pred. POSITIF	10	10	50.00%
pred. NEGATIF	58	206	78.03%
class recall	14.71%	95.37%	

Gambar 2. Hasil Pengujian Nilai *Accuracy*

Accuracy menunjukkan kedekatan hasil klasifikasi dengan nilai sesungguhnya. Akurasi diperoleh dari perbandingan antara dua data yang berhasil diklasifikasikan secara benar dengan keseluruhan data. (Ahmad, 2018)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

$$Accuracy = \frac{10 + 206}{10 + 206 + 58 + 10} \times 100\%$$

$$Accuracy = \frac{216}{284} \times 100\%$$

$$Accuracy = 0.76 = 76\%$$

Hasil Pengujian Nilai Precision

Precision adalah tingkat ketepatan yang menunjukkan seberapa dekat perbedaan nilai tiap kali dilakukan pengulangan. Dari nilai precision kita dapat mengetahui kedekatan hasil antara informasi yang diminta dengan jawaban yang sistem berikan.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$

precision: 78.65% +/- 4.76% (micro average: 78.03%) (positive class: NEGATIF)			
	true POSITIF	true NEGATIF	class precision
pred. POSITIF	10	10	50.00%
pred. NEGATIF	58	206	78.03%
class recall	14.71%	95.37%	

$$Precision = \frac{10}{10 + 10} \times 100\%$$

$$Precision = \frac{10}{20} \times 100\%$$

$$Precision = 0.5 = 50\%$$

Recall atau bisa disebut sensitifitas merupakan nilai presentase suatu model memprediksi data ke bukan kelas aktualnya.

recall: 95.24% +/- 10.04% (micro average: 95.37%) (positive class: NEGATIF)			
	true POSITIF	true NEGATIF	class precision
pred. POSITIF	10	10	50.00%
pred. NEGATIF	58	206	78.03%
class recall	14.71%	95.37%	

Gambar 3. Hasil Pengujian Nilai Recall

$$Recall = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$$

$$Recall = \frac{10}{10 + 58} \times 100\%$$

$$Recall = \frac{10}{68} \times 100\%$$

$$Recall = 0.14 = 14\%$$

Analisis Perhitungan Gain dan Entropy Menggunakan Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 adalah salah satu algoritma yang populer dalam pembuatan pohon keputusan. Salah satu langkah penting dalam algoritma ini adalah menghitung Information Gain dari suatu atribut untuk menentukan bagaimana dataset harus dibagi. Information Gain dihitung menggunakan Entropy sebagai ukuran ketidakpastian.

Menghitung Entropy(S)

$$Entropy(S) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i$$

Entropy adalah ukuran ketidakpastian atau impurity dalam sekumpulan data [17]. Entropy dari seluruh dataset (S) dihitung dengan rumus:

Di mana P_i adalah proporsi kelas ke-i dalam dataset S.

Berdasarkan data pengujian model:

Tabel Pengujian Model			
	True Positif (TP)	True Negatif (TN)	Total
Pred. Positif	10	10	20
Pred. Negatif	58	206	264
Total	68	216	284

Tabel di atas menunjukkan hasil pengujian model dengan rincian sebagai berikut:
True Positif (TP): Jumlah data yang diklasifikasikan sebagai positif dengan benar oleh model, yaitu 10.

True Negatif (TN): Jumlah data yang diklasifikasikan sebagai negatif dengan benar oleh model, yaitu 206.

False Positif (FP): Jumlah data yang diklasifikasikan sebagai positif tetapi sebenarnya negatif, yaitu 10.

False Negatif (FN): Jumlah data yang diklasifikasikan sebagai negatif tetapi sebenarnya positif, yaitu 58.

