

## TINJAUAN SENTIMEN TERHADAP ULASAN APLIKASI PEMINJAMAN ONLINE DENGAN METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)

Farhan Wahyuta Kusuma<sup>1</sup>, Putra Dermawan<sup>2</sup>, Indra Samsie<sup>3</sup>, Nur Salman<sup>4</sup>,  
ST. Aminah Dinayati Ghani<sup>5</sup>, Suci Rahma Dani Rachman<sup>6</sup>

<sup>1,2,3,4,5,6</sup>Teknik Informatika, Universitas Dipa, Jl. Perintis Kemerdekaan No.KM.9, Kec. Tamalanrea, Kota Makassar, Sulawesi Selatan 90245. E-mail: <sup>1</sup>[Kusumafarhan82@gmail.com](mailto:Kusumafarhan82@gmail.com), <sup>2</sup>[wawanvalak15@gmail.com](mailto:wawanvalak15@gmail.com), <sup>3</sup>[indrasamsie@undipa.ac.id](mailto:indrasamsie@undipa.ac.id), <sup>4</sup>[nursalman.halim@undipa.ac.id](mailto:nursalman.halim@undipa.ac.id), <sup>5</sup>[dinayati.amy@undipa.ac.id](mailto:dinayati.amy@undipa.ac.id), <sup>6</sup>[sucirachman@undipa.ac.id](mailto:sucirachman@undipa.ac.id)

\*Koresponden Author: ST. Aminah Dinayati Ghani, [dinayati.amy@undipa.ac.id](mailto:dinayati.amy@undipa.ac.id)

Accepted: 02 24, 2024 ; Revised: 02 27, 2024; Published: 02 29, 2024

### Abstrak

*Pinjaman online (Pinjol) merupakan praktik meminjamkan uang secara online melalui aplikasi atau situs web tanpa melalui lembaga keuangan tradisional seperti bank atau kreditor tradisional lainnya. Contoh aplikasi yang bergerak dibidang tersebut ialah aplikasi AkuLaku dan Kredivo. Aplikasi tersebut beroperasi di bidang e-commerce dan penyediaan kredit di Asia Tenggara termasuk Indonesia. Aplikasi tersebut masih memiliki kekurangan dan kelebihan yang mengundang ulasan yang bersifat positif dan negatif. Ulasan tersebut tertuang pada Play Store. Tujuan penulisan untuk mengidentifikasi ulasan positif dan negatif dalam aplikasi pinjol yang dapat mempengaruhi keputusan pengguna dalam memilih aplikasi pinjol. Teknik klasifikasi Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk menganalisis sentimen positif dan negatif dari ulasan tersebut. Hasil akurasi yang diperoleh setelah dilakukan penganalisaan sentimen terhadap ulasan dari aplikasi Kredivo 81% dan aplikasi AkuLaku 75%. Semakin tinggi nilai akurasi, semakin baik kemampuan model dalam memprediksi sentimen dengan benar. Jadi dalam memilih aplikasi pinjol penulis menyarankan untuk memilih aplikasi Kredivo dikarenakan analisis sentimen yang dilakukan menggunakan model SVM menunjukkan Kredivo memiliki kualitas yang lebih baik dibandingkan dengan AkuLaku.*

**Kata kunci:** Pinjaman online, AkuLaku, Kredivo, Play Store, Support Vector Machine

### Abstract

**[SENTIMENT ANALYSIS OF ONLINE LOAN APPLICATION REVIEWS USING SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) METHOD]** Online loans, abbreviated as "Pinjol," refer to the practice of lending money online through applications or websites without involving traditional financial institutions such as banks or other traditional creditors. Examples of applications in this field include AkuLaku and Kredivo. These apps operate in the e-commerce and credit provision sectors in Southeast Asia, including Indonesia. Despite their operational strengths, these applications have both advantages and disadvantages, leading to positive and negative reviews on platforms like the Play Store. The research aims to identify positive and negative reviews within these online loan applications that can influence users' decisions when choosing a particular app. The Support Vector Machine (SVM) classification technique is employed to analyze positive and negative sentiments from these reviews. The accuracy results obtained after sentiment analysis for Kredivo are 81%, while for AkuLaku, it is 75%. A higher accuracy value indicates a better ability of the model to predict sentiments correctly. Visualization of impactful words based on word frequency is presented in the form of a Word Cloud. Therefore, based on the sentiment analysis conducted using the SVM model, the author suggests choosing the Kredivo app when selecting an online loan application, as the analysis indicates that Kredivo has better quality compared to AkuLaku.

