



Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Info BMKG di Google Play Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine

Ichwanul Muslim Karo Karo^{1,*}, Justaman Arifin Karo Karo², Yuniyanto², Hariyanto², Miftahul Falah²
Manan Ginting²

¹Fakultas MIPA, Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan, Medan

Jl. William Iskandar Ps. V, Kenangan Baru, Kec. Percut Sei Tuan, Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara, Indonesia

²Teknik Mekanika, Politeknik Teknologi Kimia Industri, Medan

Jalan Medan Tenggara No. VII, Medan Tenggara, Kec. Medan Denai, Kota Medan, Sumatera Utara, Indonesia

Email: ¹ichwanul@unimed.ac.id, ²justaman.karo@gmail.com, ³yuniyanto.mt.ir@gmail.com, ⁴hariyanto.ptki@gmail.com,

⁵miftahulfalahlubis@gmail.com, ⁶manan.ginting@ptki.ac.id

Email Penulis Korespondensi: ichwanul@unimed.ac.id

Submitted: 26/07/2023; Accepted: 31/07/2023; Published: 31/07/2023

Abstrak—Postingan ulasan secara online telah menjadi salah satu menjadi cara populer untuk mengungkapkan pendapat dan sentimen terhadap aplikasi layanan. Aplikasi Info Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) adalah sebuah aplikasi mobile berbasis Android dan iOS dengan menyajikan informasi mengenai cuaca, iklim, kualitas udara, dan gempa bumi yang terjadi di berbagai wilayah di Indonesia. Informasi yang termuat diaplikasi ini sangat penting namun memiliki nilai memiliki lebih buruk dibandingkan dengan aplikasi peramalan yang lain. Analisis sentimen merupakan proses klasifikasi text ke dalam beberapa kelas seperti sentimen positif, negatif atau tidak memuat keduanya. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa ulasan pengguna pada aplikasi Info BMKG dari situs Google Play. Adapun manfaat yang didapat ialah sebagai bahan pertimbangan pengembang untuk memperbaiki kekurangan aplikasi. Proses klasifikasi menggunakan Term Frequency-Invers Document Frequency (TF-IDF) dan algoritma Support Vector Machine (SVM). Penelitian ini berhasil mengumpulkan 2500 ulasan dari pengguna aplikasi Info BMKG di situs Google PlayStore dengan metode web scraping. Pra-proses text (text preprocessing) ulasan menggunakan case folding, symbolic and stopword removal, tokenisasi, normalisasi, dan stemming. Penilaian pengguna (rating) membantu dalam mengidentifikasi label sentiment sebuah ulasan, 66% ulasan bersentimen positif sedangkan sisanya negatif. Adapun topik yang paling sering diulas dan bernilai sentimen ialah “aplikasi”, “informasi”, “update”. Penelitian ini melakukan tiga kali skenario percobaan berdasarkan komposisi data latih dan data uji. Berdasarkan model prediksi yang dilakukan, skenario dengan data split 75%:25% memiliki tingkat akurasi tertinggi yaitu 79%.

Kata Kunci: Info BMKG; TF-IDF; SVM; Analisis Sentimen; Text Preprocessing

Abstract—Posting online reviews has become one of the most popular ways to express opinions and sentiments towards service applications. The Meteorology, Climatology and Geophysics Agency (BMKG) Info application is an Android and iOS-based mobile application that provides information on weather, climate, air quality, and earthquakes that occur in various regions in Indonesia. The information contained in this application is very important but has a worse value than other forecasting applications. Sentiment analysis is the process of classifying text into several classes such as positive sentiment, negative or not containing both. This research aims to analyze user reviews on the BMKG Info application from the Google Play website. The benefits obtained are as consideration for developers to improve the shortcomings of the application. The classification process uses Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) and the Support Vector Machine (SVM) algorithm. This research successfully collected 2500 reviews from users of the BMKG Info application on the Google PlayStore website using the web scraping method. Text preprocessing of the reviews used case folding, symbolic and stopword removal, tokenization, normalization, and stemming. User ratings help in identifying the sentiment label of a review, 66% of reviews are positive while the rest are negative. The most frequently reviewed topics with sentiment value are "application", "information", "update". This research conducted three experimental scenarios based on the composition of training data and test data. Based on the prediction model, the scenario with 75%:25% split data has the highest accuracy rate of 79%.

