

REVIEW APLIKASI KREDIVO MENGGUNAKAN ANALISIS SENTIMEN DENGAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE

¹⁾ Sahli Andrean, ²⁾ Agustin, ³⁾ Susanti, ⁴⁾ Rahmiati, ⁵⁾ Hamdani

^{1,3,4,5)} Teknik Informatika, STMIK Amik Riau

⁴⁾ Sistem Informasi, STMIK Amik Riau

²⁾ Teknologi Informasi, STMIK Amik Riau

^{1,2,3,4,5)} Jl. Purwodadi Km 10, Pekanbaru, Riau, Pekanbaru – Riau - Indonesia

E-mail : sahliandreas21@gmail.com, agustin@sar.ac.id, susanti@sar.ac.id, rahmiati@sar.ac.id,
hamdani@sar.ac.id

ABSTRAK

Kredivo adalah aplikasi kredit instan yang memberikan kemudahan untuk beli sekarang dan bayar nanti. Aplikasi ini juga dikenal dengan kartu kredit digital dimana peminjam dapat menggunakannya untuk belanja cicilan *online*. Selain digunakan untuk keperluan berbelanja, peminjam juga dapat mencairkan dalam bentuk uang tunai. Namun, tidak semua penggunanya merasa puas dengan pelayanan tersebut, terdapat banyak komentar yang salah satunya disampaikan melalui fitur ulasan aplikasi kredivo pada *google play store*. Oleh sebab itu, pada penelitian ini peneliti mencoba melakukan analisis sentimen *review* aplikasi kredivo pada *google play store* menggunakan algoritma *support vector machine*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hasil analisis sentimen dengan mengklasifikasikan *review* menjadi positif atau negatif serta melihat seberapa tinggi nilai akurasi yang dihasilkan algoritma *support vector machine*. Dari pengujian yang dilakukan terhadap 10000 data *review* pengguna aplikasi kredivo pada *google play store* dengan pembagian data *training* dan *testing* 80:20, didapat bahwa *review* yang mengandung sentimen positif sebanyak 59% dan mengandung sentimen negatif sebanyak 41%. Evaluasi hasil klasifikasi dengan pengujian *confusion matrix* diperoleh nilai akurasi sebesar 87%, nilai *precision* sebesar 84%, nilai *recall* sebesar 85%, dan nilai *f1 score* sebesar 85%.

Kata Kunci: kredivo, sentimen, support vector machine

ABSTRACT

Kredivo is an instant credit application that makes it easy to buy now and pay later. This application is also known as a digital credit card where borrowers can use it for online instalment shopping. Apart from being used for shopping purposes, borrowers can also cash out in the form of cash. However, not all users are satisfied with this service, there are many comments, one of which is conveyed through the Credivo application review feature on the Google Play Store. Therefore, in this study, researchers tried to do sentiment analysis of the credivo application review on the google play store using the support vector machine algorithm. This study aims to determine the results of sentiment analysis by classifying reviews to be positive or negative and seeing how high the accuracy value is generated by the support vector machine algorithm. From tests conducted on 10000 user review data for the Credivo application on the Google Play store with a division of training and testing data of 80:20, it was found that reviews containing positive sentiment were 59% and containing negative sentiment were 41%. Evaluation of classification results with confusion matrix testing obtained an accuracy value of 87%, a precision value of 84%, a recall value of 85%, and an f1 score value of 85%.

Keyword: kredivo, sentiment, support vector machine

PENDAHULUAN

Kredivo adalah aplikasi kredit instan yang memberikan kemudahan untuk beli sekarang dan bayar nanti tanpa bunga, dan cicilan tenor 3, 6, 12 bulan. Suku bunga 0% untuk *paylater* dan cicilan 3 bulan, 2,6% per bulan untuk cicilan 6 dan 12 bulan (persentase bunga tahunan maksimum 31,2%). Aplikasi ini juga dikenal dengan kartu kredit digital dimana dengan melalui aplikasi kredivo tersebut

peminjam dapat menggunakannya untuk belanja cicilan online di 350+ merchant rekanan kredivo (Tokopedia, Bukalapak, Lazada, Erafone, IKEA, Tiket.com dan lainnya), selain digunakan untuk keperluan berbelanja, peminjam juga dapat mencairkan dalam bentuk uang tunai.

Aplikasi kredivo sudah diunduh sebanyak 10 juta lebih dengan rating 4,6 dan 2 juta ulasan pada *google play store*. Ulasan yang diberikan