**Keywords:** Online loans, AkuLaku, Kredivo, Play Store, Support Vector Machine

## 1. PENDAHULUAN

Pinjaman online (Pinjol) merupakan praktik meminjamkan uang secara *online* melalui aplikasi atau situs *web* tanpa melalui lembaga keuangan tradisional seperti bank atau kreditor tradisional lainnya[1]. Dalam beberapa tahun terakhir, industri pinjol telah berkembang pesat dan menjadi bagian penting dalam kehidupan perekonomian modern.

Pinjaman online memiliki beberapa permasalahan umum. Salah satunya adalah fakta bahwa masyarakat Indonesia kurang memahami masalah yang disebabkan penggunaan aplikasi pinjol secara tidak bijak dibandingkan dengan pinjaman konvensional, pinjol biasanya memiliki tingkat suku bunga yang lebih tinggi dan jangka waktu cicilan yang lebih pendek. Salah satu kekhawatiran utama adalah tingginya suku bunga yang sering kali diberlakukan oleh penyedia pinjaman *online*[2]. Tingkat suku bunga yang tinggi ini dapat menyebabkan pengguna terperangkap dalam lingkaran utang dan sulit melepaskan diri dari utang tersebut. Di samping itu, praktek pemberian pinjaman yang agresif dan kurangnya regulasi yang memadai dapat meningkatkan risiko bagi konsumen.

AkuLaku dan Kredivo adalah contoh aplikasi pinjol yang ada saat ini. Aplikasi tersebut beroperasi di bidang *e-commerce* dan penyediaan kredit di Asia Tenggara termasuk Indonesia. Aplikasi tersebut memungkinkan pengguna dengan mudah membeli produk lebih dari 90.000 *merchant* yang telah bergabung dengan AkuLaku menggunakan metode beli sekarang bayar nanti, dan produk pinjaman tunai[3]. Selain itu, pengguna juga dapat menggunakan fitur PayLater di aplikasi tersebut sebagai metode pembayaran di lebih dari 1.000 mitra *merchant*.

Dalam konteks pesatnya pertumbuhan industri pinjol, rating dan ulasan pengguna memainkan peran sentral dalam membentuk persepsi dan kepercayaan calon pengguna terhadap layanan aplikasi pinjol. Aplikasi pinjol terus menghadapi tantangan dalam mengelola ulasan pengguna dalam jumlah besar. Analisis sentimen terhadap ulasan ini

sangat penting untuk memahami umpan balik pelanggan dan meningkatkan kualitas layanan. Dengan mengklasifikasikan sentimen ulasan menjadi kategori positif dan negatif, memungkinkan Anda merespon umpan balik pengguna dengan lebih efisien, mengidentifikasi peluang perbaikan, dan meningkatkan reputasi perusahaan. Penggunaan sistem otomatis untuk analisis sentimen juga relevan mengingat kemajuan teknologi pemrosesan bahasa alami yang dapat memberikan solusi cepat dan akurat untuk menangani kompleksitas ulasan dalam jumlah besar. Oleh karena itu, pengembangan model klasifikasi sentimen menjadi kebutuhan strategis untuk meningkatkan pengalaman pengguna, menjaga kepercayaan pelanggan dan bertahan dalam ketatnya persaingan di industri ini.

Penulisan ini bertujuan untuk menganalisis ulasan pada aplikasi pinjol. Dalam penulisan ini penulis akan melakukan analisis sentimen dengan mengekstrak dan memproses opini, sentimen, dan emosi dari teks yang dihasilkan oleh manusia. Teknik ini dapat membantu penulis untuk memahami opini dan sentimen yang terkandung dalam teks, seperti ulasan. Dalam analisis data terdapat banyak metode pengklasifikasian. *Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu algoritma yang terdapat pada teknik klasifikasi. SVM dalam proses klasifikasi ini berupaya untuk menemukan garis terbaik untuk membagi dua kelas dan kemudian mengklasifikasikan dokumen pengujian berdasarkan sisi mana garis tersebut muncul, SVM memungkinkan kita untuk secara akurat menempatkan tanggapan orang ke dalam kelas positif atau negatif [4].

