

## Analisis Sentimen dan Pemodelan Ulasan Aplikasi AdaKami Menggunakan Algoritma SVM dan KNN

Dea Safryda Putri<sup>\*1</sup>, Nina Sulistiyowati<sup>2</sup>, Apriade Voutama<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang

e-mail: \*[dea.safryda19039@student.unsika.ac.id](mailto:dea.safryda19039@student.unsika.ac.id), <sup>2</sup>[nina.sulistio@staff.unsika.ac.id](mailto:nina.sulistio@staff.unsika.ac.id),  
<sup>3</sup>[apriade.voutama@staff.unsika.ac.id](mailto:apriade.voutama@staff.unsika.ac.id)

### Abstrak

Salah satu aplikasi pinjaman uang online populer di Google Play Store yaitu aplikasi AdaKami. Bagi calon pengguna, ulasan mampu memberikan detail pengalaman penggunaan aplikasi. Bagi pihak perusahaan, ulasan pengguna dapat menjadi acuan evaluasi aplikasi. Masalah yang ditemukan yaitu jumlah dan keragaman ulasan pengguna aplikasi AdaKami yang tidak efisien untuk dibaca satu per satu sehingga perlu dilakukan analisis sentimen dan pemodelan. Tujuan penelitian ini yaitu mengetahui reputasi aplikasi berdasarkan sentimen dominan dalam ulasan pengguna dan membuat model analisis sentimen yang optimal. Penelitian ini menggunakan Metode SEMMA, dengan 1.000 data ulasan bersumber dari Google Play Store, melalui proses sampling dan labelling (negatif, positif, netral). Dalam pemodelan analisis sentimen, diujicobakan tiga variabel yaitu metode pelabelan (manual dan leksikon), algoritma (SVM dan KNN) dan proporsi pembagian data (data latih : data uji = 90:10, 80:20, 70:30, 60:40 dan 50:50) yang disajikan dalam bentuk 20 skenario. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sentimen paling dominan adalah positif dan model paling optimal yaitu model skenario 6 yang menggunakan algoritma SVM, metode pelabelan manual dan proporsi 90:10. Model tersebut memiliki performa 93% accuracy, 93% precision, 93% recall dan 92% f1-score.

**Kata kunci**— Analisis Sentimen, KNN, Leksikon, SEMMA, SVM

### Abstract

One of the popular online money loan applications on the Google Play Store is AdaKami application. For potential users, reviews are able to provide details on the experience of using the application. For companies, user reviews can be a reference for evaluating applications. The problem found is the number and diversity of user reviews of AdaKami application which are inefficient to read one by one, so sentiment analysis and modeling are necessary. The purpose of this study is to determine reputation of the application based on the dominant sentiment in user reviews and create an optimal sentiment analysis model. This study uses SEMMA method, with 1.000 review data sourced from the Google Play Store, through a sampling and labeling process (negative, positive, neutral). In sentiment analysis modeling, three variables were tested, namely labeling method (manual and lexicon), algorithm (SVM and KNN) and data split (training data: test data = 90:10, 80:20, 70:30, 60:40 and 50:50) presented in the form of 20 scenarios. Results shows, the most dominant sentiment is positive and most optimal model is scenario 6 which used

*SVM algorithm, manual labeling method and 90:10 data split. This model has 93% accuracy, 93% precision, 93% recall and 92% f1-score.*

**Keywords**— *KNN, Lexicon, SEMMA, Sentiment Analysis, SVM*

## 1. PENDAHULUAN

Dalam era perkembangan teknologi informasi, aplikasi pinjaman uang online (pinjol) semakin populer sebagai solusi keuangan yang praktis [1]. Salah satu aplikasi pinjol yang populer di Google Play Store adalah aplikasi AdaKami. Aplikasi ini telah mendapatkan lebih dari 500 ribu ulasan dari pengguna dan memperoleh rating 4.3/5 pada Mei 2023 yang menandakan popularitas dan penggunaan yang luas [2]. Rating aplikasi dapat menjadi pertimbangan bagi calon pengguna dalam memilih atau menggunakan aplikasi. Namun, untuk mengetahui reputasi aplikasi tersebut, calon pengguna tidak hanya dapat mengandalkan rating, tetapi juga perlu melihat ulasan pengguna yang mampu memberikan detail pengalaman penggunaan aplikasi [3]. Tantangan bagi calon pengguna dan pihak perusahaan adalah jumlah dan keragaman ulasan yang tidak efisien untuk dibaca satu per satu [4]. Dalam konteks aplikasi AdaKami, permasalahan yang dihadapi adalah bagaimana mengumpulkan dan menganalisis ulasan pengguna dengan tujuan memahami sentimen paling dominan yang terkandung dalam ulasan-ulasan tersebut, sehingga reputasi aplikasi dapat diketahui. Selain itu, permasalahan lainnya adalah membangun model analisis sentimen yang memiliki performa yang terbaik bagi aplikasi AdaKami. Oleh karena itu, analisis sentimen dan pemodelan terhadap ulasan pengguna aplikasi AdaKami perlu dilakukan.

