

## Analisis Sentimen terhadap Pinjaman *Online* Kredivo Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan SVM dengan Metode SEMMA

Sari Susanti<sup>1</sup>, Azril Tazidan Octa Nuryawan<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya

<sup>1</sup>[sarisusanti@ars.ac.id](mailto:sarisusanti@ars.ac.id), <sup>2</sup>[azriltazidan31@gmail.com](mailto:azriltazidan31@gmail.com)

### Abstract

The growth of digital lending services in Indonesia has contributed to a substantial increase in user reviews and complaints distributed across various online platforms, with Google Play Store being one of the most prominent. This condition poses a considerable challenge in the automatic detection of sentiment polarity, in line with the continuously growing volume of text data generated. This study aims to analyze user sentiment toward the Kredivo online lending application. The research methodology follows the SEMMA framework, which consists of five stages: Sample, Explore, Modify, Model, and Assess. Two classification algorithms were employed, namely Naïve Bayes and SVM, under two data splitting configurations of 80:20 and 70:30 for training and testing, respectively. Experimental results indicate that under the 80:20 configuration, Naïve Bayes achieved an accuracy of 92.01%, while SVM reached 97.05%. Under the 70:30 configuration, Naïve Bayes recorded an accuracy of 91.48% and SVM reached 96.76%. Evaluation using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics confirmed that SVM consistently produced better classification performance compared to Naïve Bayes in categorizing user sentiment of the Kredivo online lending application. Based on the research results, it can be concluded that positive sentiment is more dominant than negative sentiment, with 6,120 reviews classified as positive and 2,012 reviews as negative.

Keywords: sentiment analysis, SEMMA, naïve bayes, SVM, kredivo

### Abstrak

Pertumbuhan layanan pinjaman berbasis digital di Indonesia turut mendorong lonjakan ulasan dan pengaduan pengguna yang terdistribusi di berbagai platform daring, dengan Google Play Store sebagai salah satu platform utamanya. Kondisi ini menimbulkan tantangan tersendiri dalam proses deteksi sentimen secara otomatis, seiring dengan terus meningkatnya volume data teks yang dihasilkan. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi pinjaman *online* Kredivo. Metodologi penelitian mengacu pada kerangka kerja SEMMA yang mencakup lima tahapan, yaitu *Sample*, *Explore*, *Modify*, *Model*, dan *Assess*. Dalam pelaksanaannya, diterapkan dua algoritma klasifikasi yaitu Naïve Bayes dan SVM, dengan dua konfigurasi pembagian data latih dan data uji sebesar 80:20 dan 70:30. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa pada konfigurasi 80:20, algoritma Naïve Bayes memperoleh akurasi sebesar 92,01%, sedangkan SVM mencapai 97,05%. Pada konfigurasi 70:30, akurasi Naïve Bayes sebesar 91,48% dan SVM sebesar 96,76%. Evaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* membuktikan bahwa SVM secara konsisten menghasilkan kinerja klasifikasi yang lebih baik dibandingkan Naïve Bayes dalam mengelompokkan sentimen pengguna aplikasi pinjaman online Kredivo. Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa sentimen positif lebih dominan dibandingkan sentimen negatif, dengan 6.120 ulasan diklasifikasikan sebagai positif dan 2.012 ulasan sebagai negatif.

Kata kunci: sentiment analysis, SEMMA, naïve bayes, SVM, kredivo

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution -ShareAlike 4.0 International License

### 1. Pendahuluan

*Financial technology* berbasis *Peer-to-Peer Lending* merupakan salah satu inovasi dalam layanan pinjaman digital yang menawarkan kemudahan akses secara cepat dan praktis tanpa bergantung pada lembaga keuangan konvensional. Pemanfaatan layanan ini meningkat secara signifikan, khususnya ketika terjadi pandemi COVID-19, ketika keterbatasan aktivitas dan layanan tatap muka mendorong masyarakat untuk beralih ke platform pinjaman daring [1]. Pertumbuhan penggunaan layanan pinjaman online memunculkan sejumlah permasalahan, seperti meningkatnya ketergantungan terhadap akses kredit instan, bertambahnya jumlah pengguna yang berutang melebihi kemampuan pelunasan, serta tantangan dalam menjaga keamanan data dan transaksi, meskipun regulasi terus mengalami penyempurnaan. Di

Indonesia, penyaluran pinjaman melalui skema *Peer-to-Peer Lending* tercatat mencapai 40% dan terus menunjukkan tren peningkatan setiap tahunnya, pada 2021 kenaikan *outstanding* pembiayaan sebesar 106,6% [2]. Perlindungan hukum terhadap konsumen di Indonesia diatur dalam sebuah Undang-Undang Perlindungan terhadap Konsumen serta berbagai kebijakan yang diterbitkan oleh instansi pemerintahan diantaranya adalah Otoritas Jasa Keuangan (OJK). Ketentuan tersebut menjamin hak konsumen, khususnya dalam hal penyelesaian sengketa dan pemberian kompensasi apabila timbul kerugian dalam perjanjian pembiayaan digital [3]. Selain itu, ulasan pengguna pada platform Google Play Store juga dapat dijadikan rujukan bagi calon pengguna untuk menilai kelayakan suatu aplikasi pinjaman [4].

Studi sebelumnya bahwa ulasan pengguna pada *Google Play Store* dapat digunakan sebagai sarana untuk menganalisis opini publik. Sebagai contoh, [5] mengkaji bagaimana ulasan pengguna pada aplikasi pinjaman *online* di *platform Google Play Store* dapat diolah dengan pendekatan analisis sentimen yang lebih unggul melalui penerapan metode *stacking ensemble*. Dengan mengombinasikan keluaran dari model dasar seperti *Random Forest*, model *Naïve Bayes*, dan model *SVM*. Kajian lain dilakukan oleh [6] mengidentifikasi sentimen pengguna terhadap layanan pinjaman *online* Akulaku dan Kredivo. Dengan memanfaatkan algoritma *SVM* untuk mengkategorikan ulasan menjadi sentimen positif, negatif (atau netral), penelitian tersebut menunjukkan model *SVM* memberikan kinerja yang efektif. Hasilnya, kedua aplikasi memperoleh tingkat akurasi yang berbeda: Kredivo mencapai 88,20%, sedangkan Akulaku memperoleh 83,60%. *Naïve Bayes* dan *SVM* merupakan algoritma yang umum digunakan dalam analisis sentimen pengguna aplikasi, karena memiliki efisiensi tinggi dalam mengolah data berbetuk teks berukuran pendek serta mudah diimplementasikan [7].