Studi sebelumnya telah menunjukkan keunggulan metode SVM dalam analisis sentimen. Hasil penulisan N. Hendrastuty dkk tentang penggunaan metode SVM menghasilkan akurasi yang sangat baik yaitu 98,34% untuk analisa sentimen oleh Masyarakat pengguna kartu prakerja dengan dataset pada Twitter[5].

Jenis penulisan yang digunakan adalah penulisan kualitatif yang berupa data ulasan pengguna pada aplikasi AkuLaku dan Kredivo dianalisis secara detail dan bersifat deskriptif. Pengklasifikasian data akan menggunakan pendekatan kuantitatif secara statistik yang dijelaskan dengan hasil perhitungan angka, tabel atau diagram.

*Scraping* data adalah suatu teknik yang digunakan untuk mengambil, menganalisa dan memproses suatu data dari suatu sistem atau dokumen yang berbeda. Teknik *scraping* biasanya digunakan untuk mengambil data dari *website* yang biasa disebut *web scraping*. *Web Scraping* juga dikenal sebagai data *scraping* berarti mengekstraksi data dari situs *web* atau halaman *web* tertentu. Mengekstraksi data berguna untuk analisis data, pengumpulan data bisnis, data waktu nyata, dll[6].

Data yang digunakan adalah dataset hasil dari *scraping* menggunakan *Google Collab* mengenai ulasan pada aplikasi AkuLaku dan Kredivo yang terdapat di *Play Store*. Data yang di *scraping* adalah data ulasan dari tahun 2021 hingga 2023 sebanyak 1200 data.

Setelah data di *scraping* kemudian dilanjutkan dengan pra-pemrosesan data yaitu Pra-Pemrosesan Data yang bertujuan untuk membersihkan dan mengaplikasikan data *tweet* sebelum dilakukan analisis sentimen. Langkah-langkah yang dilakukan antara lain:

- Penghapusan data yang tidak relevan, seperti ulasan yang tidak berkaitan dengan topik yang ditentukan.
- Penghilangan tautan, simbol, dan karakter khusus dari *tweet*.
- Pembersihan *tweet* dari bahasa kasar atau tidak pantas.
- Tokenisasi *tweet* untuk memisahkan kata-kata.
- Penghapusan kata-kata yang tidak relevan, seperti kata-kata umum, katakata penghubung, dan kata-kata yang tidak memberikan informasi sentimen.
- Stemming atau lemmatisasi kata-kata untuk mengubahnya menjadi bentuk dasar.

Setelah tahap pra-pemrosesan data, dilakukan pembentukan fitur untuk mewakili *tweet* dalam bentuk *vektor*. Salah satu metode yang umum digunakan adalah *TF-IDF* (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) merupakan ukuran statistik yang menggambarkan pentingnya suatu istilah terhadap sebuah dokumen tertentu dalam sebuah kumpulan atau korpus. Ukuran ini sering dipakai sebagai faktor pembobot dalam pencarian temu balik informasi, penambahan teks dan pemodelan pengguna. Metode ini menghitung frekuensi kata-kata dalam ulasan dan mengurangi bobot kata-kata yang muncul secara umum dalam seluruh data. Fitur-fitur yang paling relevan dan kuat dalam mewakili sentimen akan dipilih.

Tahap selanjutnya penulis melakukan pelabelan sentimen yaitu setiap ulasan akan diberikan label sentimen berdasarkan klasifikasi yang relevan, seperti positif dan negatif. Pelabelan dapat dilakukan dengan menggunakan kamus kata-kata sentimen atau dengan menerapkan algoritma pembelajaran mesin untuk melabeli sentimen berdasarkan data pelatihan.