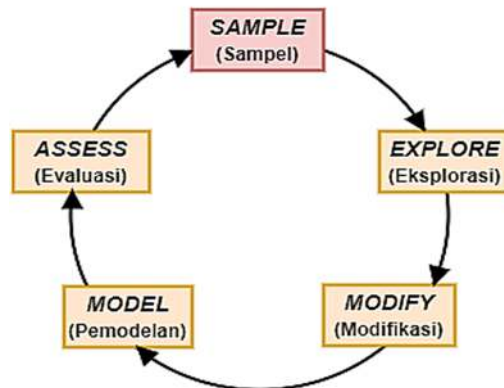
*Data mining* dan *text mining* merupakan proses penambangan data yang banyak mengekstrak informasi tapi yang membedakan dari keduanya yaitu, bentuk data yang diolah, dimana *data mining* mengolah data yang telah terstruktur sedangkan *text mining* mengolah data yang tidak terstruktur seperti teks, dokumen, laman web, dan sebagainya [5]. Analisis sentimen merupakan salah satu kasus *text mining* yang merujuk pada proses penggunaan teknik-teknik komputasional untuk mengidentifikasi, mengekstraksi, dan memahami sentimen atau opini yang terkandung dalam teks atau data unstruktural, dengan tujuan mendapatkan wawasan yang berharga dari data tersebut [6]. Analisis sentimen, sebagai bagian dari data mining dan text mining, melibatkan penggunaan berbagai algoritma dan metode komputasional dalam penerapannya [7]. Dalam penelitian ini, algoritma klasifikasi yang digunakan dalam membangun model analisis sentimen adalah Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (KNN). Algoritma SVM dipilih karena kemampuannya dalam menangani data yang kompleks dan memiliki kekuatan generalisasi yang tinggi [8], sedangkan KNN dipilih karena fleksibilitasnya dalam mengadaptasi perubahan pada data yang sedang dianalisis [9]. Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah Metode SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, Assess), yang terbukti efektif dalam analisis sentimen [10]. Metode SEMMA memberikan keleluasaan dan fleksibilitas yang dibutuhkan dalam menghadapi kompleksitas kasus analisis sentimen dan fokus pada pengelolaan sampel data dengan langkah-langkah yang terstruktur [11]. Penelitian ini menggunakan tiga label sentimen yaitu positif, negatif dan netral dengan kriteria sentimen positif mencakup ulasan yang mengandung pujian, kepuasan, dan saran positif terkait aplikasi sedangkan sentimen negatif meliputi ulasan yang berisi keluhan, umpatan, dan sarkasme terhadap aplikasi [12]. Netral adalah ulasan yang tidak termasuk dalam kategori sentimen positif maupun negatif [13].

Beberapa penelitian terkait analisis sentimen dan pemodelan aplikasi pinjaman uang online (pinjol) telah dilakukan dalam beberapa tahun terakhir. Alman Muhammadin dan Irwan Agus Sobari (2021) menerapkan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Kredivo

menggunakan algoritma SVM dan NBC, dan menyimpulkan bahwa model dengan algoritma SVM memiliki performa yang lebih baik, yaitu 83,3% dibandingkan dengan algoritma NBC yang hanya mencapai 80,8% [14]. Mussalimun et al. (2021) juga telah melakukan analisis sentimen terhadap aplikasi pinjol menggunakan KNN dan NB dengan data dari Google Play Store terhadap platform IGROW [15]. Namun, penelitian yang secara spesifik membahas aplikasi AdaKami dengan fokus pada pembangunan model analisis sentimen yang menerapkan metode pelabelan manual dan leksikon, serta mencakup lima proporsi pembagian data latih dan uji, terhadap algoritma SVM dan KNN dengan pendekatan SEMMA masih terbatas. Penelitian ini diharapkan dapat mengisi kekosongan literatur tersebut dan memberikan kontribusi dalam pemahaman yang lebih mendalam tentang sentimen pengguna serta pengembangan model analisis sentimen yang efektif.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan mengacu pada kerangka SEMMA. SEMMA terdiri dari lima tahap yaitu sample (opsional), explore, modify, model dan assess.

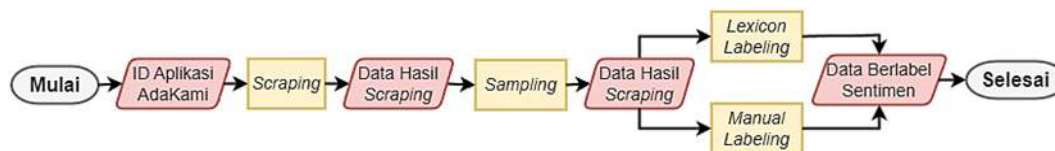


Gambar 1. Metode SEMMA

Penerapan Metode SEMMA dalam penelitian ini dilakukan dengan menerapkan tahapan opsional yaitu *sample* dan tanpa pengulangan atau tanpa kembali ke tahap *sample* setelah tahap *assess* selesai. Metode SEMMA yang diterapkan dalam penelitian ini telah disesuaikan dengan kebutuhan dan konteks penelitian ini.

2.1 *Sample* (Sampel)

Tahap sampel dalam penelitian ini terdiri dari empat proses yang secara sistematis ditampilkan pada Gambar 2.



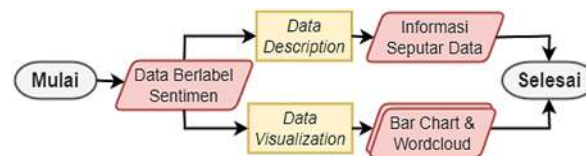
Gambar 2. Alur Tahap Sampel

Pada tahap ini, dilakukan proses *sampling* menggunakan metode *simple random sampling* setelah melakukan *scraping* data ulasan pengguna dari Google Play Store terkait aplikasi AdaKami. Jumlah sampel yang diambil sebanyak 1.000 data dipilih berdasarkan kebutuhan penelitian ini.

*Simple random sampling* dipilih karena teknik tersebut dapat menghasilkan sampel yang mewakili populasi secara acak dan setiap elemen dalam populasi memiliki peluang yang sama untuk dipilih. Dalam tahap ini, dilakukan pelabelan dengan menggunakan metode leksikon VADER dan metode manual. Leksikon VADER dapat mendeteksi sentimen berdasarkan polaritas kata-kata menggunakan kamus yang telah tersedia [16]. Metode manual dilakukan dengan cara melabeli ulasan satu per satu tanpa bantuan sistem. Kriteria sentimen positif mencakup ulasan yang mengandung pujian dan kepuasan sedangkan sentimen negatif meliputi ulasan yang berisi keluhan, umpatan, dan sarkasme [12].

### 2.2 Explore (Eksplorasi)

Tahap eksplorasi dalam penelitian ini terdiri dari dua proses yang secara sistematis ditampilkan pada Gambar 3.

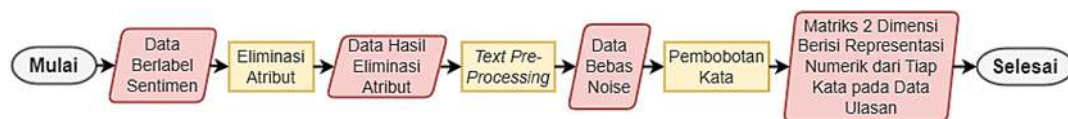


Gambar 3. Alur Tahap Eksplorasi

Pada tahap ini, dilakukan eksplorasi pendeskripsian data dan visualisasi data. Visualisasi data dilakukan untuk mengetahui sentimen paling dominan terhadap ulasan aplikasi AdaKami serta untuk mengetahui apakah data yang digunakan seimbang atau tidak seimbang. Selain itu, wordcloud dibuat untuk memberikan gambaran yang komprehensif dan menarik mengenai kata-kata yang dominan dalam ulasan pengguna [17]. Semakin besar suatu kata dalam wordcloud, semakin umum kata tersebut tercantum pada ulasan pengguna dan sebaliknya. Alasan penggunaan wordcloud adalah untuk menyajikan informasi penting secara lebih ringkas.

