

# Sentimen Analisis Pengguna Media Sosial Berdasarkan Metode Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi

Pahlevi Wahyu Harjita<sup>a1</sup>, Fathiyarizq Mahendra Putra<sup>a2</sup>, Dyah Aruming Tyas<sup>a3</sup>

<sup>a</sup>Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika, FMIPA UGM, Sekip Utara, Bulaksumur, Sendowo, Sinduadi, Kec. Mlati, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta, Indonesia

<sup>1</sup>pahleviwahyuhardjita@mail.ugm.ac.id

<sup>2</sup>fathiyarizqmahendraputra@mail.ugm.ac.id

<sup>2</sup>dyah.aruming.t@ugm.ac.id (Corresponding author)

## Abstrak

*Analisis sentimen adalah gabungan dari berbagai bidang penelitian seperti NLP (natural language processing), data mining, dan text mining dengan tujuan untuk menemukan pendapat orang yang diungkapkan dalam bentuk teks. Terdapat beberapa tugas dalam analisis sentimen seperti ekstraksi sentimen, klasifikasi sentimen, peringkasan. Terdapat beberapa tantangan dalam melakukan analisis sentimen antara lain sinonim dan polisemi, sarkasme, kalimat majemuk, data tidak terstruktur. Tujuan penulisan ini adalah mereview penelitian lain mengenai Sentimen Analisis berdasarkan dataset, seleksi fitur, dan algoritma klasifikasi dan juga penggunaan multilabel pada sentimen analisis, serta evaluasi hasil akurasi, untuk mendapatkan pendekatan terbaik terhadap pemilihan metode yang digunakan dalam melakukan pemrosesan penambangan.*

**Keywords:** Analisis Sentimen, Klasifikasi, text mining, twitter

## Abstract

*Sentiment analysis is a combination of various research fields like NLP (natural language processing), data mining, and text mining to find people's opinions expressed in text form. There are several tasks in sentiment analysis like as sentiment extraction, sentiment classification, and summarization. There are several challenges in carrying out sentiment analysis including synonyms and polysemy, sarcasm, compound sentences, and unstructured data. The purpose of this writing is to review other research on Sentiment Analysis based on datasets, feature selection, and classification algorithms as well as the use of multilabel sentiment analysis, as well as evaluation of accuracy results, to get the best approach to the selection of methods used in mining processing.*

**Keywords:** sentiment analysis, classification, text mining, twitter

## 1. PENDAHULUAN

Analisis sentimen adalah gabungan dari berbagai bidang penelitian seperti NLP (natural language processing), data mining, dan text mining dengan tujuan untuk menemukan pendapat orang yang diungkapkan dalam bentuk teks. Terdapat beberapa tugas dalam analisis sentimen seperti ekstraksi sentimen, klasifikasi sentimen, peringkasan, dan masih banyak lagi.

Terdapat beberapa tantangan dalam melakukan analisis sentimen antara lain sinonim dan polisemi, sarkasme, kalimat majemuk, data tidak terstruktur, aspek, dan banyak lagi. Misalnya, bagaimana model dapat menangani kalimat dengan arti yang sama tetapi dijelaskan dengan kata-kata yang berbeda seperti sinonim atau bagaimana model dapat menangani kata-kata dengan banyak arti. Model pada umumnya dirancang menggunakan algoritma klasifikasi yang bertujuan untuk memberi aspek atau label pada sebuah kalimat itu. Model yang baik adalah

model yang dapat memprediksi label dengan tepat dan memiliki nilai performa evaluasi yang tinggi.

Tujuan penulisan ini adalah mereview penelitian lain mengenai analisis sentimen berdasarkan dataset, seleksi fitur yang digunakan, dan algoritma klasifikasi dan juga penggunaan multilabel pada sentiment analisis, serta evaluasi hasil menggunakan confusion matrix seperti akurasi recall, presisi, dan juga f1-score, untuk mendapatkan pendekatan terbaik terhadap pemilihan metode yang digunakan dalam melakukan pemrosesan penambangan tekstual.

**2. METODE ANALISIS SENTIMEN**

Secara umum analisis sentimen memiliki beberapa tahapan, diantaranya adalah Pengambilan Data, Pelabelan, Preprocessing dan Ekstraksi fitur, serta Algoritma Klasifikasi, yang nantinya akan diuji pada tahap evaluasi. Tahapan secara rinci adalah seperti berikut..