Setelah pelabelan sentimen, dilakukan pembuatan model dengan menggunakan algoritma SVM. Langkah-langkah yang dilakukan antara lain:

- Pembagian data menjadi set pelatihan (*training set*) dan set pengujian (*testing set*).
- Melatih model SVM pada set pelatihan dengan menggunakan vektor fitur yang telah dibentuk.
- Validasi model menggunakan set pengujian untuk mengukur kinerja dan akurasi model.

## 2. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini melakukan analisis sentimen pada ulasan aplikasi Kredivo dan AkuLaku menggunakan pendekatan algoritma *Support Vector Machine*, yang dilakukan dengan bantuan *Google Collab* untuk menghasilkan temuan yang relevan.

a. Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan teknik *scrapping* data menggunakan *Google Collab*. Atribut yang diambil hanya terdiri dari *username*, *score* atau *rating* dan *content* (ulasan pengguna). Data yang berhasil dikumpulkan dari proses *scrapping* adalah sebanyak 1020 data dari masing-masing aplikasi pinjol yang berkisar pada tahun 2020 sampai dengan 2023 yang kemudian ditabulasikan ke dalam *Microsoft excel* dalam format *csv*. Beberapa data ulasan yang berhasil di *scrapping* dapat dilihat pada Gambar 3.1 di bawah ini:



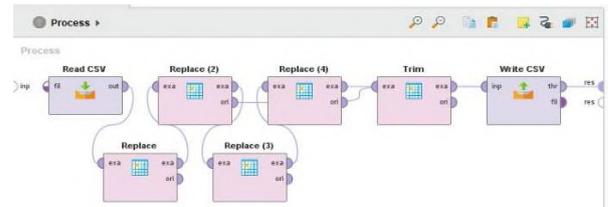
Gambar 3.1 Dataset Hasil Scrapping Aplikasi Kredivo



Gambar 3. 2 Dataset Hasil Scrapping Aplikasi AkuLaku

b. Pra Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data bertujuan untuk membersihkan dan mempersiapkan data *tweet* seperti menghilangkan *missing value*, menghapus data duplikat, dan menghilangkan teks yang tidak perlu. Peneliti membersihkan data menggunakan *tools* yang ada pada *rapidminer* dengan desain *vektor* fitur pada gambar 3.3 di bawah ini :



Gambar 3.3 Pembersihan Data

*Replace* digunakan untuk menghapus *retweet* pada data, *replace 2* digunakan untuk menghapus *link* pada pertengahan teks, *replace 3* digunakan untuk menghapus *link* pada akhir teks, *replace hashtag* berfungsi untuk menghapus *hashtag* pada teks misalnya “#hashtag”, *replace mention* berfungsi untuk menghilangkan mention pada teks misalnya “@mention”, *replace symbol* berfungsi untuk menghilangkan simbol-simbol pada teks yang biasa digunakan sebagai *emoticon* misalnya “,:;)”, *trim* berfungsi untuk menghilangkan spasi yang tidak perlu pada teks. Dan selanjutnya akan didapatkan data bersih untuk dilanjutkan ke tahap pelabelan sentimen. Hasil pembersihan data ini dapat dilihat pada gambar 3.4 dan gambar 3.5.



Gambar 3.4 Data Bersih Kredivo

c. Pelabelan Sentimen

Proses pelabelan data dilakukan oleh satu aktor secara manual. Peneliti melakukan pelabelan secara manual dengan cara

menentukan secara pribadi suatu data masuk ke dalam kelas positif dan kelas negatif. Pelabelan data dan pengelompokan kelas dilakukan berdasarkan batasan yang ditentukan oleh aktor diantaranya :



**Gambar 3.5** Data Bersih AkuLaku

1. Kelas Positif: dilihat dari isi ulasan yang mengandung kata yang bermakna positif atau pujian.
2. Kelas Negatif: berisi ulasan yang mengandung kata yang bermakna negatif, celaan, kalimat yang berbentuk protes ataupun menyampaikan keluhan terhadap layanan dan aplikasi pinjol.