Keywords: Info BMKG; TF-IDF; SVM; Sentiment Analysis; Text Preprocessing

1. PENDAHULUAN

Postingan ulasan secara online telah menjadi cara yang semakin populer bagi orang untuk mengungkapkan pendapat dan sentimen terhadap produk yang dibeli atau layanan yang diterima. Menganalisis nilai ulasan online akan menghasilkan pengetahuan yang bermanfaat yang dapat ditindaklanjuti yang dapat menjadi nilai ekonomi bagi vendor dan pihak berkepentingan lainnya. Secara umum, analisis sentimen bertujuan untuk menentukan sikap seorang pembicara atau penulis sehubungan dengan beberapa topik atau keseluruhan polaritas kontekstual dari sebuah dokumen[1]. Sikap itu mungkin penilaian atau evaluasinya, keadaan afektif yaitu, keadaan emosional penulis saat menulis, atau komunikasi emosional yang dimaksud yaitu, efek emosional yang ingin dimiliki penulis pada pembaca [2].

Analisis sentimen merupakan proses pengelompokan dokumen tekstual ke dalam beberapa kelas, seperti sentimen positif dan negatif, serta besarnya pengaruh dan manfaat dari analisis sentimen tersebut [3]. Analisis sentimen digunakan untuk identifikasi kecenderungan hal-hal di pasar ataupun untuk melihat pendapat terhadap sebuah masalah[4]. Besarnya pengaruh dan manfaat dari analisis sentimen menyebabkan penelitian ataupun aplikasi mengenai analisis sentimen berkembang pesat. Saat ini review komentar pada Google Playstore merupakan sebuah indikator yang baik untuk memberikan pengaruh dalam penelitian analisis sentimen. Hal

tersebut akan membantu para pengembang aplikasi untuk selalu memperbarui aplikasi. Review pengguna berisi dua bagian, yaitu komentar tekstual dan nilai rating. Komentar tekstual berupa positif dan negatif seperti keluhan, kritik, atau saran dan nilai rating menunjukkan evaluasi keseluruhan pengalaman pengguna menggunakan skala numerik [5].

Info BMKG adalah sebuah aplikasi mobile yang berbasis Android dan iOS yang menyajikan informasi mengenai cuaca, iklim, kualitas udara, dan gempa bumi yang terjadi di berbagai wilayah di Indonesia[6]. Berdasarkan data di situs Google Play store pada tanggal 15 November 2022, Info BMKG telah di unduh lebih dari 5 juta kali dan memiliki rating 4,5. Pada situs google play juga tercatat 71 ribu ulasan pengguna di kolom komentar Info BMKG. Aplikasi Info BMKG dipilih karena ratingnya lebih rendah dibandingkan dengan aplikasi peramalan yang lain seperti Windy.com – Perkiraan Cuaca.

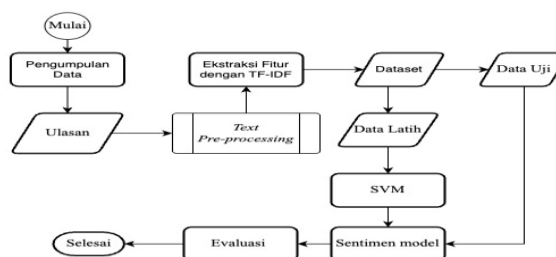
Terdapat dua penelitian yang menganalisis sentiment dengan objek BMKG. Sebuah penelitian menganalisis sentimen data BMKG nasional melalui tweet dan komentar di Twitter [7]. Penelitian tersebut mengklasifikasikan tweet ke kelas positif, netral atau negative dengan algoritma naive bayes. Hasil ujinya menunjukkan akurasi algoritma naive bayes untuk menganalisis sentimen ialah 69,97%. Penelitian [8] mengumpulkan 1000 tweet dari akun twitter @infoBMKG dengan menggunakan metode crawling untuk dianalisis sentimennya. Algoritma machine learning yang digunakan untuk menganalisis sentiment meliputi Naïve Bayes, Naïve Bayes + Adaboost, SVM + TF-IDF, dan SVM+ PSO. Hasilnya algoritma SVM + TF-IDF memiliki nilai Akurasi, Recall, dan AUC yang lebih tinggi dibandingkan metode lainnya akurasi sebesar 74%, precision sebesar 75%, recall sebesar 92% dan F1-Score sebesar 83%.