**2.1. Pengambilan Data**

Pengambilan data merupakan langkah pertama dalam sentimen analisis yang digunakan sebagai bahan penelitian. Data yang digunakan pada penelitian sentiment analisis adalah data teks. Sumber data bisa didapatkan dari media sosial seperti youtube dan twitter, juga bisa didapatkan dari sumber data lainnya.

**2.2. Pelabelan**

Pelabelan merupakan tahap data diberi label sesuai dengan kelas sentimennya. Terdapat beberapa jenis label pada sentimen analisis seperti multi-class dan multi-label. Pada multi-class klasifikasi pada sebuah fitur kedalam satu buah variabel target. dengan pilihan kelas lebih dari dua. [9]

Multi-label merupakan label klasifikasi pada sebuah fitur kedalam lebih dari satu buah variabel target yang ditransformasikan dalam bentuk Binary Relevance (BR), Classifier Chains (CC), atau Label Powerset (LP). [3]

**2.3. Preprocessing**

Preprocessing merupakan tahapan untuk meningkatkan kualitas data. Secara umum preprocessing terdiri dari beberapa tahapan seperti case folding, remove punctuations, tokenizing, stemming, convert slang words, remove stopwords, dan kemudian ekstraksi fitur.

**2.4. Model Klasifikasi**

Pada analisis sentimen model klasifikasi dirancang menggunakan algoritma klasifikasi atau algoritma supervised. Pada umumnya, data setelah preprocessing dipisah menjadi data train dan data validation dengan rasio tertentu sebelum dilatih pada model klasifikasi

**2.5. Evaluasi**

Tahap evaluasi bertujuan untuk menguji performa dari model klasifikasi. Pada umumnya menggunakan confusion matrix dengan memperhitungkan akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Contoh confusion matrix seperti gambar 1.

		Predicted Class	
		Positive	Negative
Actual Class	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

Gambar 1 Confusion Matrix

Pada tabel confusion matrix yang dijelaskan pada gambar 1 untuk menghitung nilai akurasi menggunakan persamaan (1), presisi dengan menggunakan persamaan (2), recall

menggunakan persamaan (3), dan f1-score menggunakan persamaan (4). (Markoulidakis et al., 2021)

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

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

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

$$F_1Score = \frac{2 * (Presisi * Recall)}{Presisi + Recall} \quad (4)$$

### 3. ALGORITMA PADA ANALISIS SENTIMEN

Pada analisis sentimen terdiri dari beberapa algoritma yang dibedakan menjadi algoritma ekstraksi fitur dan algoritma klasifikasi.

#### 3.1. Algoritma Ekstraksi Fitur

Langkah pertama dalam prosedur analisis sentimen adalah untuk mengekstrak dan memilih fitur teks. Beberapa contoh algoritma ekstraksi fitur disajikan sebagai berikut:

##### 3.1.1. TF-IDF (term frequency-inverse document frequency)

Pembobotan dilakukan untuk mendapatkan nilai dari kata/term yang berhasil diekstrak. Metode yang paling umum digunakan untuk melakukan pembobotan terhadap term adalah pembobotan TF-IDF. Metode ini banyak diterapkan dalam pencarian teks (text retrieval) dan pemrosesan teks (text preprocessing). Metode TF-IDF ini merupakan dibagi menjadi integrasi antar term frequency (TF), dan inverse document frequency (IDF).

##### 3.1.2. Word2Vec

Word2vec adalah teknik untuk pemrosesan bahasa alami. Algoritma Word2Vec termasuk kedalam Word Embedding di mana kata atau frasa direpresentasikan dalam bentuk vektor bilangan real. Word2Vec merepresentasikan kata ke dalam vektor berdasarkan beberapa fitur yang dimilikinya seperti dimensi vektor. Word2Vec dapat menangkap nilai kesamaan antara kata-kata dari data latih yang disebut. sebagai "Corpus". Nilai kemiripan yang dihasilkan diperoleh dari nilai vektor kata yang kemudian dihitung menggunakan persamaan Cosine Similarity. Nilai kemiripan yang dihasilkan oleh Word2Vec berkisar antara -1 hingga 1 sebagai nilai kemiripan tertinggi [13].