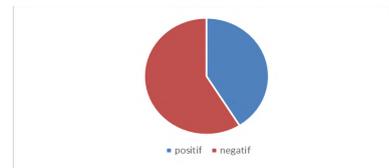
Saat proses pelabelan data dilakukan pula penghapusan beberapa data yang kiranya tidak dapat di proses oleh sistem, data yang dihapus berupa ulasan atau komentar yang hanya menggunakan *emoticon* data. Tabel 3.1 menunjukkan contoh data yang dilabelkan secara manual mewakili 1020 data yang ada.

**Tabel 3.1** Hasil Pelabelan secara Manual

Label sentimen	Isi	Pertimbangan	Kata kunci
Positif	Menjadi lebih memudahkan segala keperluan dan memudahkan disaat saat darurat	Kalimat pujian bermakna positif	Memudahkan
Positif	jos dan lebih mantap kalo limitnya kembali gede	Kalimat pujian bermakna positif	Mantap
Positif	Aplikasi kredivo ini sangat membantu sekali	Kalimat pujian bermakna positif	Membantu
Positif	Sangat mudah dan fleksibe	Kalimat pujian bermakna positif	Fleksibel



Positif	Alhamdulillah kredivo dipakainya mudah dan gampang	Kalimat pujian bermakna positif	Alhamdulillah, gampang
Negatif	Saya kurang penilaian untuk aplikasi ini	Kalimat mengandung makna negatif	Kurang
Negatif	beberapa bulan ini kredivo susah digunakan tidak bisa belanja di shoope	Kalimat mengandung makna negatif	Susah
Negatif	Sangat menjengkelkan dan buat malu	Kalimat mengandung makna negatif	Menjengkelkan
Negatif	Aplikasi sering error, terus sering tidak akurat juga.	Kalimat mengandung makna negatif	Error,tidak akurat
Negatif	Membatalkan transaksi yang jelas tidak jadi terjadi saja ribet	Kalimat mengandung makna negatif	Ribet



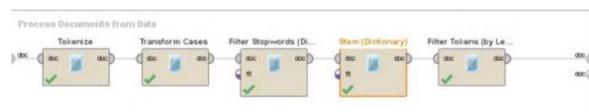
**Gambar 3.6** Presentase Data Hasil Labeling Aplikasi Kredivo



**Gambar 3.7** Presentase Data Hasil Labeling Aplikasi AkuLaku

d. *Text preprocessing*

*Text preprocessing* pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu: *tokenizing*, *case folding*, *filtering* kata dengan menghilangkan kata *stopword*, dan proses *stemming*.



**Gambar 3.8** Tahap *Text Preprocessing* Aplikasi Kredivo dan AkuLaku

1. *Tokenizing* adalah proses memecah *string teks* dokumen yang panjang menjadi kata perkata.

Word	Attribute Name	Total Occurrences	Document Occurrences
ABIS	ABIS	1	1
ACC	ACC	19	18
ACCbayar	ACCbayar	1	1
ACCcum...	ACCcum...	1	1
ACCken...	ACCkenapa	2	2
ACCpaj...	ACCpajater	1	1
ACCsaya	ACCsaya	1	1

Gambar 3.8 Hasil *Tokenizing* Aplikasi AkuLaku

Word	Attribute Name	Total Occurrences	Document Occurrences
APK	APK	1	1
APLIKASI	APLIKASI	2	2
APP	APP	1	1
ARDIAN...	ARDIANSYAH	1	1
ART	ART	1	1
ATM	ATM	1	1
AYO	AYO	1	1

Gambar 3.9 Hasil *Tokenizing* Aplikasi Kredivo

2. *Case Folding* adalah tahapan proses mengubah semua huruf dalam teks dokumen menjadi huruf kecil.

Word	Attribute Name	Total Occurrences	Document Occurrences
a	a	1	1
aaas	aaas	1	1
abalkan	abalkan	1	1
abal	abal	1	1
abis	abis	2	2
abisin	abisin	1	1

Gambar 3.10 Hasil *Case Folding* Aplikasi Akulaku

Word	Attribute Name	Total Occurrences	Document Occurrences
apknya	apknya	5	4
apl	apl	2	2
aplg	aplg	1	1
aplikasi	aplikasi	1	1
aplication	aplication	1	1

Gambar 3.11 Hasil *Case Folding* Aplikasi Kredivo

3. *Stopword Filtering*, *stopword* adalah proses menghapus kata-kata yang dianggap tidak penting, seperti "di", "oleh", "pada", "sebuah", "karena".