### 2.3 Modify (Modifikasi)

Tahap modifikasi dalam penelitian ini terdiri dari tiga proses yang secara sistematis ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Alur Tahap Modifikasi

Tahap ini melibatkan proses eliminasi atribut, *text pre-processing*, dan pembobotan kata. Proses eliminasi atribut dilakukan untuk menghilangkan atribut yang kurang relevan dalam penelitian. *Text pre-processing* penting untuk dilakukan agar data bebas dari *noise* yang dapat mempengaruhi pembuatan model. *Text pre-processing* yang diterapkan dalam penelitian ini diterapkan dalam enam tahap sebagai berikut.



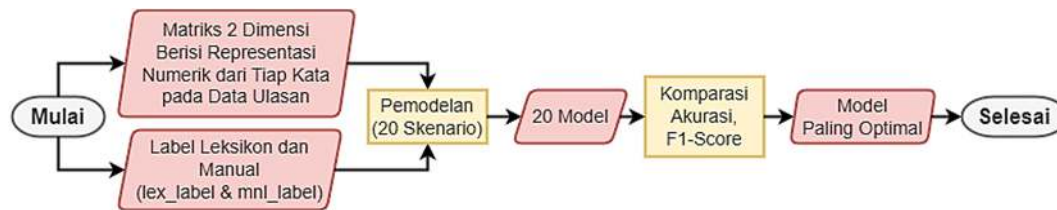
Gambar 5. *Text Pre-processing*

*Case folding* akan mengubah huruf besar (A-Z) menjadi kecil (a-z). *Cleaning* akan membersihkan data dari simbol dan angka diluar alphabet (a-z). *Tokenizing* akan memecah kalimat menjadi

potongan string guna mempermudah pemeriksaan setiap kata pada tahap selanjutnya. *Normalize* akan memeriksa dan memperbaiki kata-kata yang tidak sesuai EYD. *Stopword removal* akan menghapus kata-kata yang kurang bermakna. *Stemming* akan memeriksa dan mengubah kata-kata berimbuhan kedalam bentuk dasarnya [9]. Proses penghapusan data *missing value* diterapkan setelah data melalui *text pre-processing* agar data bebas dari data kosong dan tidak mengganggu representasi data dan analisis statistik seperti pembobotan kata. Pembobotan kata dilakukan menggunakan Term Frequency - Inverse Document Frequency (TF-IDF). TF-IDF dapat mentransformasi data teks menjadi representasi numerik yang dapat diolah oleh algoritma analisis sentimen. Semakin besar bobot suatu kata maka semakin umum kata tersebut pada dokumen keseluruhan dan sebaliknya.

2.4 Model (Pemodelan)

Tahap pemodelan dalam penelitian ini terdiri dari dua proses yang secara sistematis ditampilkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Alur Tahap Pemodelan

Pada tahap ini, dilakukan pembuatan model analisis sentimen. Penelitian ini menguji tiga variabel dalam upaya memperoleh model dengan performa optimal, yaitu proporsi pembagian data latih dan uji (90:10, 80:20, 70:30, 60:40, dan 50:50), metode pelabelan (menggunakan leksikon VADER dan pelabelan manual), serta dua algoritma klasifikasi, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (KNN). Pengujian terhadap tiga variabel disimplifikasi dalam bentuk skenario pembuatan model sebagai berikut.

Tabel 1. Skenario Pembuatan Model

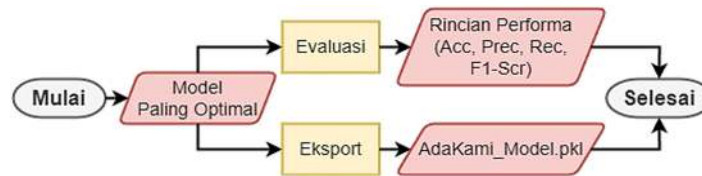
Skenario	Variabel Uji Pembuatan Model		
	Algoritma	Metode Pemberian Label	Proporsi (Data latih : Data uji)
1	SVM	Leksikon	90:10
2			80:20
3			70:30
4			60:40
5			50:50
6		Manual	90:10
7			80:20
8			70:30
9			60:40
10			50:50
11	KNN	Leksikon	90:10
12			80:20
13			70:30
14			60:40

15	Manual	50:50
16		90:10
17		80:20
18		70:30
19		60:40
20		50:50

Skenario pembuatan model diatas diterapkan dengan *library* Scikit-learn Python. Apabila pada tahap *explore* diketahui bahwa data seimbang, maka model dengan performa *accuracy* paling optimal dipilih untuk dievaluasi. Apabila diketahui data tidak seimbang, maka *f1-score* menjadi pertimbangan utama dalam memilih model paling optimal. *F1-score* dapat memberikan informasi lebih baik tentang kemampuan model dalam mengidentifikasi kelas minoritas dengan benar tanpa mengorbankan performa pada kelas mayoritas dengan mengkalkulasikan keseimbangan antara *precision* dan *recall* [19].

2.5 Assess (Evaluasi)

Tahap evaluasi dalam penelitian ini terdiri dari dua proses yang secara sistematis ditampilkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Alur Tahap Assess

Pada tahap ini dilakukan evaluasi model menggunakan confusion matrix. Confusion matrix merepresentasikan data yang diprediksi benar (sesuai label/data aktual) dan salah (tidak sesuai label/data aktual). Berikut tampilan confusion matrix *multi-class* berukuran 3 x 3 dengan tiga label sentimen (positif, negatif dan netral).