Disisi lain, terdapat beberapa penelitian yang menganalisis ulasan bersumberkan google play store. Sebuah penelitian menganalisis review pengguna aplikasi Grab pada Google Play Store menggunakan algoritma SVM[9]. Performansi algoritma SVM untuk menganalisis sentimen dari ulasan tersebut ialah 85,54%. Penelitian [10] menggunakan algoritma yang sama dengan penelitian sebelumnya untuk menganalisis sentimen pengguna aplikasi MOLA di google play store. Data yang digunakan adalah review aplikasi MOLA sebanyak 520 data yang terdiri dari 312 review positif dan 208 review negatif. Hasil terbaik diperoleh pada skenario 1 (90:10) menggunakan kernel RBF (Radial Basis Function) yang menghasilkan akurasi 92,31%, presisi 96,3%, recall 89,66%, dan skor f1 92,86%. Adapun aplikasi lain yang pernah dianalisis sentiment ulasanya di google play store ialah aplikasi tiket online. Penelitian oleh [11] menganalisis sentimen terhadap aplikasi tiket online pada google play store dengan menggunakan algoritma SVM. Aplikasi tiket online yang dianalisis antara lain Pegipegi, Agoda, Traveloka, Mister Aladin dan Tiket.com. Ada 1500 ulasan komentar yang bersalah di diperoleh dengan menggunakan web scraping. Hasil yang didapatkan yaitu nilai akurasi aplikasi tertinggi adalah Pegipegi dengan nilai akurasi 78,21%, kedua yaitu aplikasi Agoda dengan nilai akurasi 77,00%, ketiga yaitu aplikasi Traveloka dengan nilai akurasi 75,03%, keempat yaitu aplikasi Mister Aladin dengan nilai akurasi 64,00%, dan nilai akurasi terendah yaitu aplikasi Tiket.com dengan nilai akurasi 58,68%. Berdasarkan informasi review diatas, algoritma SVM umum digunakan untuk menganalisis sentimen sebuah ulasan aplikasi bersumberkan google play store.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa ulasan pengguna aplikasi Info BMKG di situs Google PlayStore dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Algoritma ini mampu mengkomputasi data dengan dimensi tinggi serta multi variabel [12]. Selain itu, algoritma SVM memiliki performansi lebih baik dibandingkan dengan algoritma machine learning lainnya untuk beberapa studi kasus [8].

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menganalisis ulasan pengguna terhadap aplikasi Info BMKG pada kolom review Google Playstore. Pendekatan yang dilakukan ialah Text Mining dengan algoritma algoritma SVM. Adapun tahapan penelitian meliputi proses pengumpulan data, text pre-processing, Ekstraksi fitur, split data, klasifikasi menggunakan SVM, dan evaluasi, alur keseluruhan kegiatan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan 2500 ulasan pengguna pada aplikasi Info BMKG di situs Google PlayStore dengan metode pengambilan data web scraping. Web scraping adalah teknik untuk mendapatkan informasi dari website secara otomatis tanpa harus menyalinnya secara manual [13].



2.2 Text Preprocessing

Text preprocessing merupakan langkah awal dan sangat kritical dari penambangan teks (text mining)[14], [15]. Luaran text preprocessing ialah memperoleh data dengan format yang sesuai sehingga dapat diproses lebih lanjut. Selain itu proses ini juga bertujuan untuk menghindarkan dari data yang mengganggu (noise) atau data yang tidak konsisten serta mampu meningkatkan performansi model yang dihasilkan[16]. Adapun proses yang dilakukan dalam text preprocessing pada penelitian ini antara lain:

- Case folding, merupakan proses merubah kalimat data teks menjadi seragam [17]
- Cleansing, yaitu proses membersihkan dokumen dan menyeleksi kata yang tidak diperlukan seperti html,emoticon, hashtag, mention dan url[17].
- Tokenisasi, merupakan proses seleksi pemotongan kata dalam kalimat. Diberikan pemisah seperti tanda koma (,), titik (.), dan tanda pemisah lainnya [17].
- Normalisasi yaitu mengubah kata-kata slank words yang masih berantakan menjadi kata Indonesia yang benar.
- Stopword Removal, yaitu menghilangkan kata yang kurang efektif menggunakan library NLTK untuk filtering terhadap dataframe.
- Steaming, yaitu proses untuk menyaring kata dasar dari sebuah kata dan menghapus kata imbuhan.