Word	Attribute Name	Total Occurrences	Document Occurrences
berasura...	berasuransip	1	1
berat	berat	12	12
beratjd	beratjd	1	1
berbasis	berbasis	1	1
berbajar	berbajar	1	1

Gambar 3.12 Hasil *Stopword* Aplikasi AkuLaku

Word	Attribute Name	Total Occurrences	Document Occurrences
apk	apk	96	77
apknya	apknya	5	4
apl	apl	2	2
aplg	aplg	1	1
aplikasi	aplikasi	1	1

Gambar 3.13 Hasil *Stopword* Aplikasi Kredivo

4. *Stemming* adalah proses mencari akar kata dari tiap token kata yaitu pengembalian suatu kata berimbuhan ke bentuk dasarnya.

Word	Attribute Name	Total Occurrences	Document Occurrences
dioerlimban...	dioerlimbangkan	1	1
diorderan	diorderan	1	1
dipahamigak	dipahamigak	2	2
dipakai	dipakai	41	35

Gambar 3.14 Hasil *Stemming* Aplikasi AkuLaku

Word	Attribute Name	Total Occurrences	Document Occurrences
apk	apk	96	77
apknya	apknya	5	4
apl	apl	2	2
aplg	aplg	1	1

Gambar 3.15 Hasil *Stemming* Aplikasi Kredivo

5. TF-IDF yaitu pemberian bobot pada setiap kata kunci yang telah melalui *text preprocessing* untuk mencari kemiripan kata kunci dengan kategori yang tersedia. Hasil TF-IDF dapat dilihat pada gambar 3.16 dan gambar 3.17.

berkah	berkala	berkali	berkarya	berkat
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0	0	0	0
0	0.233	0	0	0
0	0	0	0	0

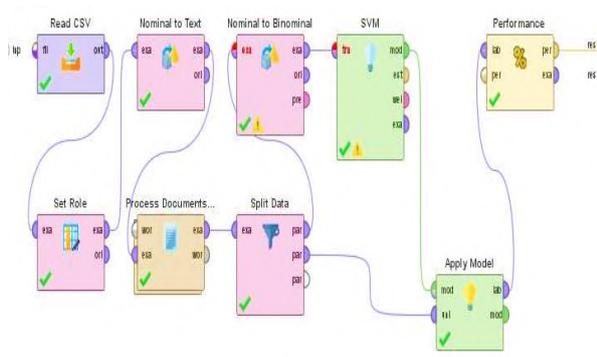
Gambar 3.16 TF-IDF Aplikasi Kredivo

catatnya	cecep	cekis	cekout	center	cepat
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1.904
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1.389
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	4.204
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	2.331

Gambar 3.17 TF-IDF Aplikasi AkuLaku

### 6. Algoritma SVM

Setelah proses TF-IDF, dilakukan pembuatan model menggunakan algoritma SVM dengan pembagian data 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*. Gambar 3.18 menunjukkan *Vector fitur* untuk algoritma SVM.



**Gambar 3.18** *Vector fitur* algoritma SVM

Widget *Nominal to text* berfungsi untuk mengubah tipe data teks dari *nominal* ke teks agar bisa di proses pada *proces document from data*, *nominal to binominal* berfungsi untuk mengubah tipe data teks dari *polynomial* ke *binominal*, *apply model* berfungsi untuk menguji data uji berdasarkan data tes yang telah dilatih menggunakan model SVM, *performance* digunakan untuk menampilkan hasil performa model SVM yang telah dibentuk dimana hasil dari performanya ditunjukkan pada gambar 3.19 dan gambar 3.20:

accuracy: 81.86%

	true Negatif	true Positif
pred. Negatif	113	30
pred. Positif	7	54

precision: 88.52% (positive class: Positif)

	true Negatif	true Positif
pred. Negatif	113	30
pred. Positif	7	54

recall: 64.29% (positive class: Positif)