yaitu berupa rating bintang dari satu sampai lima ditambah dengan ulasan teks. Calon pengguna pada umumnya ingin mengetahui pendapat atau pengalaman dari pengguna lain terkait dengan aplikasi yang akan digunakan. Ulasan atau biasa disebut review merupakan salah satu fitur penting dari aplikasi yang ada pada google play store. Fitur ini dapat digunakan oleh para pengguna untuk menilai serta memberikan pendapat berupa teks ulasan terhadap aplikasi yang digunakan. Ada beberapa kekurangan yang ada dalam aplikasi ini berdasarkan review pengguna di play store, dan ini bisa jadi sangat merugikan para pengguna aplikasi tersebut seperti laporan pembayaran tidak masuk sistem, cicilan yang telat masuk sistem dan penampilan aplikasi yang kurang menarik. Banyaknya ulasan aplikasi kredivo pada google play store, dibutuhkan suatu teknik yang dapat mengklasifikasikan ulasan menjadi positif atau negatif dengan melakukan teknik analisis sentimen. Analisis sentimen adalah proses mengekstraksi, mengolah dan memahami data berupa teks yang tidak terstruktur secara otomatis guna mengambil informasi sentimen yang terdapat pada sebuah kalimat pendapat atau opini [1]. Ulasan dari pengguna dapat digunakan sebagai alat yang efektif dan efisien untuk mendapatkan informasi terhadap produk atau layanan yang diberikan dan dapat dijadikan sebagai bahan evaluasi oleh peneliti untuk meningkatkan kualitas pelayanan kepada masyarakat.

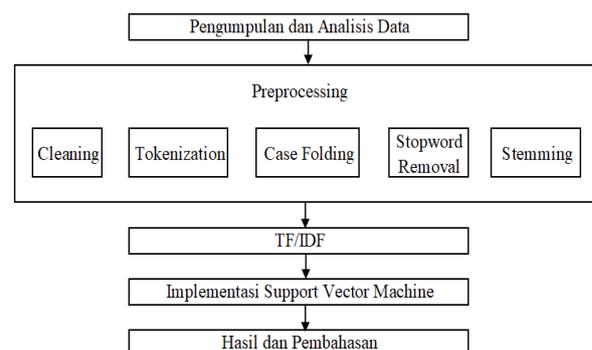
Mengatasi permasalahan tersebut dan selaras dengan tujuan penelitian ini yaitu menganalisis sentimen *review* aplikasi kredivo pada *google play store* menggunakan algoritma *support vector machine*. Algoritma SVM sebelumnya telah digunakan pada penelitian [2] yang berjudul Analisis Sentimen Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. Hasil penelitian ini memiliki

akurasi tertinggi berada di nilai k-fold 6, 9, dan 10 dengan nilai akurasi sebesar 0.902. Penelitian [3] yang berjudul Analisis Sentimen Aplikasi Pembelajaran Online Di Play Store Pada Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat keakurasian untuk aplikasi terbaik pertama yaitu Ruang Guru sebesar 83,33%, kedua Zenius sebesar 82,67%, ketiga Kelas Pintar sebesar 82,00%, keempat Edmodo sebesar 74,67%, dan kelima Google Classroom sebesar 64,33%. Dan penelitian oleh [4] yang berjudul Analisis Sentimen Pinjaman Online Di Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat keakurasian untuk pinjaman online yaitu 62.00%. Kemudian terdapat 59% ulasan Negatif dan 41% ulasan Positif.

Support vector machine (SVM) merupakan algoritma terbaik diantara beberapa algoritma lainnya (Naïve Bayes) karena mampu mengkomputasi data dengan dimensi tinggi sehingga tingkat akurasi yang dihasilkan lebih baik. Teknis klasifikasi dilakukan dengan cara mengklasifikasikan menjadi 2 kelas yakni positif dan negatif [1].

METODE

Penelitian analisis sentimen ini memiliki langkah-langkah yang disajikan dalam metodologi penelitian pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Pengumpulan dan Analisis Data

Penelitian diawali dengan mengambil/mengumpulkan data mengenai ulasan pengguna aplikasi kredivo pada *google play store* dengan menggunakan teknik *scraping* dengan bantuan *tools google collab*. Jumlah datasheet diambil 10.000 data *review* pengguna aplikasi kredivo pada *google play store* dengan pembagian data *training* dan *testing* 80:20. Teknik *scraping* merupakan proses pengambilan sebuah dokumen semi-

terstruktur dari internet, kemudian diekstrak untuk diambil data tertentu dari halaman tersebut agar bisa digunakan bagi kepentingan lain [5], [6]. Jumlah data yang diperoleh berjumlah 10.000 dan data tersebut akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing*, kemudian disajikan dalam bentuk tabel. Pelabelan dilakukan berdasarkan rating yang diperoleh pada setiap ulasan komentar. Jika ulasan mendapat rating 1,2,3 maka diklasifikasikan menjadi negatif dan ulasan dengan rating 4,5 diklasifikasikan menjadi positif, bisa dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Analisis Data

Kode	Komentar	Rating	Label
D1	Aplikasi terbaik, dan bisa diandalkan asal kita bayar tepat waktu fasilitas yang kita dpt jg bakalan gampang diberi sama kredivo... Thxyou Divo	5	Positif
D2	Aplikasi pinjaman online terpercaya mudah dan cepat gak ribet dan langsung di acc	1	Negatif
D3	Sebagai pengguna lama saya sangat2 kecewa, limit tidak bisa d pakai dan keterangan nya alasan menjaga keamanan aneh bgt, gak jelas	5	Positif
D4	App sampah, telat sehari blokir permanen, tidak bisa di pulihkan sama sekali. Bahkan sudah telpon cs, tapi tetap tidak bisa.	2	Negatif