##### 3.1.3. Bag Of Words

Bag of Words (BoW) adalah teknik pengolahan bahasa alami yang digunakan dalam analisis sentimen untuk mengubah teks menjadi kumpulan kata-kata. Dalam BoW, teks dianggap sebagai kumpulan kata-kata yang saling independen dan tidak memperhatikan urutan kata-kata tersebut. Proses BoW dimulai dengan memecah teks menjadi token (kata) yang berbeda. Setelah itu, kata-kata ini dihitung dan dihitung berapa kali muncul dalam dokumen. Ini menghasilkan kumpulan kata-kata dan frekuensi kemunculannya dalam teks.[10] Misalnya, sebuah kata akan diberi nilai 1 jika kata yang muncul itu terdapat di vocabulary atau diberi nilai 0 jika tidak ada di vocabulary.

##### 3.1.4. Information Gain (IG)

Information Gain menghitung pengurangan entropi atau kejutan dari mengubah kumpulan data dengan cara tertentu. biasanya digunakan dalam konstruksi pohon keputusan dari dataset pelatihan, dengan mengevaluasi perolehan informasi untuk setiap variabel, dan memilih variabel yang memaksimalkan perolehan informasi, yang pada gilirannya meminimalkan entropi dan membagi kumpulan data menjadi kelompok-kelompok terbaik untuk klasifikasi yang efektif. [2] Penguatan informasi juga dapat digunakan untuk pemilihan fitur, dengan mengevaluasi

perolehan setiap variabel dalam konteks variabel target. Dalam penggunaan yang sedikit berbeda ini, perhitungannya disebut sebagai informasi timbal balik antara dua variabel acak.

### 3.1.5. Word Embedding

Word Embedding merupakan sebuah proses dengan merepresentasikan kamus kata yang telah dibuat ke dalam bentuk vektor. Nilai vektor ini didapat dari hasil training korpus dengan dataset Wikipedia Indonesia menggunakan pendekatan Word2Vec.

## 3.2. Algoritma Klasifikasi

Algoritma klasifikasi atau yang sering dikenal sebagai algoritma supervised merupakan sebuah proses pengelompokan data memiliki label dan akan dikelompokkan berdasarkan label dengan tujuan untuk memprediksi data yang baru atau data testing berdasarkan label pada data train. Pada sentimen analisis terdapat beberapa algoritma klasifikasi sebagai berikut.

### 3.2.1 SVM

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi atau regresi pada data. SVM digunakan untuk memisahkan dua kelas atau lebih dengan membuat hyperplane yang memaksimalkan margin antara kelas-kelas tersebut. SVM mencari hyperplane terbaik yang memisahkan kelas-kelas tersebut dengan mengoptimalkan fungsi tujuan yang disebut fungsi margin. Fungsi margin ini mencari hyperplane dengan jarak terjauh dari titik-titik data terdekat dari kedua kelas yang berbeda, sehingga hyperplane ini dapat memisahkan kelas-kelas tersebut dengan lebih baik.

SVM juga dapat digunakan untuk menangani data yang tidak linier, dengan menggunakan kernel. Kernel ini adalah fungsi yang memetakan data ke dimensi yang lebih tinggi, sehingga data dapat dipisahkan dengan hyperplane. Kernel yang paling umum digunakan adalah kernel linear, kernel polinomial, dan kernel RBF (Radial Basis Function). SVM telah terbukti sangat efektif dalam banyak aplikasi seperti klasifikasi teks, pengenalan wajah, deteksi objek, dan analisis citra medis.

### 3.2.2 Logistic Regression

*Logistic Regression* adalah algoritma klasifikasi untuk mengklasifikasikan logaritma linier. Dalam statistik, model logistik (atau model logit) adalah model statistik yang memodelkan probabilitas suatu peristiwa yang terjadi dengan memiliki log-peluang untuk peristiwa tersebut menjadi kombinasi linier dari satu atau lebih variabel independen. (Tolles dan Meurer, 2016)

### 3.2.3 Naïve Bayes

Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi probabilistik yang sangat efektif untuk melakukan analisis sentimen pada teks. Algoritma ini didasarkan pada teorema Bayes, yaitu metode untuk menghitung probabilitas suatu peristiwa terjadi berdasarkan informasi yang tersedia. [9] Dalam analisis sentimen, Naive Bayes digunakan untuk memprediksi sentimen (positif, negatif, atau netral) dari suatu teks berdasarkan kemunculan kata-kata yang terdapat di dalamnya. Algoritma Naive Bayes mengasumsikan bahwa kemunculan kata-kata dalam teks adalah independen satu sama lain dan memperhitungkan frekuensi kemunculan kata-kata tersebut dalam data pelatihan.