2.3 Ekstrasi Fitur TF-IDF

Penelitian ini menggunakan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) untuk mengekstrak fitur dari ulasan-ulasan. Metode TF-IDF memiliki representasi lebih baik dibandingkan dengan metode fitur ekstraksi lainnya untuk beberapa kasus analisis sentiment[12], [15], [18].Adapun konsep dan teknisnya merujuk ke penelitian sebelumnya[18], [19]. Teknisnya dari TF-IDF ialah dokumen dipecah menjadi satu kata atau unigram. Proses menghitung Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF) adalah bagian dari proses pemberian bobot pada kata dengan TF-IDF. Proses scaling diperlukan agar nilai TF tidak terlalu berbeda. Persamaan (1) TF dengan proses scaling diberikan di sini.

$$W_{td} = \begin{cases} 1+\log(TF_{td}) & \text{if } TF_{td} > 0 \\ 0 & \text{if } TF_{td} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

TF_{td} menyatakan jumlah berapa banyak suatu kata dalam suatu dokumen. Setelah menemukan nilai W_{td} , Langkah selanjutnya adalah mencari nilai IDF. Persamaan (2) merupakan formula untuk mencari nilai IDF.

$$IDF_t = \log\left(\frac{1+n}{1+df_t}\right) + 1 \quad (2)$$

N menyatakan total jumlah dataset. Df_t jumlah dokumen yang mengandung suatu kata. Setelah menemukan nilai IDF_t , Langkah selanjutnya adalah mengalikan nilai W_{td} dengan IDF_t sehingga nilai TF-IDF dapat diperoleh dengan persamaan (3).

$$TF\ IDF_t = W_{td} \times IDF_t \quad (3)$$

2.4 Data Splitting

Proses data splitting bertujuan untuk membagi dataset menjadi dua bagian : data latih dan data uji. Data latih ditujukan untuk membangun model sentiment sedangkan data uji untuk mengevaluasi performansi model sentiment yang dihasilkan. Terdapat tiga skenario eksperimen berdasarkan splitting data yang dilakukan oleh penelitian sebelumnya, skenario 1 dengan komposisi 70% data latih[20], skenario 2 dengan komposisi 75% data latih sedangkan skenario 3 dengan komposisi 80% data latih [12].

2.5 Algoritma SVM

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma pembelajaran mesin yang efektif untuk mengakomodasi banyak variabel dan banyak kelas[21]. Ide algoritma SVM adalah menciptakan hyperplane yang mampu memisahkan datase[22]. Hyperplane berupa sebuah fungsi dengan $N_{in} - 1$ variabel independen. Adapun algoritma SVM yang digunakan mengikuti panduan sebagaimana pada Tabel 1. Pada tabel tersebut terdapat enam variabel input: jumlah vektor, jumlah dan array dari support vektor, atribut di support vektor, serta bias. Sedangkan luarannya ialah hyperplane yang berupa fungsi. Fungsi ini lah yang nantinya mengidentifikasi sebuah ulasan bersentimen positif atau negative atau disebut dengan model sentiment.

Tabel 1 Algoritma SVM [21]

Algoritma
Masukan:
N_{in} (Jumlah vektor)
N_{sv} (Jumlah support vector)
N_{ft} (Jumlah atribut di support)
$SV[N_{sv}]$ (Array support vector)

$IN[N_{in}]$ (masukan array vektor)

$b *$ (bias)

Luaran:

F (Fungsi hyperplane)

for $i \leftarrow 1$ **to** N_{in} **by** 1 **do**

F = 0

for $j \leftarrow 1$ **to** N_{sv} **by** 1 **do**

dist = 0

for $k \leftarrow 1$ **to** N_{ft} **by** 1 **do**

dist += $(SV[j].variabel[k] -$

$IN[i].variabel[k])^2$

end

$k = \exp(-\gamma \times \text{dist})$

$F += SV[j].a * \times k$

end

$F = F + b *$

end

2.6 Evaluasi

Model sentimen yang dihasilkan oleh algoritma SVM dapat dievaluasi dengan metrik performansi akurasi (persamaan (4)), precision (persamaan (5)), recall (persamaan (6)) dan F1 (persamaan (7)). Pengukuran tersebut berdasarkan confusion matrix (Tabel 2)[23].

Tabel 2. Confusion matrix

		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Negatif	False Positive (FP)	True Negative (TN)

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \cdot 100\% \quad (4)$$

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \cdot 100\% \quad (5)$$

$$\text{Recall}(R) = \frac{TP}{TP+FN} \cdot 100\% \quad (6)$$

$$F1 \text{ score} = \frac{2PR}{P+R} \quad (7)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Data Driven

Dari hasil pengumpulan data diperoleh 2500 ulasan pengguna aplikasi Info BMKG yang paling relevan, Hasil pengumpulan data dapat dilihat pada Tabel 3. Setiap ulasan dari pengguna disertai dengan rating. Nilai rating dalam rentang 1-5. Gradasi nilai 1 merupakan mengindikasikan sangat buruk hingga nilai 5 sangat bagus.