	true Negatif	true Positif
pred. Negatif	113	30
pred. Positif	7	54

**Gambar 3.19** Hasil *performance* algoritma SVM Aplikasi Kredivo

accuracy: 75.37%

	true Negatif	true Positif
pred. Negatif	136	48
pred. Positif	2	17

precision: 89.47% (positive class: Positif)

	true Negatif	true Positif
pred. Negatif	136	48
pred. Positif	2	17

recall: 26.15% (positive class: Positif)

	true Negatif	true Positif
pred. Negatif	136	48
pred. Positif	2	17

**Gambar 3.20** Hasil *performance* algoritma SVM Aplikasi AkuLaku

54	30
7	113

**Gambar 3.21** *Confusion Matrix* for SVM Aplikasi Kredivo

Gambar 3.21 dan gambar 3.22 menunjukkan tabel *confusion matrix* untuk algoritma svm, selanjutnya menghitung metrik evaluasi yang berupa *accuracy*, *precision*, *recal* dan *F-1 Score*.

$$1. Accuracy = (TP+TN) / (TP+FP+FN+TN)$$

$$= ( 54+113 ) / ( 54+30+7+113 )$$

$$= 167 / 204$$

$$= 0.81 * 100 \%$$

$$= 81 \%$$

$$2. Precision = (TN) / (TN + FP)$$

$$= 113 / (113 + 30)$$

$$= 113 / 143$$

$$= 0.79 * 100\%$$

$$= 79\%$$

$$3. Recall = TN / (TN + FN)$$

$$= 113 / ( 113 + 7 )$$

$$= 113 / 120$$

$$= 0.94 * 100\%$$

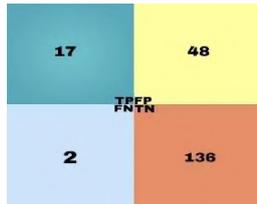
= 94%

$$4. F-I \text{ Score} = (2 * Recall * Precision) / (Recall + Precision)$$

$$= (2 * 0.79 * 0.94) / (0.79 + 0.94)$$

$$= 1.48 / 1.73$$

= 85%



**Gambar 3.22** Confusion Matrix for SVM Aplikasi AkuLaku

$$1. Accuracy = (TP+TN) / (TP+FP+FN+TN)$$

$$= (17 + 136) / (17 + 48 + 2 + 136)$$

$$= 153 / 203$$

$$= 0.75 * 100 \%$$

$$= 75\%$$

$$2. Precision = (TN) / (TN + FP)$$

$$= 136 / (136 + 48)$$

$$= 136 / 184$$

$$= 0.73 * 100\%$$

$$= 73 \%$$

$$3. Recall = TN / (TN + FN)$$

$$= 136 / (136 + 2)$$

$$= 136 / 138$$

$$= 0.98 * 100\%$$

$$= 98 \%$$

$$4. F-I \text{ Score} = (2 * Recall * Precision) / (Recall + Precision)$$

$$= (2 * 0.73 * 0.98) / (0.73 + 0.98)$$

$$= 1.43 / 1.71$$

= 83 %

#### 7. Evaluasi dan Hasil Analisis

Pada tahap ini, dilakukan evaluasi kinerja kedua aplikasi yang telah dilatih.

Matrik evaluasi yang dapat digunakan antara lain *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

**Tabel 3.2** Hasil perhitungan Aplikasi Kredivo dan AkuLaku

Matrik Evaluasi	Kredivo	AkuLaku
<i>Accuracy</i>	81%	75%
<i>Precision</i>	79%	73%
<i>Recall</i>	94%	98%
<i>F1-Score</i>	85%	83%

**Tabel 3.3** Hasil perhitungan manual dan *rapidminer* Aplikasi AkuLaku

Matrik Evaluasi	<i>Rapidminer</i>	Manual
<i>Accuracy</i>	75%	75%
<i>Precision</i>	89,47%	73%
<i>Recall</i>	26,15%	98%
<i>F1-Score</i>	-	83%

**Tabel 3.4** Hasil perhitungan manual dan *rapidminer* Aplikasi Kredivo

Matrik Evaluasi	<i>Rapidminer</i>	Manual
<i>Accuracy</i>	81%	81%
<i>Precision</i>	88%	79%
<i>Recall</i>	64%	94%
<i>F1-Score</i>	-	85%