Berdasarkan uraian yang telah dikemukakan sebelumnya, penelitian ini memiliki tiga tujuan utama: (1) mengidentifikasi kecenderungan sentimen masyarakat terhadap layanan pinjaman *online* Kredivo, apakah didominasi oleh sentimen positif atau negatif; (2) mengevaluasi efektivitas kerangka kerja SEMMA dalam pelaksanaan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna layanan pinjaman *online* Kredivo, sekaligus mengkaji sejauh mana kerangka kerja tersebut dapat dimanfaatkan sebagai instrumen penilaian kualitas layanan; dan (3) membandingkan performa algoritma *Naïve Bayes* dengan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* dalam proses klasifikasi sentimen publik terkait layanan pinjaman *online* Kredivo, guna menentukan model yang menghasilkan tingkat akurasi paling optimal.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini diarahkan untuk menelaah opini masyarakat terhadap aplikasi yaitu Kredivo. Guna mewujudkan tujuan tersebut, penelitian ini mengadopsi kerangka dari metode SEMMA. Pemilihan framework tersebut didasarkan pada sifatnya yang sistematis, sehingga mampu mendukung pengelolaan proses penelitian mulai dari fase pengumpulan data sampai dengan fase evaluasi hasil.

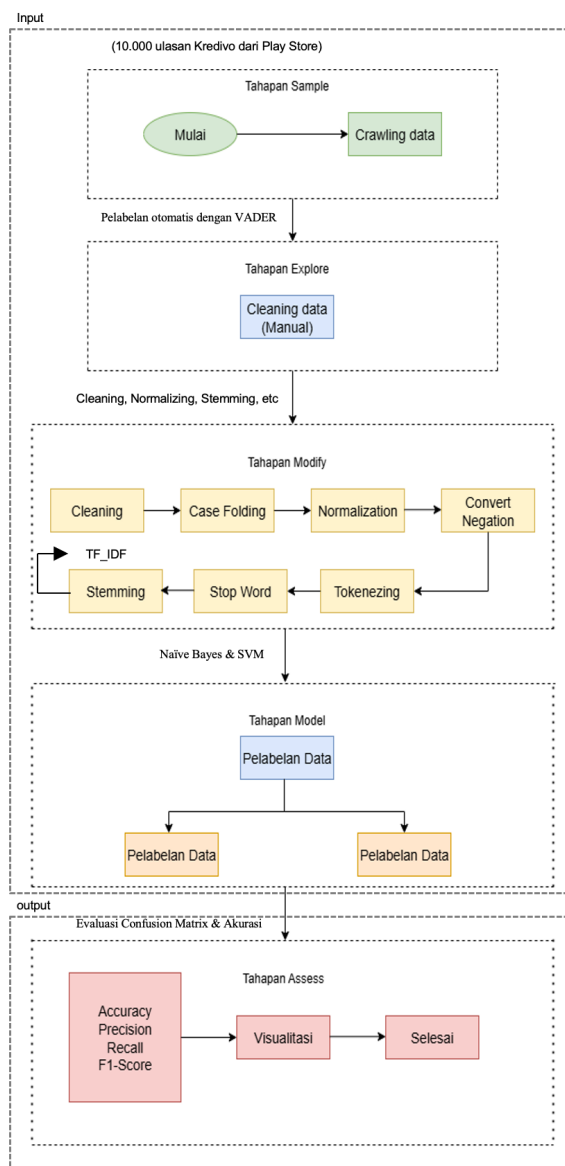
Terdapat lima langkah atau tahapan utama dalam SEMMA [8].

1. *Sample*: berfungsi untuk memilih data secara representatif.
2. *Explore*: bertujuan melakukan eksplorasi data melalui analisis statistik dan visualisasi.
3. *Modify*: mencakup proses pembersihan data, transformasi variabel, dan rekayasa atribut relevan agar

data berada dalam kondisi optimal untuk proses pemodelan.

4. *Model*: diterapkan untuk menghasilkan model yang mampu melakukan prediksi maupun deskripsi terhadap fenomena yang diteliti.
5. *Assess*: diperuntukkan bagi evaluasi performa model menggunakan indikator kinerja tertentu.

Untuk alur metodologi tersebut secara detail akan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Metodologi Penelitian

### 2.1. Pengumpulan Data

*Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari *platform Google Play Store* melalui teknik *web scraping*. Pengambilan data dilakukan dalam rentang waktu 11 September 2025 sampai tanggal 12 September 2025, data yang diambil adalah ulasan yang relevan dan berbahasa Indonesia kemudian data disimpan dalam format *.csv*. Pendekatan ini memungkinkan pengambilan data secara otomatis dan

terstruktur dari sumber daring, sehingga proses pengumpulan data dapat berlangsung lebih efisien, cakupan data yang diperoleh menjadi lebih luas, dan data yang dihasilkan langsung siap digunakan untuk keperluan analisis komputasional [9].

## 2.2. Explore

Tahap eksplorasi dilaksanakan setelah proses pengumpulan data selesai. Proses ini meliputi pembersihan data melalui teknik *feature selection* secara manual, dengan menghapus atribut yang tidak relevan dan tidak diperlukan. Tujuan tahap ini adalah memastikan data berada dalam kondisi bersih serta terstruktur, sehingga siap digunakan untuk analisis lanjutan.

## 2.3. Modify

Tahap ini berfungsi sebagai proses pra pemrosesan data teks agar dapat diolah secara sistematis oleh algoritma. Prosedur yang dilakukan meliputi beberapa langkah pengolahan teks yang dilakukan pada tahap ini adalah: 1) *Cleaning* yaitu untuk menghapus elemen yang tidak relevan dari data teks, seperti tanda baca, angka, tautan, simbol, karakter khusus, dan mention. 2) *Case folding* Tahap ini bertujuan menyeragamkan format penulisan teks dengan mengonversi seluruh huruf menjadi huruf kecil. 3) *Normalization* Proses ini bertujuan menyeragamkan kata-kata yang memiliki makna sama namun berbeda bentuk penulisan. 4) *Convert Negation* Tahapan ini berfungsi mempertahankan makna kata yang mengandung unsur. 5) *Tokenizing* Tahapan ini merupakan proses pemecahan kalimat menjadi satuan kata terpisah atau token negasi. 6) *Stopword Removal* Tahapan ini merupakan proses penghapusan kata-kata umum yang sering muncul tetapi tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap makna kalimat. 7) *Stemming* tahapan ini berfungsi mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasar atau kata pokok.