Naive Bayes menghitung probabilitas dari setiap kategori sentimen berdasarkan kata-kata yang terdapat dalam teks, dengan menggunakan rumus probabilitas Bayes. Kemudian, Naive Bayes menghitung probabilitas kategori sentimen terbaik untuk teks tersebut dan memilih kategori dengan probabilitas terbesar sebagai sentimen yang diprediksi.

### 3.2.4 Light Gradient Boosting Machine

Light Gradient Boosting Machine (LightGBM) adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk melakukan klasifikasi dan regresi pada data. Algoritma ini dikembangkan oleh Microsoft dan dirilis sebagai perangkat lunak sumber terbuka di bawah lisensi MIT. LightGBM menggunakan teknik boosting untuk meningkatkan kinerja model dengan cara memperkuat

model secara bertahap dengan menambahkan model yang lebih baik pada setiap iterasi. Teknik ini sangat efektif dalam menangani data yang besar dengan banyak fitur.

Keuntungan dari LightGBM adalah dapat mengatasi permasalahan kelas yang tidak seimbang (imbalanced class) dan mendukung komputasi paralel pada CPU. Selain itu, LightGBM memiliki kecepatan pelatihan dan pengujian yang cepat dan efisien, dengan menggunakan teknik histogram-based untuk mempercepat proses split data pada setiap pohon keputusan. LightGBM juga memiliki beberapa fitur penting, seperti fitur pengaturan tingkat regularisasi, penanganan nilai hilang, dan penanganan outlier yang fleksibel. Algoritma ini dapat digunakan untuk berbagai jenis data seperti teks, citra, dan data numerik. (Pangkasidhi, Palit dan Gunawan, 2021) Gradient-based One-Side Sampling (GOSS) dan Exclusive Feature Bundling (EFB) digunakan untuk menangani data dengan fitur yang jumlahnya besar.

### 3.2.5 Random Forest

Random Forest (RF) adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk melakukan klasifikasi, regresi, dan pemrosesan data. Algoritma ini menggunakan teknik ensemble untuk menghasilkan model yang lebih akurat dengan menggabungkan beberapa pohon keputusan (decision tree). Pada Random Forest, setiap pohon keputusan dibangun dengan memilih subset data pelatihan secara acak dan subset fitur secara acak. Dengan cara ini, Random Forest dapat menghasilkan pohon keputusan yang berbeda-beda pada setiap iterasi dan menghindari overfitting pada model.

Proses klasifikasi pada Random Forest dilakukan dengan menghitung hasil klasifikasi dari setiap pohon keputusan dan memilih kategori dengan jumlah suara terbanyak sebagai hasil akhir klasifikasi. Selain itu, Random Forest juga dapat menghitung tingkat pentingnya setiap fitur pada data, yang dapat digunakan untuk mengekstraksi fitur-fitur yang paling relevan pada data. Random Forest adalah algoritma yang sangat fleksibel dan dapat digunakan pada berbagai jenis data, termasuk data numerik dan data teks.

### 3.2.6 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network adalah jenis arsitektur jaringan syaraf tiruan (neural network) yang sangat efektif dalam mengolah data yang berkaitan dengan gambar dan citra. CNN digunakan untuk tugas-tugas seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi gambar.

CNN menggunakan operasi konvolusi untuk mengekstraksi fitur-fitur pada gambar. Konvolusi adalah operasi matematika yang menggabungkan gambar dengan kernel (filter) untuk menghasilkan fitur-fitur baru pada gambar tersebut. CNN kemudian menggabungkan beberapa lapisan konvolusi dengan fungsi aktivasi non-linear (seperti ReLU) untuk membentuk fitur-fitur yang lebih kompleks pada gambar. Setelah dilakukan ekstraksi fitur pada gambar, CNN menggabungkan beberapa lapisan fully-connected (FC) untuk melakukan klasifikasi atau regresi. Lapisan FC ini digunakan untuk menghasilkan output yang berhubungan dengan tugas spesifik yang diberikan pada CNN, seperti klasifikasi objek pada gambar.