Preprocessing Data

Data yang sudah dianalisis seperti yang terlihat pada Tabel 1. dilanjutkan ke proses berikutnya yaitu *preprocessing*. *Preprocessing* merupakan tahapan pembersihan data atau transformasi data agar sesuai dengan format seharusnya dan dapat diproses [7]. Tahapan *preprocessing*

yang dilakukan antara lain :

a. *Cleaning*

Cleaning adalah membersihkan data dari karakter dan emoji serta mengurasi noise[8]. Hasil *cleaning* dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Cleaning*

Kode	Komentar
D1	Aplikasi terbaik dan bisa diandalkan asal kita bayar tepat waktu fasilitas yang kita dpt jg bakalan gampang diberi sama kredivo Thxyou Divo
D2	Aplikasi pinjaman online terpercaya mudah dan cepat gak ribet dan langsung di acc
D3	Sebagai pengguna lama saya sangat kecewa limit tidak bisa pakai dan keterangan nya alasan menjaga keamanan aneh bgt gak jelas
D4	App sampah telat sehari blokir permanen tidak bisa di pulihkan sama sekali Bahkan sudah telpon cs tapi tetap tidak bisa

- b. *Tokenizing* utuh menjadi kata - perkata. Hasil tokenizing Tahapan *tokenizing* memecah kalimat yang dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Proses *Tokenization*

D1	Aplikasi	terbaik	dan	bisa	diandalkan	asal	kita
	bayar	tepat	waktu	fasilitas	yang	kita	dpt
	jg	bakalan	gampang	diberi	sama	kredivo	Thxyou
	Divo						
D2	Aplikasi	pinjaman	online	terpercaya	mudah	dan	cepat
	gak	ribet	dan	langsung	di	acc	
D3	Sebagai	pengguna	lama	saya	sangat	kecewa	limit
	tidak	bisa		pakai	dan	keterangan	nya
	alasan	menjaga	keamanan	aneh	bgt	gak	jelas
D4	App	sampah	telat	sehari	blokir	permanen	tidak
	bisa	di	pulihkan	sama	sekali	Bahkan	sudah
	telpon	cs	tapi	tetap	tidak	bisa	

- c. *Case Folding* yang ada di kalimat menjadi huruf kecil [9]. Tahapan *case folding* merubah huruf besar Hasil dari *case folding* dapat dilihat Tabel 4

Tabel 3 Proses *Case Folding*

D1	aplikasi	terbaik	dan	bisa	diandalkan	asal	kita
	bayar	tepat	waktu	fasilitas	yang	kita	dpt
	jg	bakalan	gampang	diberi	sama	kredivo	thxyou
	divo						
D2	aplikasi	pinjaman	online	terpercaya	mudah	dan	cepat
	gak	ribet	dan	langsung	di	acc	
D3	sebagai	pengguna	lama	saya	sangat	kecewa	limit
	tidak	bisa		pakai	dan	keterangan	nya
	alasan	menjaga	keamanan	aneh	bgt	gak	jelas
D4	app	sampah	telat	sehari	blokir	permanen	tidak
	bisa	di	pulihkan	sama	sekali	bahkan	sudah
	telpon	cs	tapi	tetap	tidak	bisa	

- d. *Stopword Removal*

Proses *stopword removal* menghapus kata Hasil *stopword removal* dapat dilihat pada umum yang biasa muncul dalam jumlah yang tabel 5. besar dan dianggap tidak memiliki makna[8].

Tabel 5. Proses *Stopword Removal*

D1	aplikasi	baik		bisa	andal	asal	
	bayar	tepat	waktu	fasilitas			
		bakal	gampang	beri	kredivo		
	divo						
D2	aplikasi	pinjam	online	percaya	mudah	cepat	
		ribet		langsung			
D3	bagai	guna	lama	sangat	kecewa	limit	

	bisa		pakai	terang	
alas	jaga	aman	aneh		jelas
D4	sampah	telat	hari	blokir	permanen
bisa		pulih	sama	sekali	sudah

e. *Stemming*

Tahapan stemming mengubah kata menjadi kata dasar dengan menghilangkan imbuhan (*affixes*) yaitu awalan (*prefixes*), sisipan (*infixes*), akhiran (*suffixes*) dan *confixes* (kombinasi dari awalan dan akhiran) pada kata turunan yang ada didokumen [7]. Hasil stemming dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Proses *stemming*

D1	aplikasi	baik	dan	bisa	andal	asal	
	bayar	tepat	waktu	fasilitas	yang	kita	
		bakal	gampang	beri	sama	kredivo	
	divo						
D2	aplikasi	pinjam	online	percaya	mudah	dan	cepat
		ribet		langsung			
D3	bagai	guna	lama		sangat	kecewa	limit
		bisa		pakai	dan	terang	
	alas	jaga	aman	aneh			jelas
D4		sampah	telat	hari	blokir	permanen	tidak
	bisa		pulih	sama	sekali	bahkan	sudah
	telpon			tetap	tidak	bisa	

Term frequency dan Inverse Document Frequency (TF/IDF)