## 2.4. Model

Pada tahap pemodelan, diterapkan proses *labeling* data sedangkan penggunaan algoritma untuk klasifikasi. Proses *labeling* dilakukan untuk menentukan kategori *sentiment* untuk masing-masing data yang telah melalui tahap pra-pemrosesan data, sehingga hasilnya dapat menjadi acuan dalam pelatihan untuk model klasifikasi tersebut. Untuk klasifikasi, akan diimplementasikan Naïve Bayes dan SVM untuk membangun model prediksi *sentiment* atau pendapat [10]. Setelah seluruh tahapan pra-pemrosesan selesai dilakukan, proses selanjutnya adalah pemberian label sentimen pada data. Pada penelitian ini, pelabelan sentimen dilaksanakan otomatis menggunakan pendekatan berbasis leksikon, yaitu metode VADER. Metode tersebut mampu mengidentifikasi polaritas sentimen pada teks dengan memanfaatkan kamus kata yang sudah ditetapkan, sehingga setiap ulasan dapat dikategorikan menjadi kategori positif, *negative* secara konsisten [11]. Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi yang berlandaskan pada prinsip probabilitas sesuai dengan

prinsip Teorema Bayes. yang menganggap bahwa seluruh fitur pada data tidak saling bergantung satu sama lain pada setiap kelas, sehingga proses perhitungan probabilitas kata terhadap label (positif/negatif) dapat dijalankan melalui teknik sederhana tetapi tetap memberikan hasil klasifikasi yang akurat. [12]. *SVM* ini termasuk dalam kategori metode *supervised* untuk menangani persoalan klasifikasi maupun regresi. Cara kerja SVM bertumpu pada pencarian hyperplane optimal yang berperan sebagai pemisah antar kelas data, sehingga model yang dihasilkan mampu mengklasifikasikan data dengan tingkat keakuratan tinggi. [13] Pada penelitian ini kernel yang digunakan adalah kernel linear sehingga Komputasi lebih cepat karena tidak ada transformasi ruang fitur, lebih mudah diinterpretasi dan cocok untuk data berdimensi tinggi seperti fitur teks. Representasi teks dalam penelitian ini dilakukan menggunakan metode TF-IDF. Metode ini terdiri atas dua komponen utama, yaitu *Term Frequency* (TF) yang bertugas menghitung seberapa sering suatu kata muncul dalam sebuah dokumen, serta *Inverse Document Frequency* (IDF) yang memberikan bobot lebih tinggi pada kata-kata yang relatif jarang ditemukan dalam keseluruhan korpus dokumen. Perpaduan kedua komponen tersebut menjadikan TF-IDF mampu menonjolkan kata yang lebih informatif dalam proses analisis teks. [14]. Dalam analisis sentimen dan klasifikasi teks, TF-IDF berfungsi mengonversi teks mentah menjadi bentuk numerik dalam format vektor. Representasi numerik tersebut memungkinkan algoritma untuk mengolah serta menelaah data teks dengan lebih efektif [15]. Evaluasi terhadap model klasifikasi dilakukan dengan memanfaatkan *Confusion Matrix* beserta sejumlah metrik turunan yang dihasilkan darinya [16]. *Confusion matrix* menyajikan informasi yang lebih terperinci mengenai performa dari model dengan memperlihatkan jumlah untuk prediksi benar dan prediksi keliru pada masing-masing kelas. Berdasarkan informasi tersebut, peneliti dapat dengan lebih mudah mengenali jenis kekeliruan yang terjadi, baik berupa *false positives* maupun *negatives*, sehingga proses evaluasi menjadi komprehensif dan informatif. [17]. Adapun metrik atau pengukuran yang diterapkan meliputi:

1. *Accuracy*: ukuran yang menggambarkan proporsi jumlah prediksi yang benar terhadap keseluruhan data yang diujikan.
2. *Precision*: kuran yang menunjukkan seberapa besar proporsi prediksi positif yang benar dari keseluruhan data yang diprediksi sebagai positif.
3. *Recall*: ukuran yang mencerminkan kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang sesungguhnya termasuk ke dalam kelas tertentu.
4. *F1-Score*: Nilai *average* harmonik yang diperoleh dari kombinasi antara hasil *precision* dan hasil *recall*.

Rumus evaluasi metrik sebagai berikut:

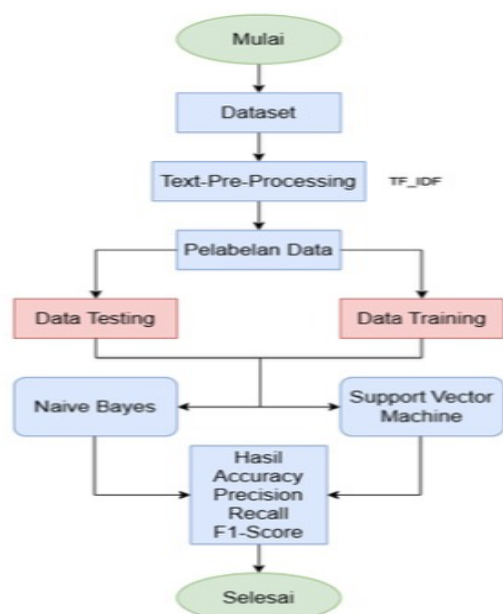
$$Acuracy\ positif = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$\text{Hasil Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$\text{Hasil Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$\text{Hasil F1-Score} = \frac{2x \text{Precision} x \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

Alur kerja algoritma yang diterapkan dalam penelitian ini digambarkan secara visual melalui diagram alir yang mengilustrasikan keseluruhan tahapan proses sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Bagan alur penerapan algoritma

### 1. Mulai

Tahapan penelitian dimulai dengan perumusan tujuan yang berfokus pada analisis data ulasan menggunakan algoritma klasifikasi.

### 2. Dataset

Dataset penelitian terdiri atas kumpulan data mentah yang bersumber dari komentar para pengguna pada platform *Google Play Store* yang memuat opini publik mengenai aplikasi Kredivo, dengan total mencapai 20.000 ulasan.

### 3. Text Preprocessing

Data mentah selanjutnya diolah melalui serangkaian tahapan *text preprocessing* yang meliputi tahap *cleaning*, tahap *case folding*, tahap *normalization*, tahap *convert negation*, tahap *tokenizing*, tahap *stopword removal*, dan tahap akhir *stemming*.