Tabel 3. Contoh data ulasan

No.	Rating	Ulasan
1	4	Sudah baik tapi mohon diperbaiki lagi untuk notifikasi dan sesuaikan dengan lokasi.. saya tidak mendapat notifikasi peringatan dini cuaca lokasi saya harus membuka aplikasi baru terlihat.. tapi tiba" muncul notifikasi gempa yang jaraknya beda pulau dengan saya..padahal peringatan dini cuaca sangat penting seperti merencanakan rute pulang untuk menghindari lokasi" rawan banjir
2	5	Aplikasi ini sangat membantu, terutama bagi kita yang ingin melakukan perjalanan sehingga tau kemungkinan hujan atau tidak, bagi petanipun sangat membantu karna apa harus dilakukan bisa diprediksi. Semoga aplikasi ini terus berkembang. Maju terus... BMKG.
3	2	Informasi Cuaca di beranda tidak menunjukkan lokasi yg sudah di atur di pengaturan, jadi harus buka menu cuaca dan pilih kabupaten dulu. UI nya susah untuk navigasi di bagian cuaca, bayangkan mau scroll prakiraan cuaca kebawah aja susahnya minta ampun, tolong lah diperbaiki, sudah berapa kali

No.	Rating	Ulasan
.	.	update belum ada perbaikan.
.	.	.
.	.	.
2500	2	Lemot tdk semua gempa ada pemberituannya klaw bisaaaaa terupdate truss dong biar orang pada tau klaw gempa dan cuaca ekstrem itt trjadi d'mna sja

Ulasan dari Tabel 3 di proses dengan menggunakan beberapa metode text preprocessing. Adapun contoh hasil text preprocessing dapat dilihat pada tabel 4. Ulasan sebagai data awal diproses dengan case folding dan cleansing. Hasil dari proses case folding dan cleansing dilanjutkan dengan proses tokenisasi. Setiap term hasil tokenisasi dianalisis menggunakan stopword removal dan stemming.

Tabel 4. Contoh hasil text preprocessing

Data awal	Case folding dan cleansing	Tokenisasi	Normalisasi kata	Stopword removal	Steaming
Sudah baik tapi mohon diperbaiki lagi untuk notifikasi dan sesuaikan dengan lokasi.	sudah baik tapi mohon diperbaiki lagi untuk notifikasi dan sesuaikan dengan lokasi	['sudah', 'baik', 'tapi', 'mohon', 'diperbaiki', 'lagi', 'untuk', 'notifikasi', 'dan', 'sesuaikan', 'dengan', 'lokasi']	['sudah', 'baik', 'tapi', 'mohon', 'diperbaiki', 'rekomendasi', 'untuk', 'notifikasi', 'dan', 'sesuaikan', 'dengan', 'sesuaikan', 'dengan', 'lokasi']	['sudah', 'baik', 'tapi', 'mohon', 'diperbaiki', 'rekomendasi', 'untuk', 'notifikasi', 'sesuaikan', 'lokasi']	['sudah', 'baik', 'tapi', 'mohon', 'rekomendasi', 'baik', 'notifikasi', 'sesuai', 'lokasi']

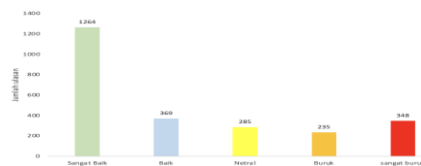
Tahapan berikutnya ialah ekstraksi fitur dari hasil stemming. Proses ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Adapun contoh hasil fitur ekstraksi dari ulasan yang ada di Tabel 4 dapat dilihat pada Tabel 5. Setiap term yang unik hasil text processing merupakan variabel sedangkan ulasan merupakan recordnya. Pada penelitian ini terdapat 2500 record dan 2071 variabel dari kata kata yang unik.