Tabel 2. Confusion matrix

		Sentimen Aktual		
		Negatif	Positif	Netral
Sentimen Prediksi	Negatif	<i>True Negatif</i>	<i>False Negatif</i>	<i>False Negatif</i>
	Positif	<i>False Positif</i>	<i>True Positif</i>	<i>False Positif</i>
	Netral	<i>False Netral</i>	<i>False Netral</i>	<i>True Netral</i>

Hasil evaluasi confusion matrix digunakan untuk menghitung tingkat *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Berikut rumus *accuracy* (1), *precision* (2), *recall* (3) dan *f1-score* (4):

$$Accuracy = (TP + TN)/(TP + TN + FP + FN) \tag{1}$$

$$Precision = TP/(TP + FP) \tag{2}$$

$$Recall = TP/(TP + FN) \tag{3}$$

$$F1 - Score = 2 \times (Precision \times Recall)/(Precision + Recall) \tag{4}$$

Pada kasus *multi-class*, TP (*true positive*) dianggap sebagai data yang diklasifikasikan dengan sesuai bagi kelas tertentu, TN (*true negative*) dianggap sebagai data yang diklasifikasikan dengan sesuai bagi kelas lainnya, FP (*false positive*) dianggap sebagai data yang salah diklasifikasikan bagi kelas tertentu, FN (*false negative*) dianggap sebagai data yang tidak diklasifikasikan pada kelas tertentu tetapi sebenarnya merupakan bagian dari kelas tersebut [13].

Evaluasi kinerja model secara keseluruhan dilakukan menggunakan pendekatan *weighted average*. Pendekatan *weighted average* dapat memberikan informasi lebih relevan tentang kinerja model terutama ketika terdapat ketidakseimbangan kelas yang signifikan [20]. Matriks evaluasi untuk setiap kelas dihitung secara terpisah. Kemudian, *support proportion* (proporsi) masing-masing kelas dalam *dataset* dihitung dengan menjumlahkan jumlah data masing-masing kelas sentimen dan total data uji. *Support proportion* (*sp*) masing-masing kelas sentimen digunakan untuk memperoleh *weighted average* matriks evaluasi sebagai berikut.

$$Weighted\ average = \frac{(sp_{pos} \times score_{pos}) + (sp_{neg} \times score_{neg}) + (sp_{net} \times score_{net})}{(sp_{pos} + sp_{neg} + sp_{net})} \quad (5)$$

*Score* adalah *score* matriks evaluasi seperti *precision*, *recall* dan *f1-score* yang dihitung untuk setiap kelas sentimen.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Sample (Sampel)

Hasil tahap sampel yaitu 1.000 data ulasan pengguna aplikasi pinjaman uang *online* AdaKami yang telah diambil secara acak menggunakan teknik *simple random sampling* dari total 297.292 data ulasan hasil *scraping website* Google Play Store.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	reviewid	userName	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at	replyContent	repliedAt	appName
985	f2be633f-			https://plaPinjamam cepat	5	0		2022-07-15 06:08:09			AdaKami
986	7d10b20f-			https://pla tunai cepat	5	1 4.5.0		2022-11-16 18:19:05			AdaKami
987	f51545c9-			https://pla Adakami pinjaman online t	5	0 4.3.0		2022-09-02 19:04:42			AdaKami
988	dcf01fe8-			https://pla ditolak	1	0 3.1.2		2021-08-07 14:33:10	Hai Teman Kar	2021-08-08 01:57:56	AdaKami
989	ea4398bc-			https://pla Terima kasih banyak	5	0 2.5.1		2020-12-19 04:19:06			AdaKami
990	11e6b514-			https://pla Mohon maaf, pihak adakan	1	0		2021-09-24 11:48:10	Hai TemanKar	2021-09-25 08:00:21	AdaKami
991	0f4f9211-			https://pla sangat membantu dan cepi	5	0 4.2.0		2022-07-19 07:16:23			AdaKami
992	2944b5bc-			https://pla prusya nya cepat, uk tugi	5	0 2.5.1		2020-12-30 09:20:03			AdaKami
993	da5747a7-			https://pla Pinjaman uang AdaKami	5	1 4.2.0		2022-10-17 05:53:04			AdaKami
994	b929428a-			https://pla Saya kasih bintang 1 soalny	1	0		2020-12-05 09:16:23	Hi Teman Kam	2020-12-07 01:35:27	AdaKami
995	35747385			https://pla Gua download mau kasih B	1	0 4.3.0		2022-08-18 04:38:28	Hai TemanKar	2022-08-19 02:00:51	AdaKami
996	e5b6c89f-			https://pla Aplikasi ini sangat bagus	5	0 4.2.0		2022-07-29 23:27:00			AdaKami
997	a8663df-			https://pla kecewa sama aplikasi ini, s	1	0 2.6.0		2021-01-30 01:59:48	Hai Teman Kar	2021-02-01 02:00:05	AdaKami
998	60f49e23-			https://pla Sangat membantu	5	0 2.6.0		2021-02-05 04:02:48			AdaKami
999	f23290c4-			https://pla maaf dengan hormat,sya at	1	1 3.7.2		2022-02-18 19:02:03	Hai Teman Kar	2022-02-20 05:53:09	AdaKami
1000	1b788afe			https://pla Baik	5	0 3.9.1		2022-05-03 15:30:54			AdaKami
1001	e829c762			https://pla pinjaman online cepat	5	0 3.1.0		2021-07-16 10:36:30			AdaKami

Gambar 8. Hasil *sampling*

Sebanyak 1.000 data hasil *sampling* telah diberi label melalui dua metode yaitu leksikon dan manual. Label sentimen diberikan dalam bentuk angka yaitu 0 untuk negatif, 1 untuk positif dan 2 untuk netral.