TF-IDF digunakan untuk menghitung bobot setiap kata atau menghitung nilai *Term Frequency (TF)* dan *Inverse Document Frequency (IDF)* pada setiap token (kata) disetiap dokumen dalam korpus. Metode ini akan menghitung bobot setiap token *t* di dokumen *d* dengan rumus:

Adapun rumus dari pembobotan kata TD-IDF adalah [10][11]:

$$W_{t,d} = t_{ft,d} \times id_{ft} = t_{ft,d} \times \log N/d_{ft} \quad (1)$$

Keterangan (1):

$W_{t,d}$ = Bobot TF-IDF

$t_{ft,d}$ = Jumlah frekuensi kata

id_{ft} = Jumlah *inverse* frekuensi dokumen tiap kata

d_{ft} = Jumlah frekuensi dokumen tiap kata

N = Jumlah total dokumen

Setelah bobot (*W*) masing-masing dokumen diketahui, maka dilakukan proses pengurutan dimana semakin besar nilai *W*, semakin besar tingkat similaritas dokumen tersebut terhadap kata kunci, demikian sebaliknya.

Tahapan proses untuk menghitung dan informasi TF (*Term Frequency*), DF (*Document Frequency*) dan IDF (*Inverse Document Frequency*) menghitung dokumen atau *term* ini berdasarkan frekuensi kemunculan term atau dokumen tersebut. Kata/*term* dihitung probabilitas kemunculannya dalam satu dokumen (D1 sampai D4). Untuk mendapatkan IDF digunakan persamaan sebagai berikut :

$$IDF = \log (D/DF).$$

Selanjutnya dibuat tabel informasi dokumen yang berisi frekuensi kata (TF),

frekuensi dokumen (DF) dan IDF dari masing-masing term. Kemudian dicari nilai TF-IDF dari masing-masing *term*. Nilai IDF yang digunakan adalah nilai IDF yang didapatkan

setelah proses pelatihan. Hasil TD/IDF untuk beberapa kata dari 4 dokumen dapat dilihat pada tabel 7.

Tabel 4 Proses TF-IDF

TERM	TF				DF	D/D F	IDF	TF.IDF			
	D1	D2	D3	D4				D1	D2	D3	D4
aplikasi	1	1	0	0	2	2	0,301	0,301	0,301	0	0
baik	1	0	0	0	1	4	0,602	0,602	0	0	0
bisa	1	0	1	2	3	1,3	0,125	0,125	0	0,125	0,25
andal	1	0	0	0	1	4	0,602	0,602	0	0	0
asal	1	0	0	0	1	4	0,602	0,602	0	0	0
kita	2	0	0	0	1	4	0,602	1,204	0	0	0
bayar	1	0	0	0	1	4	0,602	0,602	0	0	0
tepat	1	0	0	0	1	4	0,602	0,602	0	0	0
waktu	1	0	0	0	1	4	0,602	0,602	0	0	0
fasilitas	1	0	0	0	1	4	0,602	0,602	0	0	0
bakal	1	0	0	0	1	4	0,602	0,602	0	0	0
gampang	1	0	0	0	1	4	0,602	0,602	0	0	0
beri	1	0	0	0	1	4	0,602	0,602	0	0	0
sama	1	0	0	1	2	2	0,301	0,301	0	0	0,301
kredivo	1	0	0	0	1	4	0,602	0,602	0	0	0
pinjam	0	1	0	0	1	4	0,602	0	0,602	0	0
online	0	1	0	0	1	4	0,602	0	0,602	0	0
percaya	0	1	0	0	1	4	0,602	0	0,602	0	0

Proses TF/IDF pada tabel 7 memperlihatkan hasil bobot kata dalam masing-masing dokumen.

Implementasi Support Vector Machine

Algoritma SVM (*Support Vector Machine*) mengandalkan vektor pendukung untuk memisahkan kelas dari data yang memiliki ciri-ciri yang berbeda-beda [12]. Konsep dasar dari algoritma SVM ini yaitu mencari hyperplane yang optimal. Hyperplane merupakan fungsi yang berfungsi sebagai pemisah antar data [13][14]. SVM mencoba untuk menemukan *hyperplane* yang paling baik memisahkan data *tweet* dengan sentimen negatif dan positif.

Split data yang digunakan pada penelitian ini adalah 80% data training dan 20% data testing dari 10000 data yang digunakan. Berdasarkan 2000 data ulasan yang

digunakan untuk penelitian, setelah dilakukan klasifikasi menggunakan support vector machine terdapat 827 ulasan yang diklasifikasikan ke kelas positif dan 1173 ulasan yang diklasifikasikan ke kelas negatif. Selanjutnya dilakukan pengukuran evaluasi untuk mengukur tingkat keberhasilan suatu classifier. Pada umumnya untuk mengukur evaluasi digunakan confusion matrix. *Confusion matrix* merupakan metode yang menggunakan tabel matriks jika data set hanya terdiri dari dua kelas, kelas yang satu dianggap sebagai positif dan yang lainnya negatif[15][16]. Pengujian dilakukan dengan menghitung nilai akurasi, precision, recall, dan F1 score. Nilai confusion matrix berdasarkan 2000 data ulasan adalah TP = 706, TN = 1038, FP = 135, FN = 121.