Tabel 5. Contoh hasil ekstraksi fitur dengan TF-IDF

Ulasan	sudah	baik	tapi	mohon	rekomendasi	notifikasi	sesuai	lokasi
Sudah baik tapi mohon diperbaiki lagi untuk notifikasi dan sesuaikan dengan lokasi.	0.013	0.026	0.013	0.013	0.013	0.013	0.013	0.013

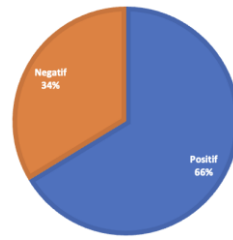
3.2 Analisis Sentimen Berdasarkan Rating

Penelitian ini menyajikan informasi distribusi rating dari semua ulasan pengguna aplikasi. Data distribusi rating score ini didapatkan dari kolom data skor. Penilaian pengguna memberikan penelitian berupa rating dalam rentang 1-5. Nilai 1 merupakan penilaian sangat buruk terhadap aplikasi Info BMKG berating angka 2 dengan persepsi buruk, angka 3 untuk persepsi nilai tengah (Netral), angka 4 untuk persepsi nilai tinggi (positif) dan nilai 5 (lima) dengan persepsi nilai tertinggi (Sangat Positif). Distribusi penilaian terhadap aplikasi Info BMKG dipresentasikan pada Gambar 2. Penilaian pengguna dihasilkan rating 5 (sangat positif) dengan ulasan sebanyak 1264 ulasan dimana berbanding terbalik dengan rating score 1(sangat kritis) dengan ulasan sebanyak 348 ulasan. Hal ini merupakan indikator yang baik bahwa pengguna aplikasi Info BMKG memiliki pengalaman cukup baik.



Gambar 2 Distribusi rating aplikasi Info BMKG

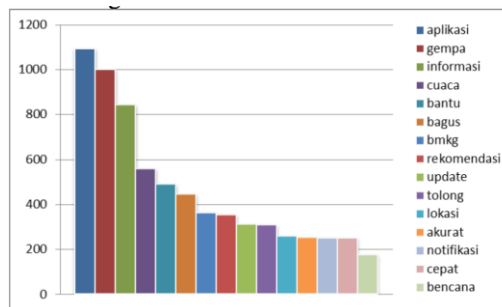
Ulasan dengan rating 1-3 menjadi ulasan dengan label negatif sedangkan ulasan dengan rating 4-5 menjadi label positif. Dengan demikian, dari 2500 ulasan pengguna pada aplikasi Info BMKG di situs Google PlayStore didapatkan 1659 ulasan positif, dan 841 ulasan negatif. Perbandingan distribusi kedua ulasan dapat dilihat pada Gambar 3. Informasi label ini digunakan sebagian komposisi dataset pada proses klasifikasi.



Gambar 3 Persentase perbandingan ulasan berlabel positif dan negatif

3.3 Analisis Topik Ulasan

Penelitian ini menyajikan hasil identifikasi topik yang sering diulas. Berdasarkan. Didapatkan beberapa kata yang paling sering muncul yaitu “aplikasi” dengan frekuensi kemunculan 1093, “gempa” dengan 1000 kali kemunculan, “informasi” dengan 843 kemunculan, “cuaca” dengan 558 kemunculan, “bantu” dengan 489 kemunculan, “bagus” dengan 444 kemunculan, “bmgk” dengan 363 kemunculan, “rekomendasi” dengan 354 kemunculan, “update” dengan 310 kemunculan dan seterusnya. Informasi tersebut mengindikasikan topik yang menjadi sorotan pengguna aplikasi meliputi tentang aplikasi Info BMKG, informasi gempa bumi, cuaca dan bencana serta saran saran pengguna yang meliputi rekomendasi, update dan sebagainya.



Gambar 4. Frekuensi kemunculan kata-kata

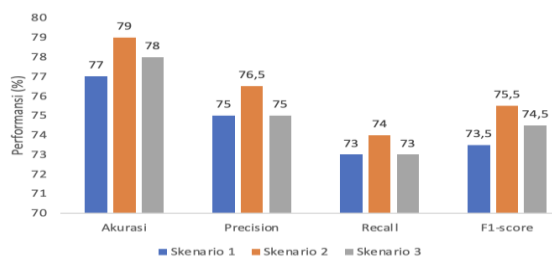
3.4 Performansi SVM dan TF-IDF

Bagian ini menyajikan performansi algoritma SVM dan TF-IDF. Proses pengukuran performansi dilakukan tiga kali berdasarkan skenario percobaan yang telah di bahas pada bagian 2.4. Adapun hasil prediksi dari masing masing skenario dapat dilihat pada tabel 6. Sedangkan performansi model sentimen yang dihasilkan dari masing-masing skenario dapat dilihat pada gambar 5.