Tabel 3. Data Ulasan dengan Label Sentimen

No	Ulasan ( <i>content</i> )	Label Leksikon	Label Manual
1	Simple gak pake ribet 🖱️ Top	0	1
2	pda pihak ada kami,pdahla saya bayar selalu tepat waktu, kenapa sekarang mlah nga di acc lagi,,saya sgt kecewe	0	0

3	Uang asli	2	2
...	...	...	...
999	Baik	1	1
1000	pinjaman online cepat	2	1

3.2 Explore (Eksplorasi)

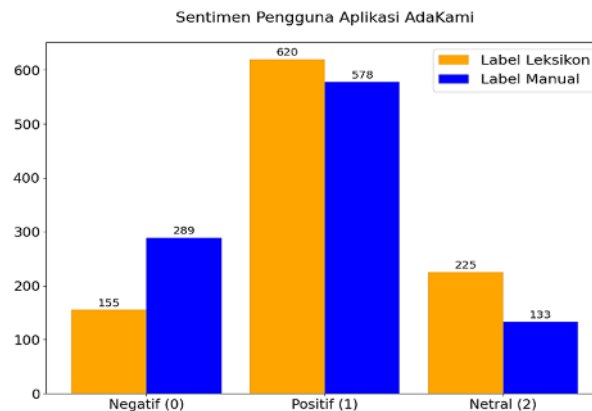
Hasil tahap eksplorasi yaitu informasi dari data sampel yang diperoleh dari penerapan fungsi info() pada library Pandas Python sebagai berikut.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1000 entries, 0 to 999
Data columns (total 15 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   reviewId              1000 non-null   object
1   userName              1000 non-null   object
2   userImage             1000 non-null   object
3   content               1000 non-null   object
4   polarity              1000 non-null   object
5   compound              1000 non-null   float64
6   lex_label             1000 non-null   int64
7   mnl_label             1000 non-null   int64
8   score                1000 non-null   int64
9   thumbsUpCount        1000 non-null   int64
10  reviewCreatedVersion  756 non-null    object
11  at                   1000 non-null   datetime64[ns]
12  replyContent         231 non-null    object
13  repliedAt            231 non-null    datetime64[ns]
14  appName              1000 non-null   object
dtypes: datetime64[ns](2), float64(1), int64(4), object(8)
memory usage: 117.3+ KB
None
```

Gambar 9. Informasi Data

Gambar diatas menunjukkan bahwa data sampel memiliki 15 atribut dan empat tipe data yaitu *object*, *float*, *integer* dan *datetime*. *Missing value* ditemukan pada beberapa atribut diantaranya reviewCreatedVersion sebanyak 244 data, replyContent dan repliedAt masing-masing sebanyak 769 data. Atribut replyContent dan repliedAt memiliki *missing value* paling banyak. Atribut replyContent dan repliedAt berisi tanggapan dari pihak AdaKami terhadap ulasan pengguna. Adanya *missing value* pada kedua atribut tersebut merupakan evaluasi bagi pihak AdaKami untuk meningkatkan responsivitas dalam memberikan tanggapan terhadap ulasan pengguna.

Sebaran data berdasarkan sentimen telah diketahui berdasarkan hasil visualisasi. Berikut merupakan visualisasi sentimen pengguna aplikasi AdaKami.



Gambar 10. Sentimen Pengguna Aplikasi AdaKami





Verif wajahnya susah kalo tahu.!!!!	verif wajahnya susah kalo tahu.!!!!	verif wajahnya susah kalo tahu	['verif', 'wajahnya', 'susah', 'kalo', 'tahu']	['verifikasi', 'wajahnya', 'susah', 'kalau', 'tahu']	['verifikasi', 'wajahnya', 'susah']	['verifikasi', 'wajah', 'susah']
Beberapa pengajuan di tolak terus	beberapa pengajuan di tolak terus	beberapa pengajuan di tolak terus	['beberapa', 'pengajuan', 'di', 'tolak', 'terus']	['beberapa', 'pengajuan', 'di', 'tolak', 'terus']	['pengajuan', 'tolak']	['aju', 'tolak']
mantaaap pp.. 🇮🇩🇮🇩🇮🇩 pencairan cepat.	mantaaap pp.. 🇮🇩🇮🇩🇮🇩 pencairan cepat.	mantaaap pp pencairan cepat	['mantaaap', 'pp', 'pencairan', 'cepat']	['mantap', 'pencairan', 'cepat']	['mantap', 'pencairan', 'cepat']	['mantap', 'cair', 'cepat']
Bintang 4 dulu,nanti ditambah 😊	bintang 4 dulu,nanti ditambah 😊	bintang dulu nanti ditambah	['bintang', 'dulu', 'nanti', 'ditambah']	['bintang', 'dulu', 'nanti', 'ditambah']	['bintang', 'ditambah']	['bintang', 'tambah']

Transformasi data ulasan diatas menunjukkan bahwa tahap *case folding* telah berhasil mengubah semua huruf besar (A-Z) menjadi huruf kecil (a-z). Tahap *cleaning* telah berhasil menghapus simbol, tanda baca, angka dan spasi berlebih. Tahap *tokenizing* telah berhasil memenggal kata pada data dalam bentuk string. Tahap *normalize* telah berhasil menyesuaikan kata-kata yang tidak sesuai ejaan Bahasa Indonesia yang disempurnakan. Tahap *stopword removal* telah berhasil menghapus kata-kata yang kurang bermakna. Tahap *stemming* telah berhasil mengubah kata-kata berimbuhan kedalam bentuk dasar.

Sebanyak 1.000 data ulasan hasil *text pre-processing* dibersihkan dari data bernilai kosong atau *missing value* sehingga menghasilkan sebanyak 971 data ulasan bebas *missing value*. Data tersebut diberikan bobot kata menggunakan tf-idf yang menghasilkan matriks dua dimensi berukuran 971 x 721. Matriks tersebut mengindikasikan bahwa terdapat 721 token (fitur) dan 971 dokumen dengan tampilan sebagai berikut.

	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9	D10	...	D962	D963	D964	D965	D966	D967	D968	D969	D970	D971	
aangat	0.0	0.0	0.0	0.0	0.00000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
abel	0.0	0.0	0.0	0.0	0.00000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
acak	0.0	0.0	0.0	0.0	0.00000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
acc	0.0	0.0	0.0	0.0	0.50598	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
acung	0.0	0.0	0.0	0.0	0.00000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
wajib	0.0	0.0	0.0	0.0	0.00000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.367901	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
walaupun	0.0	0.0	0.0	0.0	0.00000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
waras	0.0	0.0	0.0	0.0	0.00000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