### 4. Pelabelan Data

Ulasan yang telah melalui tahap pembersihan selanjutnya diberi label sentimen secara otomatis menggunakan pendekatan *lexicon-based*. Pelabelan data menggunakan pendekatan *lexicon-based* dengan tools VADER (*Valence Aware Dictionary and Entiment Reasoner*). VADER bekerja dengan mencocokkan setiap kata dalam teks terhadap kamus sentimen yang sudah diberi skor polaritas. Skor akhir dihitung berdasarkan akumulasi nilai tiap kata,

termasuk mempertimbangkan intensifier, negasi, dan tanda baca. Proses ini dilakukan dengan mencocokkan setiap kata dalam ulasan terhadap kamus sentimen yang memuat daftar kata bernilai positif dan negatif. Berdasarkan hasil pencocokan tersebut, setiap ulasan diklasifikasikan ke dalam kategori sentimen positif atau negatif sesuai dengan makna keseluruhan yang terkandung dalam teks.

### 5. Data Training dan Testing

Data pelatihan berfungsi sebagai dasar dalam pembentukan model klasifikasi melalui pembelajaran terhadap pola dan karakteristik yang terkandung pada data. Sedangkan Data pengujian (*testing data*) dimanfaatkan untuk mengukur performa model klasifikasi melalui penilaian kehandalan model untuk dapat melakukan prediksi data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Untuk pembagian data *training* sebanyak 6.505 dan data *testing* sebanyak 1.627 dengan rasio perbandingan 80:20.

### 6. Algoritma Naïve Bayes dan SVM

Digunakan untuk mempelajari pola yang terdapat pada data pelatihan serta menerapkan hasil pembelajaran tersebut pada data pengujian untuk menentukan klasifikasi sentimen.

### 7. Hasil

Setelah proses klasifikasi dilakukan, hasil analisis dievaluasi menggunakan sejumlah *Matrix* performa seperti, hasil *accuracy*, hasil *precision*, hasil *recall*, dan juga hasil *F1-Score*.

### 8. Visualisasi

Hasil evaluasi disajikan dalam representasi grafik atau tabel dengan tujuan mempermudah proses analisis data.

### 9. Selesai

Tahapan terakhir dilakukan dengan menyusun rangkuman hasil yang telah diperoleh agar dapat disajikan di laporan penelitian.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Sample

Pengambilan data diawali dengan menetapkan sumber data yang akan digunakan, yakni aplikasi yang memiliki *Application ID* unik pada aplikasi *Google Play Store*. Proses koleksi dataset dilaksanakan melalui cara *scraping* pada aplikasi Kredivo, menggunakan *Application ID* unik *com.finaccel.android* sebagai acuan identifikasi aplikasi. Proses *scraping* dilaksanakan dengan memanfaatkan kombinasi pustaka *Python* dan fasilitas bawaan *Google Colab*, yang dimanfaatkan untuk mengambil, memproses, serta menyimpan data ulasan dari *Google Play Store*. Proses *scraping* menghasilkan 20.000 data ulasan yang memuat opini dan pengalaman pengguna terhadap aplikasi, dengan total enam atribut yang disajikan. Sampel dataset dapat dilihat pada gambar 3 berikut:

```
import pandas as pd

data = pd.read_csv("hasil_scraper_ulasan_app_kredivo.csv")
data.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 20000 entries, 0 to 19999
Data columns (total 5 columns):
 #   Column      Non-Null Count  Dtype
---  ---
 0   Review ID   20000 non-null  object
 1   Username    19999 non-null  object
 2   Rating      20000 non-null  int64
 3   Review Text 20000 non-null  object
 4   Date        20000 non-null  object
dtypes: int64(1), object(4)
memory usage: 781.4+ KB
```

No	Text
0	1 burukkkkk bgt APK nya saya udah bayar lunas sa...
1	2 MANTUL??APK ga ada lawan??
2	3 Layanan Kredivo sangat mudah dan cepat. Proses...
3	4 ingat ya saya tidak jadi ACC pencairan tolong ...
4	5 Alhamdulillah di permudah, awalnya ! saya ada m...

Gambar 3. Menampilkan 5 Baris Dataset

### 3.2. Explore

Data mentah yang didapatkan dengan teknik *scraping* selanjutnya dieksplorasi dengan melakukan pembersihan data secara manual. *Dataset* hasil *scraping* terdiri atas enam atribut, namun tidak semua atribut relevan untuk analisis sentimen. Proses seleksi fitur dilakukan untuk menentukan atribut yang paling signifikan dalam mendukung analisis. Dari enam atribut yang tersedia, dua atribut dipilih untuk digunakan pada tahap analisis berikutnya.

### 3.3. Modify

Setelah dilakukan *feature selection* untuk menghapus elemen yang tidak relevan, tahap selanjutnya adalah *text preprocessing* yang berperan penting dalam pengolahan data. Tahap ini bertujuan mempersiapkan data teks agar dapat diolah secara maksimal oleh algoritma pemodelan yang diterapkan. melalui serangkaian proses yang mencakup tahap *cleaning*, tahap *case folding*, tahap *normalization*, *duplicate removal*, tahap *convert negation*, tahap *tokenizing*, tahap *stopword removal*, dan tahap *stemming*.

#### 3.3.1. Cleaning

*Cleaning* berperan menghilangkan elemen tidak relevan diantaranya tanda baca, angka, URL, simbol, karakter khusus, atau *mention* (@username).

	Text	cleaned
0	burukkkkk bgt APK nya saya udah bayar lunas sa...	burukkkkk bgt APK nya saya udah bayar lunas sa...
1	MANTUL??APK ga ada lawan??	MANTULAPK ga ada lawan
2	Layanan Kredivo sangat mudah dan cepat. Proses...	Layanan Kredivo sangat mudah dan cepat Prosesn...
3	ingat ya saya tidak jadi ACC pencairan tolong ...	ingat ya saya tidak jadi ACC pencairan tolong ...
4	Alhamdulillah di permudah, awalnya ! saya ada m...	Alhamdulillah di permudah awalnya saya ada meng...

Gambar 4. Hasil *Cleaning*

#### 3.3.2. Case Folding

Bertujuan menyamakan format teks dengan mengonversi seluruh huruf menjadi huruf kecil guna menjaga konsistensi pada tahap analisis selanjutnya. Data yang dihasilkan pun jadi lebih bersih kemudian siap digunakan pada pemrosesan selanjutnya.

cleaned	casefold
burukkkkk bgt APK nya saya udah bayar lunas sa...	burukkkkk bgt apk nya saya udah bayar lunas sa...
MANTUL??APK ga ada lawan??	mantulapk ga ada lawan
Layanan Kredivo sangat mudah dan cepat. Prosesn...	layanan kredivo sangat mudah dan cepat prosesn...
ingat ya saya tidak jadi ACC pencairan tolong ...	ingat ya saya tidak jadi acc pencairan tolong ...
Alhamdulillah di permudah awalnya ! saya ada m...	alhamdulillah di permudah awalnya saya ada meng...