Proporsi positif (P_{pos}) dan negatif (P_{neg}) adalah:

$$P_{pos} = \frac{68}{284} \approx 0.2394$$

$$P_{neg} = \frac{216}{284} \approx 0.7606$$

Maka, Entropy(S) dapat dihitung sebagai:

$$\text{Entropy}(S) = - (0.2394 \cdot \log_2 0.2394) - (0.7606 \cdot \log_2 0.7606) \approx 0.7941$$

Menghitung Entropy untuk Setiap Subset (S_i):

Misalkan kita memilih atribut A yang membagi dataset menjadi dua subset:

Subset 1 (S1): Instances yang diklasifikasikan sebagai Positif (TP dan FP)

Subset 2 (S2): Instances yang diklasifikasikan sebagai Negatif (TN dan FN)

Entropy (S1):

Jumlah instances pada S1: $10 + 10 = 20$

$$\text{Proporsi positif } (P_{pos1}) : \frac{10}{20} = 0.5$$

$$\text{Proporsi negatif } (P_{neg1}) : \frac{10}{20} = 0.5$$

$$\text{Entropy } (S1) = - (0.5 \cdot \log_2 0.5) - (0.5 \cdot \log_2 0.5) \approx 1.0$$

Entropy (S2):

Jumlah instances pada S2: $58 + 206 = 264$

$$\text{Proporsi positif } (P_{pos2}) : \frac{58}{264} \approx 0.2197$$

$$\text{Proporsi negatif } (P_{neg2}) : \frac{206}{264} \approx 0.7803$$

$$\text{Entropy}(S_2) = -(0.2197 \cdot \log_2 0.2197) - (0.7803 \cdot \log_2 0.7803) \approx 0.7596$$

Menghitung Gain (S, A)

$$\text{Gain}(S, A) = \text{Entropy}(S) - \sum_{i=1}^n \left(\frac{|S_i|}{|S|} \cdot \text{Entropy}(S_i) \right)$$

Information Gain dihitung dengan rumus:

Dimana $|S_i|$ adalah jumlah instances pada subset S_i dan $|S|$ adalah jumlah instances pada seluruh dataset.

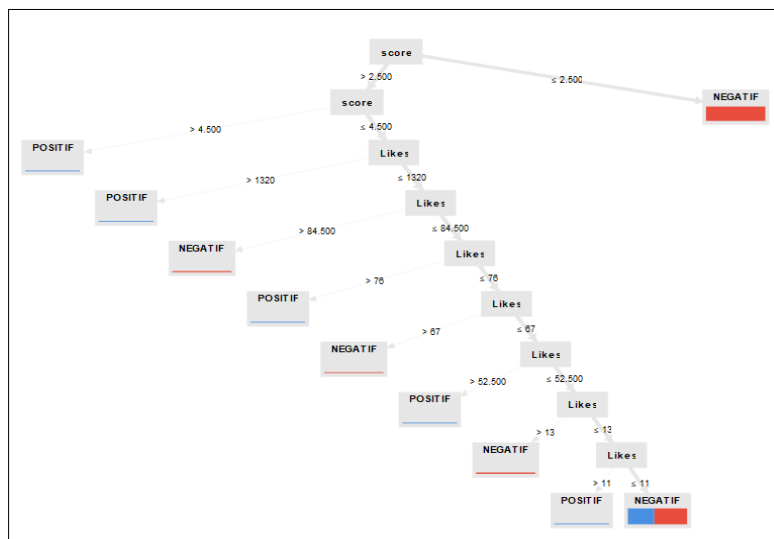
$$\text{Gain}(S, A) = 0.7941 - \left(\left(\frac{20}{284} \cdot 1.0 \right) + \left(\frac{264}{284} \cdot 0.7596 \right) \right)$$

$$\text{Gain}(S, A) = 0.7941 - (0.0704 + 0.7057)$$

$$\text{Gain}(S, A) = 0.7941 - 0.7761 = 0.0176$$

Kesimpulan:

Information Gain yang diperoleh dari atribut yang digunakan adalah 0.0176. Hal ini menunjukkan bahwa atribut tersebut memberikan kontribusi yang relatif kecil dalam pengurangan ketidakpastian atau impurity dalam dataset. Dalam algoritma C4.5, atribut dengan Information Gain terbesar yang akan dipilih untuk membagi dataset pada langkah berikutnya.