yang	0.0	0.0	0.0	0.0	0.00000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
youtube	0.0	0.0	0.0	0.0	0.00000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.000000	...	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

721 rows x 971 columns

Gambar 15. Matriks TF-IDF

Matriks diatas menampilkan bobot token yang telah melalui tahap normalisasi L2. Semakin umum suatu kata maka semakin besar bobot tf-idf kata tersebut dan sebaliknya.

### 3.4 Model (Pemodelan)

Hasil tahap model diperoleh setelah mengujicobakan 20 skenario pembuatan model terhadap 971 data ulasan yang telah diberi bobot kata serta label data leksikon dan manual menggunakan Scikit-learn Python. Berikut merupakan *f1-score* dan *accuracy* model yang telah dibuat berdasarkan 20 skenario pembuatan model.

Tabel 5. Hasil Implementasi 20 Skenario Pembuatan Model

Skenario	Variabel (Algoritma – Pelabelan – Proporsi)	Jumlah Data		<i>F1-Score</i>	<i>Accuracy</i>
		Latih	Uji		
1	SVM – Leksikon – 90:10	873	98	0.79	0.80
2	SVM – Leksikon – 80:20	776	195	0.78	0.79
3	SVM – Leksikon – 70:30	679	292	0.75	0.77
4	SVM – Leksikon – 60:40	582	389	0.73	0.75
5	SVM – Leksikon – 50:50	485	486	0.65	0.70
6	SVM – Manual – 90:10	873	98	0.92	0.93
7	SVM – Manual – 80:20	776	195	0.90	0.91
8	SVM – Manual – 70:30	679	292	0.89	0.90
9	SVM – Manual – 60:40	582	389	0.87	0.89
10	SVM – Manual – 50:50	485	486	0.84	0.86
11	KNN – Leksikon – 90:10	873	98	0.78	0.78
12	KNN – Leksikon – 80:20	776	195	0.77	0.77
13	KNN – Leksikon – 70:30	679	292	0.77	0.77
14	KNN – Leksikon – 60:40	582	389	0.74	0.74
15	KNN – Leksikon – 50:50	485	486	0.70	0.71
16	KNN – Manual – 90:10	873	98	0.90	0.90
17	KNN – Manual – 80:20	776	195	0.89	0.89
18	KNN – Manual – 70:30	679	292	0.87	0.88
19	KNN – Manual – 60:40	582	389	0.84	0.85
20	KNN – Manual – 50:50	485	486	0.84	0.85

Berdasarkan Tabel 5, model analisis sentimen dengan performa paling optimal bagi aplikasi AdaKami adalah model Skenario 6. Skenario 6 menghasilkan model dengan *f1-score* sebesar 0.92 (92%) dan *accuracy* sebesar 0.93 (93%) dengan menerapkan algoritma SVM dengan proporsi pembagian data 90:10 dan metode pelabelan data secara manual.

Tabel 6. Leksikon vs Manual dan SVM vs KNN

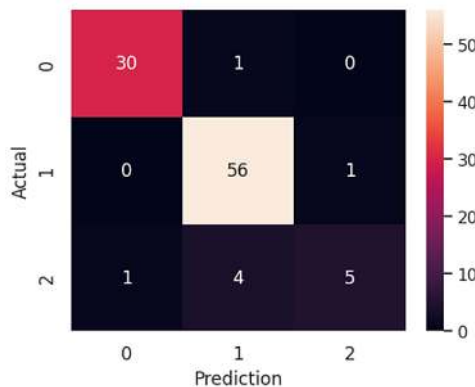
Proporsi	Komparasi	<i>F1-Score</i>		<i>Accuracy</i>		
	Metode Pelabelan Algoritma	Leksikon	Manual	Leksikon	Manual	
		90:10	SVM	0.79	<b>0.92</b>	0.80
		KNN	0.78	<b>0.90</b>	0.78	<b>0.90</b>
80:20	SVM	0.78	<b>0.90</b>	0.79	<b>0.91</b>	

	KNN	0.77	<b>0.89</b>	0.77	<b>0.89</b>
70:30	SVM	0.75	<b>0.89</b>	0.77	<b>0.90</b>
	KNN	0.77	<b>0.87</b>	0.77	<b>0.88</b>
60:40	SVM	0.73	<b>0.87</b>	0.75	<b>0.89</b>
	KNN	0.74	<b>0.84</b>	0.74	<b>0.85</b>
50:50	SVM	0.65	<b>0.84</b>	0.70	<b>0.86</b>
	KNN	0.70	<b>0.84</b>	0.71	<b>0.85</b>
<b>Keterangan</b>					
Angka Cetak Tebal	Angka yang lebih tinggi dalam komparasi metode pelabelan ( <i>f1-score</i> leksikon vs <i>f1-score</i> manual dan <i>accuracy</i> leksikon vs <i>accuracy</i> manual)				
	Angka lebih tinggi dalam komparasi algoritma masing-masing proporsi dan metode pelabelan ( <i>f1-score</i> SVM vs. <i>f1-score</i> KNN dan <i>accuracy</i> SVM vs. <i>accuracy</i> KNN)				
	Angka lebih rendah dalam komparasi algoritma masing-masing proporsi dan metode pelabelan ( <i>f1-score</i> SVM vs. <i>f1-score</i> KNN dan <i>accuracy</i> SVM vs. <i>accuracy</i> KNN)				

Komparasi antara metode pelabelan leksikon dengan metode pelabelan manual menunjukkan bahwa metode pelabelan manual menghasilkan model dengan *f1-score* dan *accuracy* yang lebih optimal dibandingkan metode pelabelan leksikon pada setiap proporsi dengan algoritma SVM maupun KNN. Komparasi antara algoritma SVM dengan KNN menunjukkan bahwa algoritma SVM menghasilkan model dengan *f1-score* dan *accuracy* yang lebih unggul pada 7 kasus yaitu proporsi 90:10-Leksikon, 90:10-Manual, 80:20-Leksikon, 80:20-Manual, 70:30-Manual, 60:40-Manual dan 50:50-Manual, sedangkan algoritma KNN menghasilkan model dengan *f1-score* dan *accuracy* yang lebih unggul pada 3 kasus yaitu proporsi 70:30-Leksikon, 60:40-Leksikon dan 50:50-Leksikon. Proporsi 90:10 pada SVM-Leksikon, SVM-Manual, KNN-Leksikon dan KNN-Manual menghasilkan model dengan *f1-score* dan *accuracy* lebih unggul daripada proporsi lain.

### 3.5 Assess (Evaluasi)

Model analisis sentimen dengan performa paling optimal adalah model yang menerapkan skenario 6. Model tersebut dievaluasi menggunakan confusion matrix berikut.



Gambar 16. Confusion Matrix Model Analisis Sentimen AdaKami

Confusion matrix diatas menunjukkan bahwa dari total data uji sebanyak 98 data, data yang diprediksi secara benar oleh model sebanyak 91 data dan data yang diprediksi secara salah oleh model adalah sebanyak 7 data. Rincian jumlah data ulasan yang diprediksi dengan benar oleh model yaitu 30 data sentimen negatif, 56 data sentimen positif dan 5 data netral. Rincian jumlah data ulasan yang diprediksi secara salah oleh model yaitu 1 data sentimen negatif, 1 data sentimen positif dan 5 data netral. Berdasarkan informasi tersebut dapat diketahui bahwa sebaran data uji terdiri dari 31 data sentimen negatif, 57 data sentimen positif dan 10 data netral. Performa model secara lebih rinci telah dihitung manual menggunakan rumus *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score* berikut.