Perhitungan manual confusion matrix :

Tabel 8. Perhitungan manual confusion matrix

Kelas	Positif	Negatif
Positif	706	121
Negatif	135	1038

Dari tabel 8 dapat dicari nilai akurasi, presisi dan recall dan F₁ scorenya

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \\ &= \frac{706 + 1038}{706 + 135 + 121 + 1038} = 0,872 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Precision} &= \frac{TP}{TP + FP} = \\ \frac{706}{706 + 135} &= 0,8394 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Recall} &= \frac{TP}{TP + FN} = \\ \frac{706}{706 + 121} &= 0,8536 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} F_1 \text{ Score} &= 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{(\text{Precision} * \text{Recall})} \\ &= 2 * \frac{0,8394 * 0,8536}{(0,8394 + 0,8536)} = 0,8464 \end{aligned}$$

Setelah dilakukan perhitungan manual *confusion matrix* diketahui nilai akurasi sebesar 87%, nilai *precision* sebesar 84%, nilai *recall* sebesar 85%, dan nilai *f1 score* sebesar 85%

HASIL

Pengumpulan Data

Data sentimen dari pengguna aplikasi kredivo yang memberikan *rating* dan ulasannya pada *google play store*, diambil dari tahun 2018 sampai 2023. Pengambilan data dilakukan dengan *scraping data*, seperti terlihat pada gambar 2.

```
result, continuation_token = reviews(
    'com.finaccel.android',
    lang='id',
    country='id',
    sort=Sort.MOST_RELEVANT,
    count=10000, # Jumlah Data
    filter_score_with=None
)
```

Gambar 2. *Scraping Data*

Gambar 2. menunjukkan informasi bahwa pengumpulan data menggunakan teknik *scraping* dengan *library python google play scraper*. Data yang diambil sejumlah 10000 *review* dengan *sorting most relevant*. Langkah selanjutnya yaitu membuat *dataframe*, dan menambahkan kolom sentimen, yang terlihat pada gambar 3.

```
sentimen = []
for index, row in df.iterrows():
    if row['score'] > 3 :
        sentimen.append(1)
    else:
        sentimen.append(-1)
df['sentimen'] = sentimen
df.head(5)
```

	content	score	Year	Month	Day	sentimen
7415	Aplikasi ini sangat membantu, tapi sudah menga...	1	2018	9	17	-1
8281	Kredivo bagus sekali sangat membantu. tp saya ...	5	2018	9	29	1
9205	Gak pernah kecewa sama kredivo, selain gak rum...	5	2018	10	7	1
8288	Saya sangat kecewa banget dengan kredivo, karn...	1	2018	10	25	-1
8581	Jika dibandingkan kredit app lain ini lebih en...	5	2018	11	13	1

Gambar 3. Menambah Kolom Sentimen

Gambar 3 menunjukkan informasi bahwa kolom *content* memuat *review* pengguna, kolom *score* adalah *rating* yang diberikan oleh pengguna dengan skala 1 sampai 5. Pada tahap ini ditambahkan kolom sentimen dengan *score* 1 sampai 3 adalah sentimen negatif berkode -1, dan sentimen dengan *score* 4 sampai 5 adalah sentimen positif berkode 1.

Preprocessing

Pembersihan data dimulai dari *cleaning*, *tokenization*, *case folding*, *stopword removal* dan *stemming*. Berikut hasil dari *preprocessing data*.

	content	content_clean
7415	Aplikasi ini sangat membantu, tapi sudah menga...	Aplikasi ini sangat membantu tapi sudah menga...
8281	Kredivo bagus sekali sangat membantu. tp saya...	Kredivo bagus sekali sangat membantu tp saya...
9205	Gak pernah kecewa sama kredivo, selain gak rum...	Gak pernah kecewa sama kredivo selain gak rum...
8288	Saya sangat kecewa banget dengan kredivo, kam...	Saya sangat kecewa banget dengan kredivo kam...
8581	Jika dibandingkan kredit app lain ini lebih en...	Jika dibandingkan kredit app lain ini lebih en...

Gambar 4. Hasil *Cleaning*

Dapat dilihat pada hasil *cleaning* bahwa data sudah dibersihkan dari simbol, tanda baca, angka, *unicode* dan sebagainya.

	content	content_clean	content_to
7415	Aplikasi ini sangat membantu, tapi sudah menga...	Aplikasi ini sangat membantu tapi sudah menga...	(Aplikasi, ini, sangat, membantu, tapi, suada...
8281	Kredivo bagus sekali sangat membantu. tp saya...	Kredivo bagus sekali sangat membantu tp saya...	(Kredivo, bagus, sekali, sangat, membantu, t...
9205	Gak pernah kecewa sama kredivo, selain gak rum...	Gak pernah kecewa sama kredivo selain gak rum...	(Gak, pernah, kecewa, sama, kredivo, selain...
8288	Saya sangat kecewa banget dengan kredivo, kam...	Saya sangat kecewa banget dengan kredivo kam...	(Saya, sangat, kecewa, banget, dengan, kredi...
8581	Jika dibandingkan kredit app lain ini lebih en...	Jika dibandingkan kredit app lain ini lebih en...	(Jika, dibandingkan, kredit, app, lain, ini, l...