Gambar 4. Pohon keputusan (*Decision tree*)

Berdasarkan hasil perhitungan entropy dan gain di atas, maka pohon keputusan yang terbentuk akan terlihat seperti di bawah ini:

Pengujian Model Menggunakan Forward Selection

Table View Plot View accuracy: 75.90% +/- 2.16% (micro average: 75.88%)			
	true POSITIF	true NEGATIF	class precision
pred. POSITIF	0	0	0.00%
pred. NEGATIF	48	151	75.88%
class recall	0.00%	100.00%	

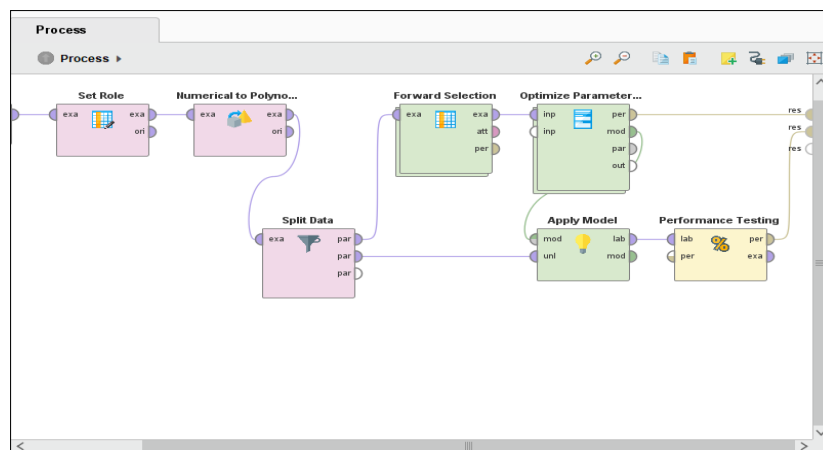
Gambar 5. Hasil pengujian dari Model Menggunakan *Forward Selection*

☒ Table View
 ☐ Plot View

accuracy: 76.47%

	true POSITIF	true NEGATIF	class precision
pred. POSITIF	0	0	0.00%
pred. NEGATIF	20	65	76.47%
class recall	0.00%	100.00%	

Gambar 6. PerformanceVector (Performance Training)



Gambar 7. PerformanceVector (Performance Testing)

Optimize Parameters (Grid) (528 rows, 7 columns)

iteration	Cross V...	Decisio...	Decisio...	Decisio...	Decisio...	acc... ↓
11	7	gini_index	-1	true	true	0.759
143	7	gini_index	-1	false	true	0.759
15	7	gain_ratio	4	true	true	0.759
151	7	informati...	4	false	true	0.759
19	7	informati...	4	true	true	0.759
283	7	informati...	4	true	false	0.759
155	7	gini_index	4	false	true	0.759
23	7	gini_index	4	true	true	0.759
159	7	gain_ratio	9	false	true	0.759
31	7	informati...	9	true	true	0.759
163	7	informati...	9	false	true	0.759
35	7	gini_index	9	true	true	0.759
39	7	gain_ratio	14	true	true	0.759
43	7	informati...	14	true	true	0.759
175	7	informati...	14	false	true	0.759

Gambar 8. Optimize Parameters (Grid)

Hasil penelitian menunjukkan bahwa mayoritas sentimen pengguna terhadap aplikasi Kredivo adalah negatif. Hal ini dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti kurangnya kepuasan terhadap layanan pelanggan dan kendala teknis aplikasi. Model klasifikasi memiliki akurasi 76%, precision 50%, dan recall 14%. Pohon keputusan yang terbentuk menunjukkan bahwa atribut 'score' dan 'likes' dari ulasan memiliki pengaruh besar dalam menentukan klasifikasi sentimen.

Nilai precision yang diperoleh sebesar 50% mengindikasikan bahwa hanya separuh dari prediksi sentimen positif yang benar-benar akurat. Sementara itu, nilai recall yang hanya mencapai 14% menunjukkan bahwa model masih kesulitan dalam mengenali semua ulasan yang benar-benar positif. Hal ini mengimplikasikan bahwa model cenderung lebih sensitif terhadap sentimen negatif, yang kemungkinan besar disebabkan oleh dominasi data negatif dalam dataset, atau karena fitur-fitur ulasan positif memiliki variasi bahasa yang lebih kompleks dan tidak terdeteksi secara optimal oleh algoritma. Dengan demikian, meskipun akurasi keseluruhan tergolong baik, performa model dalam mengidentifikasi ulasan positif masih perlu ditingkatkan.