$$Accuracy = \frac{\text{Jumlah data yang diprediksi dengan benar}}{\text{Total data uji}} = \frac{30 + 56 + 5}{98} = \frac{56}{61} = 0,92$$

Sentimen positif memiliki tingkat *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP \text{ (sesuai positif)}}{TP \text{ (sesuai positif)} + FP \text{ (diprediksi positif)}} = \frac{56}{56 + (1 + 4)} = \frac{56}{61} = 0,92$$

$$Recall = \frac{TP \text{ (sesuai positif)}}{TP \text{ (sesuai positif)} + FN \text{ (secara aktual positif)}} = \frac{56}{56 + (1 + 0)} = \frac{56}{57} = 0,98$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} = 2 \times \frac{(0,92 \times 0,98)}{(0,92 + 0,98)} = 2 \times \frac{0,90}{1,9} = 2 \times 0,47 = 0,94$$

Sentimen negatif memiliki tingkat *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP \text{ (sesuai negatif)}}{TP \text{ (sesuai negatif)} + FP \text{ (diprediksi negatif)}} = \frac{30}{30 + (0 + 1)} = \frac{30}{31} = 0,97$$

$$Recall = \frac{TP \text{ (sesuai negatif)}}{TP \text{ (sesuai negatif)} + FN \text{ (secara aktual negatif)}} = \frac{30}{30 + (1 + 0)} = \frac{30}{31} = 0,97$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} = 2 \times \frac{(0,97 \times 0,97)}{(0,97 + 0,97)} = 2 \times \frac{0,94}{1,94} = 2 \times 0,485 = 0,97$$

Netral memiliki tingkat *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP \text{ (sesuai netral)}}{TP \text{ (sesuai netral)} + FP \text{ (diprediksi netral)}} = \frac{5}{5 + (0 + 1)} = \frac{5}{6} = 0,83$$

$$Recall = \frac{TP \text{ (sesuai netral)}}{TP \text{ (sesuai netral)} + FN \text{ (secara aktual netral)}} = \frac{5}{5 + (1 + 4)} = \frac{5}{10} = 0,50$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} = 2 \times \frac{(0,5 \times 0,83)}{(0,5 + 0,83)} = 2 \times \frac{0,415}{1,33} = 2 \times 0,31 = 0,62$$

Berikut merupakan proporsi masing-masing kelas sentimen berdasarkan jumlah data masing-masing sentimen dan total data uji.

$$Support\ proportion_{pos} = 57/98 = 0,58$$

$$Support\ proportion_{neg} = 31/98 = 0,32$$

$$Support\ proportion_{net} = 10/98 = 0,10$$

Tingkat *precision*, *recall* dan *f1-score* secara keseluruhan pada model yaitu sebagai berikut.

$$\text{Weighted avg}_{precision} = (0,92 \times 0,58) + (0,97 \times 0,32) + (0,83 \times 0,10) = 0,93$$

$$\text{Weighted avg}_{recall} = (0,98 \times 0,58) + (0,97 \times 0,32) + (0,50 \times 0,10) = 0,93$$

$$\text{Weighted avg}_{f1-score} = (0,94 \times 0,58) + (0,97 \times 0,32) + (0,62 \times 0,10) = 0,92$$

Hasil evaluasi secara keseluruhan dari model paling optimal yaitu model 6 adalah *accuracy* sebesar 0.93 (93%), *precision* sebesar 0.93 (93%), *recall* sebesar 0.93 (93%) dan *f1-score* 0.92 (92%). Model skenario 6 diekspor dalam format Pickle sehingga dapat dimanfaatkan kembali dengan lebih efisien tanpa harus melakukan pelatihan ulang.

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Mengumpulkan dan menganalisis ulasan pengguna dilakukan dengan cara *scraping* data ulasan pengguna dari *website* Google Play Store dan *sampling* yang menghasilkan 1.000 data ulasan pengguna. Data diberi label sentimen dengan metode leksikon dan manual serta diproses untuk visualisasi dan pemodelan. Sentimen paling dominan dari ulasan pengguna aplikasi AdaKami adalah sentimen positif (620 ulasan berdasarkan label leksikon dan 578 ulasan berdasarkan label manual). Analisis wordcloud menunjukkan bahwa ulasan bersentimen positif dari pengguna kerap menyampaikan pujian, kepuasan dan ucapan terima kasih terhadap layanan dan kinerja aplikasi; ulasan bersentimen negatif dari pengguna kerap membahas topik terkait proses peminjaman, penolakan dan pembayaran pada aplikasi; ulasan netral dari pengguna kerap membahas topik peminjaman uang dan kinerja aplikasi. Topik-topik dari wordcloud dapat dijadikan acuan dalam meningkatkan kinerja aplikasi AdaKami.
- 2) Dalam membangun model analisis sentimen yang memiliki performa terbaik bagi aplikasi AdaKami adalah dengan menerapkan pengujian terhadap tiga variabel penting dalam pemodelan yaitu algoritma (SVM dan KNN), metode pelabelan (Leksikon dan Manual) dan proporsi pembagian data latih dan uji (data latih : data uji = 90:10, 80:20, 70:30, 60:40 dan 50:50). Model analisis sentimen dengan performa paling optimal yaitu model yang menerapkan skenario 6, dimana model tersebut menggunakan algoritma SVM dengan metode pelabelan manual dan proporsi pembagian data 90:10. Model tersebut memiliki performa yang baik dengan *accuracy* sebesar 93%, *precision* sebesar 93%, *recall* sebesar 93% dan *f1-score* 92%.
- 3) Hasil komparasi antara performa (akurasi dan f1-score) dari model-model yang menerapkan SVM dan KNN menunjukkan bahwa SVM menghasilkan model dengan performa lebih optimal daripada KNN dalam lebih banyak kasus (7 dari 10 kasus). Metode pelabelan manual menghasilkan model dengan performa lebih optimal daripada metode pelabelan leksikon pada setiap proporsi data dan algoritma yang diujikan. Berdasarkan efektivitas waktu dan tenaga, metode pelabelan manual kurang efektif karena diterapkan tanpa sistem sedangkan metode pelabelan leksikon lebih efektif karena memanfaatkan sistem (leksikon VADER via Python). Proporsi pembagian data latih dan uji 90:10 (data latih: data uji) menunjukkan bahwa proporsi tersebut mampu menghasilkan model dengan performa lebih optimal daripada proporsi lainnya dalam setiap metode pelabelan dan algoritma yang diujikan.