Gambar 5. Hasil *Tokenization*

Dapat dilihat hasil *tokenization* pada kolom *content token*, teks pada ulasan sudah dipecah menjadi potongan-potongan kata dan potongan kata tersebut disebut *token*.

	content	content_clean	content_token
7415	Aplikasi ini sangat membantu, tapi sudah menga...	Aplikasi ini sangat membantu tapi sudah menga...	(Aplikasi, ini, sangat, membantu, tapi, suada...
8281	Kredivo bagus sekali sangat membantu. tp saya...	Kredivo bagus sekali sangat membantu tp saya...	(Kredivo, bagus, sekali, sangat, membantu, tp...
9205	Gak pernah kecewa sama kredivo, selain gak rum...	Gak pernah kecewa sama kredivo selain gak rum...	(Gak, pernah, kecewa, sama, kredivo, selain, g...
8288	Saya sangat kecewa banget dengan kredivo, kam...	Saya sangat kecewa banget dengan kredivo kam...	(Saya, sangat, kecewa, banget, dengan, kredivo...
8581	Jika dibandingkan kredit app lain ini lebih en...	Jika dibandingkan kredit app lain ini lebih en...	(Jika, dibandingkan, kredit, app, lain, ini, l...

Gambar 6. Hasil *Case Folding*

Dapat dilihat pada hasil *case folding* bahwa semua kata sudah diubah menjadi huruf kecil.

	content	content_clean	content_token	text_string
7415	Aplikasi ini sangat membantu, tapi sudah menga...	Aplikasi ini sangat membantu tapi sudah menga...	(Aplikasi, membantu, mengajukan, upgrade, ccc...	Aplikasi sangat bantu tapi sudah upgrade ccc...
8281	Kredivo bagus sekali sangat membantu. tp saya...	Kredivo bagus sekali sangat membantu tp saya...	(bagus, membantu, tp, sayangnya, upgrade, ccc...	Kredivo bagus sekali sangat bantu sayang upgra...
9205	Gak pernah kecewa sama kredivo, selain gak rum...	Gak pernah kecewa sama kredivo selain gak rum...	(gak, kecewa, gak, rum, bikin, ribet, apika...	pernah kecewa sama kredivo selain rumi bikin...
8288	Saya sangat kecewa banget dengan kredivo, kam...	Saya sangat kecewa banget dengan kredivo kam...	(kecewa, banget, kama, alun, bikin, perjelaa...	saya sangat kecewa banget dengan kredivo kama...
8581	Jika dibandingkan kredit app lain ini lebih en...	Jika dibandingkan kredit app lain ini lebih en...	(jika, banding, kredit, app, enak, kama, op, p...	jika banding kredit lain lebih enak kama tda...

Gambar 7. Hasil *Stopword Removal*

Gambar 7 memperlihatkan hasil *stopword removal* yang sudah menghapus kata umum yang biasanya muncul dalam jumlah besar dan dianggap tidak memiliki makna. Contoh

stopword dalam bahasa Indonesia adalah “yang”, “dan”, “di”, “dari”, dan lain sebagainya. Penggunaan *stopword* yaitu menghapus kata-kata yang memiliki informasi rendah dari sebuah teks.

	content	content_clean	content_token	text_string
7415	Aplikasi ini sangat membantu, tapi sudah menga...	Aplikasi ini sangat membantu tapi sudah menga...	(Aplikasi, ini, sangat, membantu, tapi, suada...	Aplikasi sangat bantu tapi sudah upgrade ccc...
8281	Kredivo bagus sekali sangat membantu. tp saya...	Kredivo bagus sekali sangat membantu tp saya...	(Kredivo, bagus, sekali, sangat, membantu, t...	Kredivo bagus sekali sangat bantu sayang upgra...
9205	Gak pernah kecewa sama kredivo, selain gak rum...	Gak pernah kecewa sama kredivo selain gak rum...	(Gak, pernah, kecewa, sama, kredivo, selain, g...	pernah kecewa sama kredivo selain rumi bikin...
8288	Saya sangat kecewa banget dengan kredivo, kam...	Saya sangat kecewa banget dengan kredivo kam...	(Saya, sangat, kecewa, banget, dengan, kredivo...	saya sangat kecewa banget dengan kredivo kama...
8581	Jika dibandingkan kredit app lain ini lebih en...	Jika dibandingkan kredit app lain ini lebih en...	(Jika, dibandingkan, kredit, app, lain, ini, l...	jika banding kredit lain lebih enak kama tda...

Gambar 8. Hasil *Stemming*

Dapat dilihat pada hasil *stemming* bahwa semua kata yang berimbuhan sudah diubah menjadi kata dasar sesuai KBBI. Data bersih yang didapat dari hasil preprocessing dikonversi ke dalam bentuk angka dengan bantuan *tf/idf*

```
# split x dan y
x = df['text_string']
y = df['sentiment']
tfidf = TfidfVectorizer()
X_final = tfidf.fit_transform(x)
```

Gambar 9. Proses *Tf/idf*

Gambar 9 memperlihatkan script proses *tf/idf* yaitu merubah kata menjadi angka dengan melakukan pembobotan kata yang ada pada dokumen.