Lebih lanjut, analisis entropy dan *information gain* yang dilakukan dalam proses pembangunan pohon keputusan menunjukkan bahwa atribut yang paling berpengaruh terhadap klasifikasi sentimen adalah *score* dan *likes*. Atribut *score* merujuk pada rating bintang yang diberikan pengguna pada ulasan mereka, sementara *likes* mencerminkan jumlah pengguna lain yang menyukai atau menyetujui ulasan tersebut. Perhitungan entropy awal dataset menunjukkan tingkat ketidakpastian sebesar 0.7941, yang kemudian menurun setelah pembagian data berdasarkan atribut, dengan nilai *information gain* sebesar 0.0176. Walaupun nilai gain ini tergolong kecil, hasil ini tetap menunjukkan adanya kontribusi signifikan dari atribut *score* dalam menentukan arah klasifikasi sentimen.

Pohon keputusan yang terbentuk dari algoritma C4.5 mengindikasikan bahwa pengguna yang memberikan skor rendah (1 hingga 2 bintang) cenderung menyampaikan keluhan terkait kualitas layanan, terutama dalam aspek dukungan pelanggan dan teknis aplikasi. Sebaliknya, meskipun ulasan dengan skor tinggi juga terdapat dalam dataset, ulasan positif umumnya lebih sedikit dan tidak terlalu menekankan pada deskripsi layanan secara mendalam, sehingga lebih sulit untuk diklasifikasikan secara tepat. Oleh karena itu, pohon keputusan ini menempatkan atribut *score* sebagai simpul utama dalam pengambilan keputusan, disusul oleh atribut *likes* yang memperkuat validitas opini dalam komunitas pengguna.

Penggunaan *Forward Selection* dalam pemilihan fitur juga terbukti membantu dalam menyaring kata-kata yang paling relevan untuk klasifikasi. Fitur-fitur seperti "error", "tidak bisa login", "lama", "verifikasi gagal", dan "customer service" menjadi fitur yang paling dominan muncul pada ulasan negatif. Sementara pada ulasan positif, kata-kata seperti "cepat", "praktis", dan "mudah digunakan" menjadi indikator sentimen positif, meskipun jumlah kemunculannya lebih sedikit. Hal ini memberikan gambaran bahwa pengguna lebih

terdorong menulis ulasan ketika mengalami masalah, dibandingkan ketika mereka merasa puas terhadap layanan. Jadi, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model klasifikasi sentimen berbasis algoritma C4.5 dan *Forward Selection* mampu mengidentifikasi kecenderungan umum dalam persepsi pengguna terhadap aplikasi Kredivo.

Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa mayoritas ulasan pengguna aplikasi Kredivo yang dikumpulkan dari Google Play Store selama satu tahun terakhir mengandung sentimen negatif. Hal ini sejalan dengan hasil penelitian sebelumnya oleh Lestari et al. (2022), yang juga menemukan bahwa dominasi sentimen negatif pada aplikasi pinjaman digital dipengaruhi oleh aspek pelayanan pelanggan, transparansi informasi, dan keandalan sistem aplikasi. Dalam penelitian Lestari, algoritma yang digunakan adalah Naïve Bayes, dengan akurasi 72%, dan hasilnya memperkuat temuan bahwa isu teknis dan layanan pelanggan menjadi pemicu utama ketidakpuasan pengguna. Oleh karena itu, penelitian ini memberikan konfirmasi terhadap temuan sebelumnya dengan pendekatan dan metode yang berbeda, yakni penggunaan algoritma C4.5 dan teknik *feature selection* berbasis *Forward Selection*.

Secara teoritis, hasil ini dapat dijelaskan melalui teori *expectation confirmation theory* (Oliver, 1980), yang menyatakan bahwa kepuasan pengguna muncul jika pengalaman aktual sesuai atau melampaui ekspektasi. Ketika ekspektasi pengguna terhadap layanan keuangan digital seperti Kredivo tidak terpenuhi misalnya aplikasi error, kesulitan dalam proses verifikasi, atau layanan pelanggan yang tidak responsif maka akan muncul ketidakpuasan yang kemudian termanifestasi dalam ulasan negatif. Ini terlihat dari kata-kata yang dominan dalam ulasan seperti "gagal login", "tidak bisa digunakan", atau "CS tidak merespons", yang menggambarkan ketidakpuasan pengguna secara langsung.