## 5. SARAN

Adapun saran terhadap penelitian ini adalah menerapkan *grid search cv* serta *k-fold cv* dalam memilih kernel dan parameter pada algoritma SVM dan nilai *k* pada algoritma KNN dalam pembuatan model. Pengembangan lebih lanjut terkait penelitian ini adalah pembuatan sistem dari model analisis sentimen yang telah dibuat.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Hidayati, Ismayani, Y. T. Tanjung, and L. Faqurrowzi, "Sosialisasi Peran Dan Risiko Pinjaman Online," *J. Liaison Acad. Soc.*, vol. 2, no. 4, pp. 107–113, 2022, doi: 435-1126-1-SM.
- [2] Google Play Store, "Google Play Store," *play.google.com*, 2022. [play.google.com/store/apps/category/FINANCE](https://play.google.com/store/apps/category/FINANCE).
- [3] R. Wahyudi and G. Kusumawardhana, "Analisis Sentimen pada Aplikasi Grab di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine," *J. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 200–207, 2021, doi: 10.31294/ji.v8i2.9681.
- [4] E. H. Muktafin, K. Kusrini, and E. T. Luthfi, "Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di Marketplace Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing," *J. Eksplora Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 32–42, 2020, doi: 10.30864/eksplora.v10i1.390.
- [5] E. Novalia, A. Voutama, and S. Susanto, "Sales System Using Apriori Algorithm to Analyze Consumer Purchase Patterns," *Buana Inf. Technol. Comput. Sci. (BIT CS)*, vol. 3, no. 1, pp. 11–16, Jan. 2022, doi: 10.36805/bit-cs.v3i1.2049.
- [6] N. M. Maghfur, F. Muhammad, and A. Voutama, "Analysis of the Relationship between Public Sentiment on Social Media and Indonesian Covid-19 Dynamics," *Systematics*, vol. 3, no. 3, pp. 336–345, 2021.
- [7] D. W. Ardras, A. Voutama, S. Informasi, I. Komputer, U. S. Karawang, and T. Timur, "ANALISIS SENTIMEN ANTI LGBT DI INDONESIA MELALUI MEDIA SOSIAL," vol. 15, no. 1, pp. 23–28, 2023, doi: 10.30736/jt.v15i1.926.
- [8] D. L. Rianti *et al.*, "TREN MARKETPLACE BERDASARKAN KLASIFIKASI ULASAN PELANGGAN MENGGUNAKAN PERBANDINGAN KERNEL," vol. 6, no. 1, pp. 98–105, 2021.
- [9] A. Yoga Pratama *et al.*, "Analisis Sentimen Media Sosial Twitter Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor Dan Seleksi Fitur Chi-Square (Kasus Omnibus Law Cipta Kerja)," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 897–910, 2021.
- [10] N. Sulistiyowati, M. Jajuli, T. Informatika, and U. Singaperbangsa, "Integrasi naïve bayes dengan teknik sampling smote untuk menangani data tidak seimbang," vol. 14, pp. 34–37, 2020.
- [11] C. M. Sitorus, A. Rizal, and M. Jajuli, "Prediksi Risiko Perjalanan Transportasi Online Dari

- Data Telematik Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 254–265, 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2672.
- [12] U. Kulsum, M. Jajuli, and N. Sulistiyowati, “Analisis Sentimen Aplikasi WETV di Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” vol. 6, no. 2, pp. 205–212, 2022.
- [13] N. A. Rahma, Garno, and N. Sulistiyowati, “Analisis Sentimen Tempat Wisata Di Jakarta Pasca Covid -19 Dengan Algoritma Naïve Bayes,” *J. Pendidik. dan Konseling Vol.*, vol. 4, no. 6, pp. 5894–5908, 2022.
- [14] A. Muhammadin and I. A. Sobari, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Kredivo Dengan Algoritma Svm Dan Nbc,” *Reputasi J. Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 2, no. 2, pp. 85–91, 2021, doi: 10.31294/reputasi.v2i2.785.
- [15] Mussalimun, E. H. Khasby, G. I. Dzkrillah, and Muljono, “Comparison of K- N earest Neighbor (K -NN) and Naïve Bayes Algorithm for Sentiment Analysis on Google Play Store Textual Reviews,” in *2021 8th International Conference on Information Technology, Computer and Electrical Engineering (ICITACEE)*, Sep. 2021, pp. 180–184, doi: 10.1109/ICITACEE53184.2021.9617217.
- [16] V. Bonta, N. Kumares, and N. Janardhan, “A Comprehensive Study on Lexicon Based Approaches for Sentiment Analysis,” *Asian J. Comput. Sci. Technol.*, vol. 8, no. S2, pp. 1–6, 2019, doi: 10.51983/ajcst-2019.8.s2.2037.
- [17] D. P. Santoso and W. Wibowo, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Buzzbreak Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier pada Situs Google Play Store,” *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 11, no. 2, 2022, doi: 10.12962/j23373520.v11i2.72534.
- [18] G. Hackeling, *Mastering Machine Learning with scikit-learn*. 2017.
- [19] Z. DeVries *et al.*, “Using a national surgical database to predict complications following posterior lumbar surgery and comparing the area under the curve and F1-score for the assessment of prognostic capability,” *Spine J.*, vol. 21, no. 7, pp. 1135–1142, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.spinee.2021.02.007.
- [20] Yuyun, Nurul Hidayah, and Supriadi Sahibu, “Algoritma Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Pemerintah Terhadap Penanganan Covid-19 Menggunakan Data Twitter,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 820–826, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3146.