Tabel 6 Hasil prediksi

Skenario	Hasil Prediksi			
	TP	TN	FN	FP
Skenario 1	430	68	148	104
Skenario 2	362	53	129	81
Skenario 3	287	45	101	67

Berdasarkan informasi dari Tabel 5, hasil prediksi algoritma SVM dengan data latih sebanyak 75% memiliki jumlah benar tertinggi yaitu sebanyak 491 dari 625 ulasan dan data latih 70% memiliki jumlah benar terendah yaitu sebanyak 578 dari 750 ulasan. Gambar 5 mempresentasikan hasil akurasi algoritma SVM dengan variasi jumlah data sesuai distribusi yang telah ditentukan. Berdasarkan model prediksi yang dilakukan oleh peneliti, didapatkan juga bahwa data split 75:25 memiliki tingkat performansi tertinggi dari keempat metrik dan data split 70:30 memiliki performansi terendah. Dengan kata lain, 75% data latih menjadi pilihan terbaik untuk menghasilkan model terbaik. Untuk mendapat model sentiment terbaik.



Gambar 5. Performansi model sentimen



4. KESIMPULAN

Penilaian pengguna dihasilkan rating score 5 (sangat positif) dengan ulasan sebanyak 1264 ulasan dimana berbanding terbalik dengan rating score 1 (sangat kritis) dengan ulasan sebanyak 348 ulasan. Hal ini merupakan indikator yang baik bahwa pengguna aplikasi Info BMKG memiliki pengalaman cukup baik. Berdasarkan Gambar 3 di simpulkan lima kata serupa yang paling sering muncul pada kedua label, yaitu aplikasi, gempa, informasi, cuaca dan bmkg. Lima kata yang berbeda pada label positif yaitu bantu, bagus, rekomendasi, akurat dan cepat, sedangkan lima kata yang berbeda pada label negative yaitu update, lokasi, tolong, notifikasi dan baik. Berdasarkan model prediksi yang dilakukan oleh peneliti dengan menggunakan metode Support Vector Machine, diperoleh yaitu data split 75:25 memiliki tingkat akurasi tertinggi sebanyak 79% dilanjut dengan data split 80:20 dengan tingkat akurasi sebanyak 78% dan data split 70:30 memiliki jumlah benar terendah yaitu sebanyak 77%. Berdasarkan hasil kajian dapat dikemukakan beberapa rekomendasi yang diharapkan dapat menjadi masukan bagi pengembangan sistem ke depan. Diperlukannya kamus khusus untuk menangani kasus penggunaan data ulasan Google Playstore yang seringkali menggunakan bahasa yang tidak baku, dapat menggunakan pendekatan dengan deteksi emoticon untuk mendeteksi emoticon serta dapat membandingkan dengan metode klasifikasi lainnya