Gambar 5. Hasil *Case folding*

### 3.3.3. Normalization

Tahap selanjutnya adalah normalisasi, yaitu proses mengubah kata yang tidak baku, diantaranya bahasa gaul (slang), singkatan, ke dalam bentuk baku yang sesuai kaidah bahasa yang berlaku. *Normalisasi* bertujuan memastikan setiap kata memiliki makna yang dapat dipahami secara konsisten dalam proses analisis.

casefold	normalized
burukkkkk bgt apk nya saya udah bayar lunas sa...	buruk sekali aplikasi nya saya sudah bayar lun...
mantulapk ga ada lawan	mantulapk tidak ada lawan
layanan kredivo sangat mudah dan cepat prosesn...	layanan kredivo sangat mudah dan cepat prosesn...
ingat ya saya tidak jadi acc pencairan tolong ...	ingat iya saya tidak jadi accord pencairan tol...
alhamdulillah di permudah awalnya saya ada meng...	alhamdulillah di permudah awalnya saya ada men...

Gambar 6. Normalisasi

### 3.3.4. Convert Negation

Tahap berikutnya proses menggabungkan kata negasi dengan kata sesudahnya guna menjaga makna asli dalam konteks kalimat. Tahap ini memiliki peran krusial karena kata negasi seperti kata "tidak", kata "bukan", kata "tanpa", kata "jangan", kata "enggak", kata "gak", kata "ga", dan kata "tak" dapat mengubah makna kata yang mengikutinya secara signifikan.

normalized	negation_converted
buruk sekali aplikasi nya saya sudah bayar lun...	buruk sekali aplikasi nya saya sudah bayar lun...
mantulapk tidak ada lawan	mantulapk tidak_ada lawan
layanan kredivo sangat mudah dan cepat prosesn...	layanan kredivo sangat mudah dan cepat prosesn...
ingat iya saya tidak jadi accord pencairan tol...	ingat iya saya tidak_jadi accord pencairan tol...
alhamdulillah di permudah awalnya saya ada men...	alhamdulillah di permudah awalnya saya ada men...

Gambar 8. Hasil *Covert Negation*

### 3.3.5. Tokenizing

Merupakan proses pemecahan kalimat menjadi satuan kata yang lebih kecil atau unigram. Prosesnya menggunakan pendekatan unigram, di mana setiap kalimat diuraikan menjadi satuan kata tunggal untuk menangkap karakteristik kata secara individual dalam analisis sentimen.

negation_converted	tokenisasi
buruk sekali aplikasi nya saya sudah bayar lun...	[buruk, sekali, aplikasi, nya, saya, sudah, ba...
mantulapk tidak_ada lawan	[mantulapk, tidak_ada, lawan]
layanan kredivo sangat mudah dan cepat prosesn...	[layanan, kredivo, sangat, mudah, dan, cepat, ...
ingat iya saya tidak_jadi accord pencairan tol...	[ingat, iya, saya, tidak_jadi, accord, pencair...
alhamdulillah di permudah awalnya saya ada men...	[alhamdulillah, di, permudah, awalnya, saya, a...

Gambar 9. Hasil Tokenisasi

### 3.3.6. Stopword Removal

Tahapan berikutnya adalah penghapusan stopwords, yakni proses menghilangkan kata umum yang kerap muncul tetapi tidak punya kontribusi signifikan terhadap makna dalam tahap analisis, seperti kata “yang”, kata “dan”, atau kata “di”.

tokenisasi	stopwords
[buruk, sekali, aplikasi, nya, saya, sudah, ba...]	[buruk, aplikasi, nya, bayar, lunas, tidak_ada...]
[mantulapk, tidak_ada, lawan]	[mantulapk, tidak_ada, lawan]
[layanan, kredivo, sangat, mudah, dan, cepat, ...]	[layanan, kredivo, mudah, cepat, prosesnya, la...]
[ingat, iya, saya, tidak_jadi, accord, pencair...]	[iya, tidak_jadi, accord, pencairan, tolong, d...]
[alhamdulillah, di, permudah, awalnya, saya, a...]	[alhamdulillah, permudah, mengadu, tepatnya, k...]

Gambar 10. Stopword removal

### 3.3.7. Stemming

Tahap berikutnya dalam proses analisis adalah stemming, yakni proses mengonversi kata berimbuhan ke dalam bentuk kata dasar. Tahap ini bertujuan menyatukan berbagai variasi kata menjadi satu bentuk representatif yang konsisten, sehingga mengurangi redundansi dan meningkatkan *accuracy* dalam analisis sentimen.

stopwords	stemming
['buruk', 'aplikasi', 'nya', 'bayar', 'lunas', ...]	buruk aplikasi nya bayar lunas tidak ada cicil...
['mantulapk', 'tidak_ada', 'lawan']	mantulapk tidak ada lawan
['layanan', 'kredivo', 'mudah', 'cepat', 'pros...]	layan kredivo mudah cepat proses lancar aplika...
['iya', 'tidak_jadi', 'accord', 'pencairan', '...]	iya tidak jadi accord cair tolong data jangan ...
['alhamdulillah', 'permudah', 'mengadu', 'tepa...]	alhamdulillah mudah adu tepat kartu kredit kre...

Gambar 11. Stemming

### 3.3.8. TF-IDF

Pada tahap ini dilaksanakan proses ekstraksi fitur dengan metode TF-IDF. Metode ini berperan dalam memperkirakan tingkat kepentingan pada suatu kata pada suatu dokumen relatif terhadap keseluruhan kumpulan dokumen. TF-IDF mengeluarkan bobot yang rendah terhadap kata yang sering keluar di banyak dokumen.

### 3.4. Model

Tahap pemodelan pada penelitian meliputi dua pendekatan penting, yakni labeling data dan implementasi algoritma klasifikasi.