Akurasi aplikasi Kredivo lebih tinggi dibandingkan aplikasi AkuLaku dikarenakan jumlah ulasan sentimen bernilai positif jauh lebih banyak dari pada ulasan bernilai positif dari aplikasi AkuLaku. Aplikasi Kredivo memiliki jumlah ulasan sentimen bernilai positif sebanyak 419 sentimen dibandingkan aplikasi AkuLaku dengan jumlah ulasan bernilai positif hanya 348 sentimen, hal ini terlihat pada hasil perhitungan Matriks evaluasi Aplikasi Kredivo lebih tinggi dibandingkan aplikasi AkuLaku. Berarti model algoritma SVM dapat memprediksi semua sentimen kedua Aplikasi pinjol bernilai positif dengan benar.

Untuk rekomendasi aplikasi pinjol, model algoritma SVM memperoleh hasil perhitungan akurasi aplikasi Kredivo 81% sedangkan Aplikasi AkuLaku hanya 75%. Semakin tinggi nilai akurasi, semakin baik kemampuan model SVM dalam memprediksi sentimen dengan benar.

### 3. KESIMPULAN

Kesimpulan akhir dari penelitian yang telah dilakukan mengenai analisis sentimen ulasan pada aplikasi pinjol di *PlayStore* menggunakan metode *Support Vector Machine* adalah dari 1020 data yang digunakan disetiap aplikasi, Kredivo memiliki hasil sentimen positif sebanyak 419 data dan sentimen negatif sebanyak 601 data sedangkan pada aplikasi AkuLaku memiliki hasil sentimen positif sebanyak 348 data dan sentimen negatif sebanyak 672 data. Hasil akurasi yang diperoleh pada Aplikasi Kredivo adalah 81% sedangkan pada Aplikasi AkuLaku adalah 75% kedua hasil akurasi tersebut menunjukkan bahwa Aplikasi Kredivo memperoleh akurasi yang tinggi di bandingkan aplikasi AkuLaku. Tingginya akurasi klasifikasi sentimen pada Kredivo menunjukkan kecenderungan lebih positif dari pengguna. Ini juga menggaris bawahi pentingnya pemilihan aplikasi berdasarkan ulasan dan pandangan pengguna. Jadi aplikasi yang di sarankan oleh penulis jika pengguna ingin melakukan pinjaman *online* maka penulis menyarankan memilih Aplikasi Kredivo karena nilai akurasi dan ulasan positifnya jauh lebih tinggi di bandingkan Aplikasi AkuLaku.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Utami, D. S., & Erfina, A. (2021). Analisis Sentimen Pinjaman Online di *Twitter* Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine (SVM)*.
- [2] Siregar, J., & Purnomo, H. (2019). Analisis Pendapat Masyarakat tentang Keamanan dan Privasi dalam Penggunaan Aplikasi Pinjaman Online di Indonesia. *Jurnal Keamanan Informasi*, 7(2), 101-114
- [3] Annur, A. A., Alim Murtopo, A., & Fadilah, N. (2022). Analisis Sentimen Aplikasi *E-Learning Quipper* Selama Pandemi COVID-19 dengan Menggunakan Metode *Support Vector Machine (SVM)*. In Ahsinil Amal Annur *IJIR* (Vol. 3, Issue 2).
- [4] S. Naz, A. Sharan, and N. Malik, "Sentiment Classification on Twitter Data Using Support Vector Machine," *Proc. -2018 IEEE/WIC/ACM Int. Conf. Web Intell. WI 2018*, pp. 676–679, 2019, doi: 10.1109/WI.2018.00-13.
- [5] N. Hendrastuty et al., "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 6, no. 3, pp. 150–155, 2021, [Online]. Available: <http://situs.com>.
- [6] C. Bhatt, Gaitri, D. Kumar, R. Chauhan, A. Vishvakarma and T. Singh, "Web Scraping: Huge Data Collection from Web," *2023 International Conference on Sustainable Emerging Innovations in Engineering and Technology (ICSEIET)*, Ghaziabad, India, 2023, pp. 375-378.