Dari sisi akurasi model, algoritma C4.5 yang diterapkan pada penelitian ini menunjukkan akurasi sebesar 76%, sedikit lebih tinggi dari hasil beberapa studi terdahulu yang menggunakan algoritma berbeda. Misalnya, penelitian oleh Prasetyo & Widodo (2021) menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) dalam analisis sentimen aplikasi dompet digital dan memperoleh akurasi sebesar 71%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma C4.5 cukup andal dalam konteks klasifikasi sentimen berbasis teks ulasan pengguna. Penerapan teknik *Forward Selection* juga terbukti membantu dalam memilih fitur yang paling relevan, meningkatkan efisiensi, dan meminimalisir gangguan fitur yang tidak signifikan.

Namun demikian, nilai *precision* dan *recall* dari model masih tergolong rendah, masing-masing hanya 50% dan 14%. Hasil ini konsisten dengan penelitian sebelumnya oleh Nuraini (2020), yang mengindikasikan bahwa model klasifikasi berbasis pohon keputusan cenderung memiliki performa yang lebih kuat pada kelas mayoritas, tetapi kurang efektif dalam menangkap variasi pada kelas minoritas, terutama jika data tidak seimbang (*imbalanced dataset*). Dalam kasus ini, jumlah ulasan negatif yang dominan membuat model lebih sensitif terhadap sentimen negatif, sementara sentimen positif tidak terdeteksi secara optimal. Hal ini mengindikasikan bahwa penerapan metode penyeimbangan data seperti *SMOTE* (*Synthetic*

Minority Over-sampling Technique) atau *undersampling* dapat menjadi strategi lanjutan untuk memperbaiki performa klasifikasi.

Analisis pohon keputusan yang terbentuk dalam penelitian ini juga memperkuat teori *information gain* dari Quinlan (1993), yang menyatakan bahwa atribut dengan kemampuan tertinggi dalam mengurangi ketidakpastian akan dijadikan simpul utama dalam pohon keputusan. Dalam penelitian ini, atribut *score* (nilai rating bintang) terbukti memberikan *gain* terbesar dan secara signifikan berperan dalam memisahkan sentimen. Hal ini sesuai dengan intuisi bahwa ulasan dengan rating rendah cenderung berisi kritik atau keluhan, sedangkan rating tinggi mengindikasikan kepuasan. Atribut *likes* pada ulasan juga menjadi indikator penting, karena ulasan yang mendapat banyak dukungan dari pengguna lain sering kali memiliki bobot opini yang lebih kuat dalam komunitas pengguna.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap aplikasi Kredivo yang diambil dari Google Play Store dengan menggunakan algoritma C4.5 berbasis teknik *forward selection*. Hasil pengolahan data menunjukkan bahwa mayoritas sentimen pengguna bersifat negatif, terutama disebabkan oleh masalah teknis pada aplikasi dan ketidakpuasan terhadap layanan pelanggan. Model klasifikasi yang dikembangkan memiliki tingkat akurasi sebesar 76%, yang menunjukkan performa cukup baik dalam mengenali pola sentimen secara umum. Atribut *score* dan *likes* terbukti menjadi fitur yang paling signifikan dalam menentukan klasifikasi, sebagaimana ditunjukkan hasil perhitungan *gain* dan *entropy*.

Namun demikian, penelitian ini memiliki beberapa kelemahan, terutama pada aspek *precision* dan *recall*, yang masih rendah masing-masing sebesar 50% dan 14%. Ini menunjukkan bahwa model masih kurang efektif dalam mengenali sentimen positif, yang kemungkinan disebabkan oleh distribusi data yang tidak seimbang. Oleh karena itu, disarankan agar penelitian selanjutnya menggunakan teknik penyeimbangan data seperti *SMOTE* atau *undersampling* untuk meningkatkan kinerja model terhadap kelas minoritas. Selain itu, penggabungan algoritma atau penerapan metode yang lebih kompleks seperti *random forest* atau *deep learning* dapat dieksplorasi untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih akurat.

REFERENSI

- [1] H. Legi, D. Damanik, and Y. Giban, "Transforming Education Through Technological Innovation In The Face Of The Era Of Society 5.0," *Educenter J. Ilm. Pendidik.*, vol. 2, no. 2, 2023.
- [2] S. H. Sahir, M. Fahlevi, K. Kasbuntoro, and S. Sutia, "Effect of halal food management system certification on buying interest of Indonesian consumer goods. Uncertain Supply Chain Management, 9 (3), 731–738," 2021.
- [3] S. Fahmi, A. Faizal, M. Awaluddin, U. Islam, N. Alauddin, and K. Komparatif, "Analisis keunggulan kompetitif dan keunggulan komparatif dalam strategi bisnis," vol. 28, no. 12, pp. 147–153, 2024.