Implementasi Support Vector Machine

Setelah melakukan pembobotan dokumen menggunakan TF-IDF langkah berikutnya adalah melakukan klasifikasi. Klasifikasi yang digunakan yaitu SVM. Dapat dilihat pada gambar 10.

```
# Handling imbalanced using SMOTE
smote = SMOTE()
x_sm,y_sm = smote.fit_resample(X_final,y)
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2) #atur data testing
# perform count vectorizer
vectorizer = CountVectorizer()
vectorizer.fit(x_train)
# x train
x_train = vectorizer.transform(x_train)
x_test = vectorizer.transform(x_test)
x_train.toarray()

for c in [0.01, 0.05, 0.25, 0.5, 0.75, 1]:
    svm = LinearSVC(C=c)
    svm.fit(x_train, y_train)
    print('Akurasi untuk c = %s: %s' %(c, accuracy_score(y_test, svm.predict(x_test))))

svm = LinearSVC(C=0.01)
svm.fit(x_train, y_train)
print('Akurasi score model final: %s: %s' %(c, accuracy_score(y_test, svm.predict(x_test))))
```

Gambar 10. Implementasi *Support Vector Machine*

Gambar 10 memperlihatkan kode program untuk melakukan klasifikasi dengan SVM. Hasil klasifikasinya dapat dilihat pada gambar 11.

```
Akurasi untuk c = 0.01: 0.872
Akurasi untuk c = 0.05: 0.8685
Akurasi untuk c = 0.25: 0.861
Akurasi untuk c = 0.5: 0.854
Akurasi untuk c = 0.75: 0.8495
Akurasi untuk c = 1: 0.8445
Akurasi score model final: 1: 0.872
Accuracy of SVM classifier on test set
```

Gambar 11. Hasil Akurasi *Support Vector Machine*

Hasil SVM dengan memanfaatkan parameter Cost atau C sebagai parameter yang bekerja untuk pengoptimalan SVM untuk menghindari misklasifikasi di setiap sampel dalam dataset training. Akurasi tertinggi terdapat pada $c = 0,01$ dengan nilai akurasi 0,872. Selanjutnya dilakukan pengukuran evaluasi untuk mengukur tingkat keberhasilan suatu classifier. Pada umumnya untuk mengukur evaluasi digunakan *confusion matrix*.

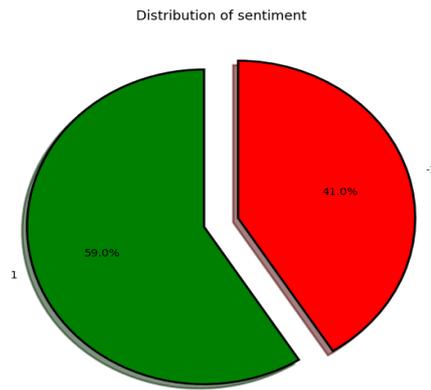
	precision	recall	f1-score	support
-1	0.84	0.85	0.85	827
1	0.90	0.88	0.89	1173
accuracy			0.87	2000
macro avg	0.87	0.87	0.87	2000
weighted avg	0.87	0.87	0.87	2000

Confusion Matrix:		
	Predicted Positive (1)	Predicted Negative (-1)
Actual Positive (1)	706	121
Actual Negative (-1)	135	1038

Gambar 12. Hasil *Confusion Matrix*

Gambar 12 menunjukkan informasi bahwa tabel confusion matrix dengan TP = 706, TN = 1038, FP = 135, FN = 121 memperoleh akurasi sebesar 0,872. Dapat dilihat juga performa dari algoritma *support vector machine* yang telah dibuat menggunakan pemrograman *python*, dimana dari 2000 data uji yang telah dilakukan menghasilkan nilai akurasi sebesar 87%, nilai *precision* sebesar 84%, nilai *recall* sebesar 85% dan nilai *f1 score* sebesar 85%. Visualisasi dari analisis

sentimen terlihat pada gambar 13.



Gambar 13. *Pie Chart* Sentimen

Gambar 13 menunjukkan bahwa dari 10000 data, pengguna yang memberikan ulasan sentimen positif sebanyak 59% dan sentimen negatif sebanyak 41%. Hasil word cloud sentimen positif dapat dilihat pada gambar 14.



Gambar 14. *Word Cloud* Sentimen Positif

Hasil word cloud sentimen negatif pada analisis sentimen ini dapat dilihat pada gambar 15.