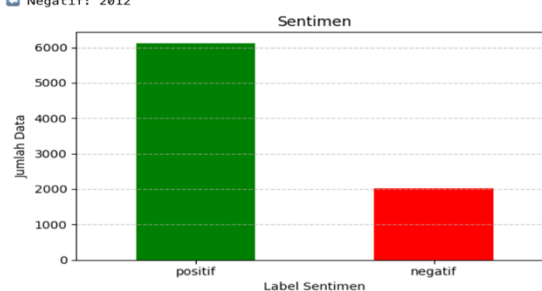
#### 3.4.1. Pelabelan Data

Pelabelan dilaksanakan secara otomatis melalui pendekatan *lexicon-based* dengan memanfaatkan metode VADER, adapun tahapan proses pelabelan sentimen dilakukan sebagai berikut:

- Mengimpor pustaka yang dibutuhkan, seperti *pandas* untuk analisis data dan analisis sentimen, serta mengunduh *lexicon* VADER yang digunakan oleh modul *SentimentIntensityAnalyzer*.
- Memaut tambahan *lexicon* dari tiga sumber, yaitu file *sentiwords\_id.txt*, *positif.csv*, dan *negatif.csv*, yang masing-masing berisi daftar kata beserta skor sentimen positif atau negatif. Skor dari *sentiword\_id* dinormalisasi ke skala -1 hingga 1 untuk disesuaikan dengan format VADER.
- Menerapkan fungsi *analyze\_sentiment*, yaitu positif (*pos*), negatif (*neg*), dan gabungan (*compound*).
- Berdasarkan nilai *compound*, data kemudian diberi label sentimen: positif jika  $> 0$ , dan negatif jika  $< 0$ .
- Hasil pelabelan disimpan dalam kolom baru bernama sentimen, dan seluruh data yang telah dilabeli diekspor ke dalam CSV bernama *sentimen.csv*.

sentiment_label	compound_sum_label	jumlah_kata_positif	jumlah_kata_negatif	sentimen
{'pos': 0.0, 'neg': 0.102, 'compound': -0.34}	-0.3400	0	2	negatif
{'pos': 0.0, 'neg': 0.318, 'compound': -0.1027}	-0.1027	0	1	negatif
{'pos': 0.324, 'neg': 0.0, 'compound': 0.8126}	0.8126	8	0	positif
{'pos': 0.0, 'neg': 0.205, 'compound': -0.3818}	-0.3818	0	2	negatif
{'pos': 0.177, 'neg': 0.309, 'compound': -0.5574}	-0.5574	4	6	negatif

Jumlah Sentimen Positif dan Negatif:  
Positif: 6120  
Negatif: 2012



Gambar 12. Pelabelan Data

### 3.4.3. Naive Bayes dan SVM

Pada penerapan algoritma Naive Bayes dan SVM, dataset dipisahkan menjadi dua bagian utama, yakni data pelatihan dan data pengujian, menggunakan proporsi data 80:20 dengan pembagian 6505 data latih dan 1627 data uji serta 70:30 dengan pembagian 5692 data latih dan 2440 data uji. Pembagian tersebut digunakan dengan tujuan menilai kestabilan, ketahanan, dan tingkat akurasi model pada proporsi data yang berbeda. Untuk penerapan svm penelitian ini menggunakan kernel linear. Dan untuk naive bayes menggunakan Multinomial.

### 3.5. Asses

Tahap evaluasi dilaksanakan guna mengukur performa setiap algoritma klasifikasi yang diterapkan. Proses evaluasi memanfaatkan hasil *confusion matrix* yang memperlihatkan jumlah prediksi benar dan salah dari hasil klasifikasi. Dari *confusion matrix* tersebut dihitung metrik evaluasi yang meliputi hasil *accuracy*, hasil *precision*, hasil *recall*, dan hasil *f1-score* guna menyajikan gambaran yang menyeluruh terhadap kinerja model dalam mengelompokkan data sentimen.

### 3.6. Performance Report

Tahap ini merupakan proses pemaparan hasil evaluasi model dengan penggunaan metrik hasil *accuracy*, hasil *precision*, hasil *recall*, dan hasil *f1-score*. Keempat metrik tersebut diterapkan untuk menghasilkan gambaran yang menyeluruh mengenai performa setiap algoritma mengklasifikasikan sentimen.

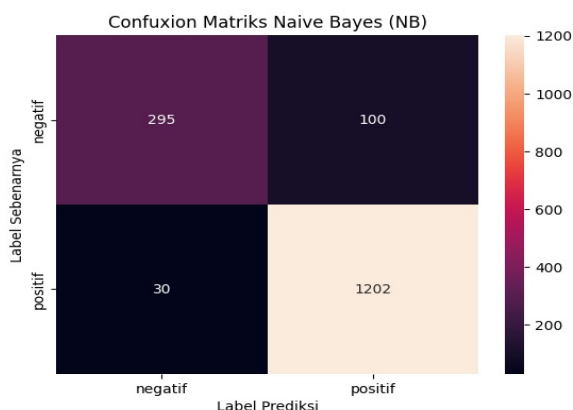
#### 3.6.1 Hasil Kinerja Algoritma Naïve Bayes

Pada tahap ini akan dijelaskan mengenai hasil kinerja dari algoritma Naïve Bayes yang diterapkan, dengan rinciannya disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Tabel Hasil *Accuracy* Pemodelan Data Naïve Bayes

Rasio Perbandingan	Data Latih	Data Uji	<i>Accuracy</i>
80:20	6.505	1.627	92,01%
70:30	5.692	2.440	91,48%

Tabel 1 menampilkan hasil evaluasi kinerja algoritma Naïve Bayes berdasarkan dua skenario pemisahan data latih dan pengujian dengan skala rasio 80:20 serta 70:30. Hasil evaluasi menampilkan bahwa untuk rasio 80:20 mendapat nilai *accuracy* tertinggi sebesar 92,01%, dengan 6.505 data diterapkan untuk sesi pelatihan dan 1.627 data untuk sesi pengujian. Pada rasio 70:30 diperoleh *accuracy* sebesar 91,48%, dengan 5.692 data latih dan 2.440 data uji. Meskipun rasio 70:30 memberikan jumlah data uji lebih banyak, tingkat *accuracy* yang dihasilkan sedikit lebih kecil jika dibandingkan dengan rasio 80:20. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa rasio 80:20 memberikan stabilitas yang jauh lebih baik antara data latih dan data uji, serta mendapatkan performa model yang lebih optimal.



Gambar 13. Hasil Evaluasi Model Algoritma Naïve Bayes dengan Rasio data 80:20

Pada Gambar 13. memperlihatkan *confusion matrix* hasil prediksi sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes. Berdasarkan visualisasi tersebut, sebanyak 1.202 data berhasil dikategorikan secara benar sebagai sentimen yang positif (*True Positive*), sementara itu 30 data lainnya yang aslinya positif justru salah dikategorikan menjadi negatif (*False Negative*). Selain itu, terdapat juga sebanyak 295 data negatif yang telah berhasil diidentifikasi dan dikategorikan dengan tepat sebagai negatif (*True Negative*), sedangkan 100 data negatif lainnya salah dikategorikan sebagai positif (*False Positive*).