Keuntungan utama dari CNN adalah kemampuannya untuk mempelajari fitur-fitur penting pada gambar secara otomatis melalui proses pelatihan. CNN dapat menyesuaikan bobot pada setiap lapisannya sesuai dengan tugas yang diberikan. Selain itu, dengan menggunakan teknik pooling, CNN dapat mengurangi dimensi gambar pada setiap lapisannya, sehingga mengurangi jumlah parameter dan mempercepat proses pelatihan.

### 3.2.7 BERT

BERT adalah singkatan dari Bidirectional Encoder Representations from Transformers. Arsitektur BERT terdiri dari beberapa encoder Transformer yang ditumpuk bersama. Selanjutnya, setiap encoder Transformer terdiri dari dua sub-lapisan: lapisan feed-forward dan lapisan self-attention. BERT memanfaatkan Transformer yang mempelajari hubungan kontekstual antara kata-kata dalam sebuah kalimat atau teks. BERT hanya menggunakan encoder karena tujuannya adalah untuk menghasilkan model bahasa. [6]

### 3.2.8 LSTM

Arsitektur LSTM dikembangkan sebagai solusi dari masalah vanishing gradient yang ditemui pada RNN konvensional. Vanishing gradient disebabkan karena gradien yang semakin mengecil hingga layer terakhir membuat nilai bobot tidak berubah sehingga menyebabkan tidak pernah memperoleh hasil yang lebih baik atau konvergen. Sebaliknya gradien yang semakin membesar menyebabkan nilai bobot pada beberapa layer juga ikut membesar sehingga algoritma optimasi menjadi divergen atau disebut exploding gradient. LSTM terdiri dari beberapa langkah Forget Gate, Input Gate, Cell Gate, dan Output Gate. [4]

### 3.2.9 K-Fold CV

Cross-validation (CV) adalah metode statistik yang dapat digunakan untuk mengevaluasi kinerja model atau algoritma dimana data dipisahkan menjadi dua subset yaitu data proses pembelajaran dan data validasi / evaluasi. Model atau algoritma dilatih oleh subset pembelajaran dan divalidasi oleh subset validasi. K-fold Cross Validation adalah kasus khusus dari cross-validation di mana mengulangi set dataset sebanyak k kali. Dalam setiap putaran, dataset akan dibagi menjadi bagian k: satu bagian digunakan untuk validasi, dan bagian yang tersisa digabung ke dalam subset pelatihan untuk evaluasi. 10-fold cross validation adalah salah satu k-fold cross validation yang direkomendasikan untuk pemilihan model terbaik.

## 4. HASIL EVALUASI

Teknik evaluasi untuk membandingkan hasil sentimen analisis pada penelitian-penelitian sebelumnya menggunakan confusion matrix dengan perhitungan akurasi. Berikut ringkasan hasil komparasi berdasarkan teknik sentimen analisis yang berbeda-beda pada tabel 1..

Tabel 1 Hasil Evaluasi

Paper	Dataset	Algoritma Ekstraksi Fitur	Label	Algoritma Klasifikasi	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
(Alderazi, Algosabi dan Alabdullatif, 2022) [1]	Arabic COVID-19 Tweets	Word2Vec & CBOW	Sentiment classification	LSTM	-	-	-	0.96
				NB	-	-	-	0.93
				SVM	-	-	-	0.98
				KNN	-	-	-	0.88
			Topic classification	LR	-	-	-	0.93
				LSTM	-	-	-	0.934
				NB	-	-	-	0.91
				SVM	-	-	-	0.96
(Jin, Lai dan Cao, 2020) [6]	online customer reviews of restaurants.	supervised TFIDF	5 Aspek 4 Sentimen	BERT	0.6284	-	-	0.7324
		traditional TFIDF			0.64	-	-	0.7359
(Ashok Kumar, Abirami dan Trueman, 2019) [2]	health and medical information service provider (WebMD)	TFIDF & BOW & IG	binary relevance (BR)	NB	0.552	-	-	0.715
				DT	0.596	-	-	0.739
				SVM	0.607	-	-	0.752
				NB + IG	0.621	-	-	0.767
				DT + IG	0.653	-	-	0.787
				SVM + IG	0.698	-	-	0.823
			classifier chains (CC)	NB	0.550	-	-	0.715
				DT	0.610	-	-	0.746
				SVM	0.605	-	-	0.750
				NB + IG	0.606	-	-	0.759
				DT + IG	0.663	-	-	0.792
			label Powerset (LP)	SVM + IG	0.703	-	-	0.825
				NB	0.541	-	-	0.694
				DT	0.603	-	-	0.745
				SVM	0.628	-	-	0.765
				NB + IG	0.606	-	-	0.765
DT + IG	0.672	-	-	0.799				