Gambar 15. *Word Cloud* Sentimen Negatif

Kata yang paling sering muncul pada sentimen negatif adalah kata “aplikasi”,

“transaksi”, “bayar”, “kredivo”, “limit”.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan ditarik kesimpulan yaitu dari 10000 sampel review didapatkan review kredivo memiliki data kelas positif sebanyak 5899 review dan kelas negatif sebanyak 4101 ulasan. Berdasarkan hasil visualisasi yang telah dilakukan, dapat dilihat bahwa review yang mengandung sentimen positif sebanyak 59% dan mengandung sentimen negatif sebanyak 41%. Hasil penerapan *support vector machine* pada klasifikasi review kredivo mendapatkan akurasi sebesar 0,872 atau 87,20%. Visualisasi wordcloud memperlihatkan kata yang sering muncul di review positif diantaranya sangat”, “bantu”, “bayar” dan “pinjam”. Sementara direview negatif terdapat kata “kredivo”, “transaksi”, “limit”. Limitasi dari penelitian ini adalah penelitian ini hanya menggunakan algoritma based saja, untuk itu penelitian kedepannya diharapkan bisa menggunakan metode lain untuk meningkatkan akurasi seperti metode fusion atau metode untuk hyper parameter.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Arsi And R. Waluyo, “Analisis Sentimen Wacana Pemindahan Ibu Kota Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Svm) Sentiment Analysis On The Discussion Of Relocating I Ndonesia ’ S Capital City Using The Support Vector Machine (Svm),” Vol. 8, No. 1, Pp. 147–156, 2021, Doi: 10.25126/Jtiik.202183944.
- [2] F. F. Irfani, “Analisis Sentimen Review Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” Pp. 258–266, 2000.
- [3] A. Erfina *Et Al.*, “Analisis Sentimen Aplikasi Pembelajaran Online Di Play Store Pada Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” Vol. 2020, No. Semasif, Pp. 145–152, 2020.
- [4] D. S. Utami And A. Erfina, “Analisis Sentimen Pinjaman Online Di Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Svm),” Pp. 299–305, 2021.
- [5] Z. Arisandi, Diki; Indra, “Mengidentifikasi Hoax Pada Hasil Pencarian Berita Online Dengan Teknik Web Scrapping Dan Algoritma C4.5,” *Rabit J. Teknol. Dan Sist. Inf. Univrab*, Vol. 6, No. 2, Pp. 130–137, 2021.
- [6] D. T. Anggraeni, “Peramalan Harga Saham Menggunakan Metode Autoregressive Dan Web Scrapping Pada Indeks Saham Lq45 Dengan Python,” *Rabit J. Teknol. Dan Sist. Inf. Univrab*, Vol. 5, No. 2, Pp. 138–145, 2020.
- [7] U. Hendriyanto, Muhammad Diki ; Ridha, Azhari Ali ; Enri, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mola Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Sentiment,” Vol. 5, 2022.
- [8] S. Khairunnisa And S. Al Faraby, “Pengaruh Text Preprocessing Terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat Pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi,” Vol. 5, No. April, Pp. 406–414, 2021, Doi: 10.30865/Mib.V5i2.2835.
- [9] A. C. Fauzan And K. Hikmah, “Implementasi Algoritma Naive Bayes Dalam Analisis Polarisasi,” Vol. 7, No. 2, Pp. 122–128, 2022.
- [10] J. A. Septian, T. M. Fahrudin, And A. Nugroho, “Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Polemik Persepakbolaan Indonesia Menggunakan Pembobotan Tf - Idf Dan K - Nearest Neighbor,” Pp. 43–49.

- [11] M. K. Anam, T. Arita, And M. Bambang, "Sentiment Analysis For Online Learning Using The Lexicon-Based Method And The Support Vector Machine Algorithm," Vol. 15, No. 2, Pp. 290–302, 2023.
- [12] B. R. Pratama, M, O; Satyawan, W; Jannati, R; Pamungkas And E. N. Syahputra, M, "The Sentiment Analysis Of Indonesia Commuter Line Using Machine Learning Based On Twitter Data The Sentiment Analysis Of Indonesia Commuter Line Using Machine Learning Based On Twitter Data," *Iop Conf. Ser. J. Phys. Conf. Ser.*, 2019, Doi: 10.1088/1742-6596/1193/1/012029.
- [13] A. Rahman, Oryza, Habibie; Abdillah, Gunawan; Komarudin, "Klasifikasi Ujaran Kebencian Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Support Vector Machine," *J. Resti (Rekayasa Sist. Dan Teknol. Informasi)*, Vol. 5, No. 1, Pp. 17–23, 2021.
- [14] A. R. Isnain *Et Al.*, "Sentimen Analisis Publik Terhadap Kebijakan Lockdown Pemerintah Jakarta Menggunakan Algoritma Svm," Vol. 2, No. 1, Pp. 31–37, 2021.
- [15] D. Sinaga And C. Jatmoko, "Analisis Sentimen Untuk Mengetahui Kesan Player Game Mobile Legends Menggunakan Naïve Bayes Classifier," Vol. 0, Pp. 540–547, 2020.
- [16] Qadrini L, Sepperwali A, And Aina A, "Decision Tree Dan Adaboostpada Klasifikasi Penerima Program Bantuan Sosial," *Decis. Tree Dan Adab. Pada Klasifikasi Penerima Progr. Bantu. Sos.*, Vol. 2, No. 7, Pp. 1959–1966, 2021.