Hasil ini menyajikan informasi mengenai distribusi prediksi model untuk dapat mengklasifikasikan data sentimen, serta menjadi dasar dalam menghitung *matrix* evaluasi seperti hasil *accuracy*, hasil *precision*, hasil *recall*, dan hasil *F1-score* sebagai berikut:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{1202+295}{1202+295+100+30} = 0,9199 \text{ atau } 91,99\%$$

$$\text{Precision (positif)} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{1202}{1202+100} = \frac{1202}{1302} = 0,9232 \text{ atau } 92,32\%$$

$$\text{Precision (negatif)} = \frac{TN}{TN+FN} = \frac{295}{295+30} = \frac{295}{325} = 0,9077 \text{ atau } 90,77\%$$

$$\text{Recall (positif)} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{1202}{1202+30} = \frac{1202}{1232} = 0,9756 \text{ atau } 97,56\%$$

$$\text{Recall (negatif)} = \frac{TN}{TN+FP} = \frac{295}{295+100} = \frac{295}{395} = 0,7468 \text{ atau } 74,68\%$$

$$\text{F1-Score (positif)} = \frac{2x \text{ Precision} x \text{ Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2x0,9232x0,9756}{0,9232+0,9756} = \frac{2x1,903}{1,8988} = 0,9496 \text{ atau } 94,96\%$$

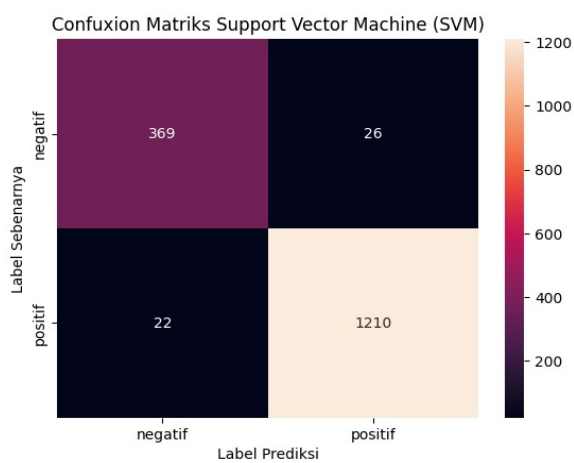
$$\text{F1-score (negatif)} = \frac{2x \text{ Precision} x \text{ Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2x0,9077x0,7468}{0,9077+0,7468} = \frac{2x1,3570}{1,6545} = 0,8205 \text{ atau } 82,05\%$$

Tabel 2. Tabel Hasil *Accuracy* Pemodelan Data SVM

Rasio Perbandingan	Data Latih	Data Uji	<i>Accuracy</i>
80:20	6.505	1.627	97,05%
70:30	5.692	2.440	96,76%

Tabel 2 menampilkan hasil pengujian performa algoritma SVM berdasarkan dua skenario pengelompokan data untuk pelatihan dan untuk pengujian dengan rasio 80:20 serta 70:30. Hasil pengujian memperlihatkan bahwa rasio 80:20 mendapatkan hasil *accuracy* tertinggi sebesar 97,05%, dengan 6.505 data dipakai untuk data pelatihan dan 1.627 data pengujian. Pada rasio 70:30 diperoleh nilai *accuracy* sebesar 96,76%, dengan 5.692 data *training* dan 2.440 data *testing*. Meskipun rasio 70:30 menyediakan jumlah data uji lebih banyak, tingkat *accuracy* yang dihasilkan sedikit lebih kecil jika dikomparasi dengan rasio 80:20. Kondisi tersebut

menunjukkan bahwa rasio 80:20 menghasilkan stabilitas yang jauh lebih baik antara *data training* dan *data testing*, serta menghasilkan performa lebih optimal.



Gambar 14. Hasil. Evaluasi Model Algoritma SVM dengan Rasio data 80:20

Pada gambar 14 memperlihatkan confusion matrix hasil prediksi sentimen dengan penerapan algoritma SVM. Berdasarkan visualisasi tersebut, sebanyak 1.210 data telah berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai sentimen yang positif (True Positive), sementara terdapat 22 data yang aslinya bernilai positif justru salah dikategorikan menjadi negatif (False Negative). Selain itu, terdapat sebanyak 369 data negatif yang berhasil dikenali dan dikategorikan dengan tepat sebagai negatif (True Negative), sedangkan 26 data negatif lainnya salah dikategorikan sebagai positif (False Positive).

Hasil ini memberikan hasil mengenai distribusi prediksi model dalam mengkategorikan data sentiment pengguna, serta menjadi dasar dalam menghitung Matrix evaluasi seperti hasil accuracy, hasil precision, hasil recall, dan hasil F1-score seperti berikut ini:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{1210+369}{1210+369+26+22}$$

$$= 0,9705 \text{ atau } 97,05\%$$

$$Precision \text{ (Positif)} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{1210}{1210+26} = \frac{1210}{1236}$$

$$= 0,9790 \text{ atau } 97,90\%$$

$$Precision \text{ (Negatif)} = \frac{TN}{TN+FN} = \frac{369}{369+22} = \frac{369}{391}$$

$$= 0,9437 \text{ atau } 94,37\%$$

$$Recall \text{ (positif)} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{1210}{1210+22} = \frac{1210}{1232}$$

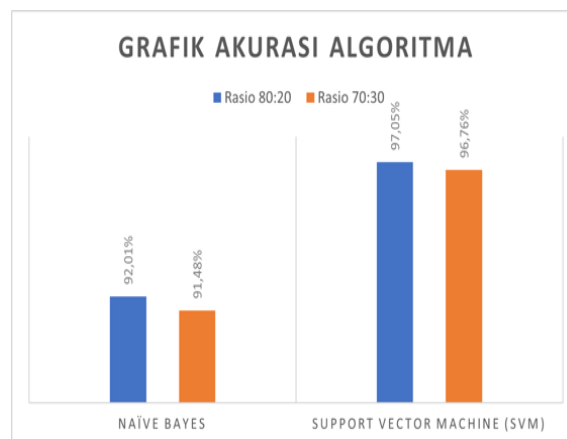
$$= 0,9821 \text{ atau } 98,21\%$$

$$Recall \text{ (negatif)} = \frac{TN}{TN+FP} = \frac{369}{369+26} = \frac{369}{395}$$

$$= 0,9342 \text{ atau } 93,42\%$$

$$F1\text{-Score (positif)} = \frac{2x \text{ Precision} x \text{ Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2x0,9790x0,9437}{0,9790+0,9437} = \frac{2x1,8478}{1,9227} = 0,9609 \text{ atau } 96,09\%$$

$$F1\text{-score (negatif)} = \frac{2x \text{ Precision} x \text{ Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2x0,9821x0,9342}{0,9821+0,9342} = \frac{1,8352}{1,9163} = 0,9576 \text{ atau } 95,76\%$$



Gambar 15. Grafik Akurasi Perbandingan Algoritma Naive Bayes dan SVM

Pada Gambar 15 ditampilkan grafik hasil akurasi penerapan algoritma SVM dengan menerapkan pembagian rasio 80:20 menunjukkan hasil yang lebih unggul jika dibandingkan dengan hasil eksperimen lainnya yaitu dibandingkan dengan kinerja algoritma naive bayes.