(Tripto dan Ali, 2018) [12]	Bangla YouTube Comments	TFIDF, Word2Vec	3 class sentiment	SVM + IG	0.704	-	-	0.823
				LSTM	0.65966	-	-	0.63532
				CNN	0.6089	-	-	0.6052
				NB	0.60791	-	-	0.5947603
			SVM	0.59185	-	-	0.589046	
			5 class sentiment	LSTM	0.54242	-	-	0.5320
				CNN	0.521	-	-	0.52086
				NB	0.4688	-	-	0.4802
				SVM	0.44876	-	-	0.465272
			5 class emotion	LSTM	0.5923	-	-	0.5290
				CNN	0.5403	-	-	0.53465
				NB	0.5251	-	-	0.52473
SVM	0.4926	-		-	0.4981			
(Hidayat et al., 2021) [5]	Opini Pulau Rinca tweets	Word2Vec & BOW	3 class sentiment	DBOW SVM	0.868	-	-	0.8075
				DBOW LR	0.759	-	-	0.771
				DM SVM	0.868	-	-	0.8075
				DM LR	0.868	-	-	0.8075
(Merawati, Amrullah dan Ismarmiaty, 2021) [8]	Wisatawan Lombok tweets	TFIDF	2 class sentiment	NBC	0.92	1	0.8384	-
(Alhaqq, Putra dan Ruldeviyani, 2022) [2]	MySAPK BKN Comments di Google Play Store	TFIDF	2 class sentimen	NBC	0.9247	0.93	0.92	0.92
				SVM	0.941	0.94	0.94	0.94
(Nurtikasari et al., 2022) [9]	Opini Film "Ngeri-ngeris edap" di Twitter	TFIDF	3 class sentimen	NBC	0.75	0.8	0.78	-
(Pangkasidhi, Palit dan Gunawan, 2021) [10]	Vaksinasi COVID-19	Fasttext & BoW	2 class sentiment	SVM	0.81	0.81	0.81	0.81
				RF	0.824	0.833	0.824	0.825
				LGBM	0.825	0.833	0.825	0.828
				NB	0.818	0.818	0.82	0.82
			4 class aspect	SVM	0.83	0.81	0.88	0.88
				RF	0.85	0.85	0.73	0.76
				LGBM	0.83	0.77	0.73	0.75
				NB	0.83	0.77	0.72	0.74
(Hardjita, Nurochman dan Hidayat, 2022) [4]	Opini Kartu Prakerja Tweets	TFIDF	3 class sentiment	CNN + Bidirectional LSTM	0.776	0.78	0.76	0.77
				CNN + LSTM	0.78	0.77	0.77	0.77
				CNN	0.785	0.78	0.78	0.78
(Wibowo dan Musdholifah, 2021) [13]	tweets berbahasa indonesia tentang vaksin	Word-Embedding	3 class sentiment	SVM Fasttext	0.88	0.88	0.88	0.88

### 5. KESIMPULAN

Dari penelitian yang dilakukan sebelumnya mengenai analisis sentimen, didapatkan hasil bahwa metode seleksi fitur, dan penggunaan jumlah kelas dapat mempengaruhi hasil evaluasi terhadap komputasi dari algoritma yang digunakan. Untuk penelitian dengan akurasi tertinggi didapatkan dengan menggunakan SVM sebagai algoritma klasifikasinya. Seperti pada penelitian oleh (Alhaqq) yang mendapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 0.94, untuk penggunaan 2 label sentimen. Pada sentimen dengan 3 buah pelabelan, cenderung memiliki rata-rata akurasi 0.88, dan nilai evaluasi mengalami penurunan angka ketika penelitian menggunakan 5 buah pelabelan.