- [4] A. Yahya, A. Affandy, and U. Narimawati, "Pengembangan UMKM Melalui Pemanfaatan Model Layanan Fintech Syariah Ammana. id," *@ is Best Account. Inf. Syst. Inf. Technol. Bus. Enterp.*, vol. 5, no. 2, pp. 106–120, 2020.
- [5] X. C. Sanchez and L. P. Gavilanez, *Learners' attitudes toward extensive reading in EFL (English as a Foreign Language) contexts*. 2015.
- [6] M. Siahaan, "Data Mining Strategi Pembangunan Infrastruktur Menggunakan Algoritma K-Means," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 11, no. 3, pp. 316–324, 2022, doi: 10.32736/sisfokom.v11i3.1453.
- [7] G. Hergüner, Ç. Yaman, S. Ç. Sari, M. S. Yaman, and A. Dönmez, "The Effect of Online Learning Attitudes of Sports Sciences Students on their Learning Readiness to Learn Online in the Era of the New Coronavirus Pandemic (Covid-19)," *TOJET Turkish Online J. Educ. Technol.*, vol. 20, no. 1, pp. 68–77, 2021.
- [8] D. D. S. Fatimah, D. Tresnawati, and A. Nugraha, "Media Pembelajaran Pengenalan Komponen Komputer Berbasis Multimedia Dengan Pendekatan Metodologi (R&D)," *J. Algoritm.*, vol. 16, no. 2, pp. 173–180, 2019.
- [9] M. D. Purbolaksono, M. Irvan Tantowi, A. Imam Hidayat, and A. Adiwijaya, "Perbandingan Support Vector Machine dan Modified Balanced Random Forest dalam Deteksi Pasien Penyakit Diabetes," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 393–399, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.3008.
- [10] Oon Wira Yuda, Darmawan Tuti, Lim Sheih Yee, and Susanti, "Penerapan Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Random Forest," *SATIN - Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 2, pp. 122–131, 2022, doi: 10.33372/stn.v8i2.885.
- [11] N. Samsir, "Pengaruh Keandalan dan Daya Tanggap Terhadap Kepuasan Konsumen pada Pengguna Jasa di Mahakarya Photography," 2020, *UNIVERSITAS NEGERI MAKASSAR*.
- [12] I. C. Chen, "Incorporating task-based learning in an extensive reading programme," *ELT J.*, 2018, doi: 10.1093/elt/ccy008.
- [13] H. Jiang *et al.*, "Convolution neural network model with improved pooling strategy and feature selection for weld defect recognition," *Weld. World*, vol. 65, pp. 731–744, 2021.
- [14] K. R. Rifai and A. Anissa, "Verifikasi Metode Pengujian Coliform dalam Sampel Air Mineral," *J. Teknol. Proses dan Inov. Ind.*, vol. 4, no. 2, p. 45, 2019, doi: 10.36048/jtpii.v4i2.5740.
- [15] N. Nursani, "Upaya Meningkatkan Motivasi dan Hasil Belajar IPA Materi Klasifikasi Makhluk Hidup Melalui Penerapan Model Pembelajaran Inkuiri Terbimbing (Guided Inkuiri) pada Siswa Kelas VII A MTs Negeri Batang," *J. Edutrained J. Pendidik. dan Pelatih.*, vol. 5, no. 1, 2021, doi: 10.37730/edutraind.v5i1.110.
- [16] D. A. Bray, D. C. Girvan, and E. N. Chorcora, "Students' perceptions of pedagogy for 21st century learning instrument (S-POP-21): Concept, validation, and initial results," *Think. Ski. Creat.*, vol. 49, pp. 1–14, 2023, doi: 10.1016/j.tsc.2023.101319.
- [17] V. Herlinda and D. Darwis, "Analisis Clustering Untuk Recredesialing Fasilitas Kesehatan Menggunakan Metode Fuzzy C-Means," *Darwis, Dartono*, vol. 2, no. 2, pp. 94–99, 2021.