Gambar 16. Visualisasi WordCloud

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil mengelompokkan sentimen terhadap layanan pinjaman online Kredivo. Hasil pengolahan data menunjukkan bahwa sentimen positif lebih dominan dibandingkan sentimen negatif, dengan 6.120 ulasan diklasifikasikan sebagai positif dan 2.012 ulasan sebagai negatif. Berdasarkan hasilnya model untuk algoritma SVM memberikan kinerja klasifikasi lebih baik dengan hasil akurasi 97,05%, sedangkan algoritma Naive Bayes memperoleh akurasi sebesar 92,01%. Kesimpulan akhir dari penelitian ini menunjukkan bahwa ulasan pengguna Aplikasi Kredivo memiliki ulasan positif yang lebih baik dibandingkan dengan negative sehingga Aplikasi kredivo memiliki kredibilitas yang sudah baik berdasarkan hasil penelitian. Selain itu penggunaan framework SEMMA dalam penelitian yang diterapkan memberikan hasil yang baik dan terstruktur dari mulai tahapan pengumpulan data mentah sampai dengan tahap akhir yaitu hasil akurasi pelabelan ulasan positif dan negatif.

Untuk saran penelitian selanjutnya disarankan untuk:  
1) memperluas sumber data dengan melibatkan *platform* media sosial seperti X (*twitter*), *Facebook*, dan *Instagram* untuk memperoleh cakupan data yang lebih beragam. 2) Pengembangan model klasifikasi dapat dilakukan dengan mencoba algoritma lain seperti *Decision Tree*, *K-Nearest Neighbors (KKN)*, *Random Forest*, dan *Logistic Regression* untuk membandingkan performa masing-masing metode. 3) Proses pengumpulan data dapat ditingkatkan menggunakan teknik lain seperti *crawling* data atau pendekatan otomatis lainnya

### Daftar Rujkan

- [1] E. P. Pailaha, T. O. Rotinsulu, and D. Mandej, "Pengaruh Fintech Peer to Peer Lending dan Pembayaran Digital Uang Elektronik Terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia," *Jurnal Berkala Ilmiah Efisiensi*, vol. 23, no. 7, pp. 181–192, 2023.
- [2] A. Abidin, N. S. Zahra, and A. Yusuf, "Analisis Aplikasi Kredito Berdasarkan Information System Success Model (ISSM)," *Jurnal Maksipreneur: Manajemen, Koperasi, dan Entrepreneurship*, vol. 12, no. 2, pp. 602–616, 2023.
- [3] H. S. L. Gaol and R. O. Tandiono, "Perlindungan Hukum Bagi Konsumen Terhadap Pembatalan Transaksi Jual Beli Online Menggunakan Metode Paylater," *Kertha Patrika*, vol. 47, no. 2, pp. 179–195, 2025.
- [4] M. Iqbal, M. Afdal, and R. Novita, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine Untuk Analisa Sentimen Data Ulasan Aplikasi Pinjaman Online di Google Play Store: Implementation of Support Vector Machine Algorithm for Sentiment Analysis of Online Loan Application Review Data on Google Play Store," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 4, pp. 1244–1252, 2024.
- [5] A. Munna and E. Zuliarso, "Interpretasi model Stacking Ensemble untuk analisis sentimen ulasan aplikasi pinjaman online menggunakan LIME," *AITI*, vol. 21, no. 2, pp. 183–196, 2024.
- [6] K. Ahmad, "Analisis Sentimen Pinjaman Online Akulaku dan Kredivo dengan metode Support Vector Machine (SVM)," *Journal of Mandalika Literature*, vol. 4, no. 4, pp. 323–332, 2023.
- [7] F. A. Indriyani, A. Fauzi, and S. Faisal, "Analisis sentimen aplikasi tiktok menggunakan algoritma naïve bayes dan support vector machine," *TEKNOSAINS: Jurnal Sains, Teknologi dan Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 176–184, 2023.
- [8] V. Arinal and M. Azhari, "Penerapan regresi linear untuk prediksi harga beras di Indonesia," *Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 5, no. 1, pp. 341–346, 2023.
- [9] F. A. Larasati, D. E. Ratnawati, and B. T. Hanggara, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, vol. 6, no. 9, pp. 4305–4313, 2022.
- [10] D. Atmajaya, A. Febrianti, and H. Darwis, "Metode SVM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen ChatGPT di Twitter," *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 12, no. 4, 2023.
- [11] G. A. Joni, N. Cahyono, A. Baita, and N. Aini, "Analisis Sentimen Komentar Masyarakat Terhadap Rangka Esaf Honda Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Super Vector Machine," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 5, pp. 10879–10885, 2024.
- [12] A. Herliana and S. S. Muawiyah, "Komparasi Optimasi Analisis Sentimen Cyberbullying Pada Instagram Berbasis Particle Swarm Optimization," *JURNAL RESPONSIF*, vol. 6, no. 1, pp. 43–53, 2024.
- [13] R. N. Handayani, "Optimasi algoritma support vector machine untuk analisis sentimen pada ulasan produk tokopedia menggunakan pso," *Media Informatika*, vol. 20, no. 2, pp. 97–108, 2021.
- [14] O. I. Gifari, M. Adha, I. R. Hendrawan, and F. F. S. Durrand, "Analisis Sentimen Review Film Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine," *Journal of Information Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 36–40, 2022.
- [15] J. E. B. Sinulingga and H. C. K. Sitorus, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat terhadap Film Horor Indonesia Menggunakan Metode SVM dan TF-IDF," *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 14, no. 1, pp. 42–53, 2024.
- [16] D. Siregar, F. Ladaya, N. Z. Albaqi, and B. M. Wardana, "Penerapan Metode Support Vector Machines (SVM) dan Metode Naive Bayes Classifier (NBC) dalam Analisis Sentimen Publik terhadap Konsep Child-free di Media Sosial Twitter," *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, vol. 7, no. 1, pp. 93–104, 2023.
- [17] A. F. Azmi and A. Voutama, "Prediksi Churn Nasabah Bank Menggunakan Klasifikasi Random Forest Dan Decision Tree Dengan Evaluasi Confusion Matrix," *Komputa: Jurnal Ilmiah Komputer Dan Informatika*, vol. 13, no. 1, pp. 111–119, 2024.