Dengan menggunakan seleksi fitur TF-IDF, klasifikasi mendapatkan hasil maksimal, namun ketika menggunakan 3 buah label mendapatkan hasil rata-rata sebesar 0.73, pada penelitian yang menggunakan LSTM, BERT, dan CNN memiliki jumlah akurasi terkecil sebesar 0.52,

kemungkinan diakibatkan dengan sedikitnya data yang dilakukan dalam penelitian, serta pemilihan jumlah label yang digunakan.

## References

- [1] Alderazi, F.M., Algosaihi, A.A. dan Alabdullatif, M.A., 2022. Multi-labeled Dataset of Arabic COVID-19 Tweets for Topic-Based Sentiment Classifications. IEEE Conference on Evolving and Adaptive Intelligent Systems, 2022-May. <https://doi.org/10.1109/EAIS51927.2022.9787700>.
- [2] Alhaqq, R.I., Putra, I.M.K. dan Ruldeviyani, Y., 2022. Analisis Sentimen terhadap Penggunaan Aplikasi MySAPK BKN di Google Play Store. Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, 11(2), hal.105–113. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v11i2.3528>.
- [3] Ashok Kumar, J., Abirami, S. dan Trueman, T.E., 2019. Multilabel aspect-based sentiment classification for abilify drug user review. Proceedings of the 11th International Conference on Advanced Computing, ICoAC 2019, hal.376–380. <https://doi.org/10.1109/ICoAC48765.2019.246871>.
- [4] Hardjita, P.W., Nurochman dan Hidayat, R., 2022. Sentiment Analysis of Tweets on Prakerja Card using Convolutional Neural Network and Naive Bayes. IJID (International Journal on Informatics for Development), 10(2), hal.82–91. <https://doi.org/10.14421/ijid.2021.3007>.
- [5] Hidayat, T.H.J., Ruldeviyani, Y., Aditama, A.R., Madya, G.R., Nugraha, A.W. dan Adisaputra, M.W., 2021. Sentiment analysis of twitter data related to Rinca Island development using Doc2Vec and SVM and logistic regression as classifier. Procedia Computer Science, [daring] 197(2021), hal.660–667. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.12.187>.
- [6] Jin, Z., Lai, X. dan Cao, J., 2020. Multi-label Sentiment Analysis Base on BERT with modified TF-IDF. ISPCE-CN 2020 - IEEE International Symposium on Product Compliance Engineering-Asia 2020. <https://doi.org/10.1109/ISPCE-CN51288.2020.9321861>.
- [7] Markoulidakis, I., Kopsiaftis, G., Rallis, I. dan Georgoulas, I., 2021. Multi-Class Confusion Matrix Reduction method and its application on Net Promoter Score classification problem. ACM International Conference Proceeding Series, hal.412–419. <https://doi.org/10.1145/3453892.3461323>.
- [8] Merawati, N.L.P., Amrullah, A.Z. dan Ismarmiaty, 2021. Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Pariwisata Lombok Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Latent Dirichlet Allocation. Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi), 5(1), hal.123–131. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2587>.
- [9] Nurtikasari, Y., Alam, S., Hermanto, T.I., Informatika, T., Tinggi, S. dan Wastukencana, T., 2022. Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Film Pada Platform Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes. INSOLOGI: Jurnal Sains dan Teknologi, 1(4), hal.411–423. <https://doi.org/10.55123/insologi.v1i4.770>.
- [10] Pangkasidhi, M.K., Palit, H.N. dan Gunawan, A., 2021. Analisis Sentimen Mahasiswa di Surabaya Terhadap Pelayanan Vaksinasi COVID-19 Menggunakan Beberapa Classifier. JURNAL INFRA, 10(2).
- [11] Tolles, J. dan Meurer, W.J., 2016. Logistic Regression: Relating Patient Characteristics to Outcomes. JAMA, [daring] 316(5), hal.533–534. <https://doi.org/10.1001/jama.2016.7653>.
- [12] Tripto, N.I. dan Ali, M.E., 2018. Detecting Multilabel Sentiment and Emotions from Bangla YouTube Comments. International Conference on Bangla Speech and Language Processing(ICBSLP), hal.21–22.



- [13] Wibowo, D.A. dan Musdholifah, A., 2021. Sentiments Analysis of Indonesian Tweet About Covid-19 Vaccine Using Support Vector Machine and Fasttext Embedding. In: 2021 4th International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (ISRITI). hal.184–188. <https://doi.org/10.1109/ISRITI54043.2021.9702871>.