REFERENCES

- [1] Q. A. Chairunnisa, Y. Herdiyeni, M. K. D. Hardhienata, and J. Adisantoso, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Program Vaksinasi Covid-19 di Indonesia Menggunakan Algoritme Support Vector Machine," *Jurnal Ilmu Komputer dan Agri-Informatika*, vol. 9, no. 1, 2022, doi: 10.29244/jika.9.1.79-89.
- [2] J. A. Septian, T. M. Fachrudin, and A. Nugroho, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Polemik Persepakbolaan Indonesia Menggunakan Pembobotan TF-IDF dan K-Nearest Neighbor," *Journal of Intelligent System and Computation*, vol. 1, no. 1, 2019, doi: 10.52985/insyst.v1i1.36.
- [3] Y. Cahyono, "Analisis Sentiment Tweets Berbahasa Sunda Menggunakan Naive Bayes Classifier dengan Seleksi Feature Chi Squared Statistic," vol. 4, no. 3, 2019, [Online]. Available: <http://openjournal.unpam.ac.id/index.php/informatika>
- [4] K. Sailunaz and R. Alhaji, "Emotion and sentiment analysis from Twitter text," *J Comput Sci*, vol. 36, p. 101003, Sep. 2019, doi: 10.1016/j.jocs.2019.05.009.
- [5] A. Novantirani, M. K. Sabariah, and V. Effendy, "Analisis Sentimen pada Twitter untuk Mengenai Penggunaan Transportasi Umum Darat Dalam Kota dengan Metode Support Vector Machine," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 2, no. 1, 2015.
- [6] P. A. Fajriyah, "PENGARUH PENGGUNAAN APLIKASI INFO BMKG TERHADAP SIKAP TANGGAP BENCANA MAHASISWA UNIVERSITAS MATARAM PASCA GEMPA BUMI LOMBOK 2018," *JCommSci - Journal of Media and Communication Science*, vol. 2, no. 1, 2019, doi: 10.29303/jcommsci.v2i1.23.
- [7] D. Darwis, N. Siskawati, and Z. Abidin, "PENERAPAN ALGORITMA NAIVE BAYES UNTUK ANALISIS SENTIMEN REVIEW DATA TWITTER BMKG NASIONAL," *Jurnal Tekno Kompak*, vol. 15, no. 1, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i1.744.
- [8] M. Yusuf Hidayatulloh, A. Sunanto, M. Farrell Afelino Gevin, and D. Dwi Saputra, "Optimasi Sentimen Analisis Informatif dan Tidak Informatif dari Tweet di BMKG Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Metode Teknik Pengambilan Sampel Minoritas Sintetis," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 7, no. 1, pp. 1–12, 2023.
- [9] R. Wahyudi and G. Kusumawardana, "Analisis Sentimen pada Aplikasi Grab di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine," *Jurnal Informatika*, vol. 8, no. 2, 2021, doi: 10.31294/ji.v8i2.9681.
- [10] M. D. Hendriyanto, A. A. Ridha, and U. Enri, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mola Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, vol. 5, no. 1, 2022, doi: 10.31539/intecomsv5i1.3708.
- [11] F. Bei and S. Sudin, "Analisis Sentimen Aplikasi Tiket Online Di Play Store Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm)," *Sismatik*, vol. 01, no. 01, 2021.
- [12] I. M. Karo Karo, M. F. M. Fudzee, S. Kasim, and A. A. Ramli, "Sentiment Analysis in Karonese Tweet using Machine Learning," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 10, no. 1, pp. 219–231, Mar. 2022, doi: 10.52549/ijeei.v10i1.3565.
- [13] S. vanden Broucke and B. Baesens, *Practical Web Scraping for Data Science*. 2018. doi: 10.1007/978-1-4842-3582-9.
- [14] F. Alghifari and D. Juardi, "PENERAPAN DATA MINING PADA PENJUALAN MAKANAN DAN MINUMAN MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA NAIVE BAYES," *JURNAL ILMIAH INFORMATIKA*, vol. 9, no. 02, 2021, doi: 10.33884/jif.v9i02.3755.
- [15] I. M. Karo Karo, M. Farhan, M. Fudzee, S. Kasim, and A. A. Ramli, "Karonese Sentiment Analysis: A New Dataset and Preliminary Result," *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, vol. 6, no. 2–2, pp. 523–530, 2022, [Online]. Available: www.joiv.org/index.php/joiv
- [16] S. Cheng, B. Liu, Y. Shi, Y. Jun, and B. Li, *Data Mining and Big Data*. 2015. doi: 10.1007/978-3-319-40973-3.
- [17] Yuyun, Nurul Hidayah, and Supriadi Sahibu, "Algoritma Multinomial Naive Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Pemerintah Terhadap Penanganan Covid-19 Menggunakan Data Twitter," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 4, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3146.
- [18] A. Fauzi, E. B. Setiawan, and Z. K. A. Baizal, "Hoax News Detection on Twitter using Term Frequency Inverse Document Frequency and Support Vector Machine Method," in *Journal of Physics: Conference Series*, 2019. doi: 10.1088/1742-6596/1192/1/012025.
- [19] I. M. Karo Karo, R. Romia, S. Dewi, and P. M. Fadilah, "Hoax Detection on Indonesian Tweets using Naive Bayes Classifier with TF-IDF," *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 4, no. 3, pp. 914–919, Apr. 2023, doi: 10.47065/josh.v4i3.3317.



- [20] E. Muningsih, “KOMBINASI METODE K-MEANS DAN DECISION TREE DENGAN PERBANDINGAN KRITERIA DAN SPLIT DATA,” *Jurnal Teknoinfo*, vol. 16, no. 1, 2022, doi: 10.33365/jti.v16i1.1561.
- [21] I. M. Karo Karo and H. Hendriyana, “Klasifikasi Penderita Diabetes menggunakan Algoritma Machine Learning dan Z-Score,” *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 8, no. 2, pp. 94–99, 2022.
- [22] T. Joachims, *Learning to Classify Text Using Support Vector Machines*. 2002. doi: 10.1007/978-1-4615-0907-3.
- [23] I. M. K. Karo, R. Ramdhani, A. W. Ramadhelza, and B. Z. Aufa, “A Hybrid Classification Based on Machine Learning Classifiers to Predict Smart Indonesia Program,” in *Proceeding - 2020 3rd International Conference on Vocational Education and Electrical Engineering: Strengthening the framework of Society 5.0 through Innovations in Education, Electrical, Engineering and Informatics Engineering, ICVEE 2020*, 2020. doi: 10.1109/ICVEE50212.2020.9243195.