

ANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP RESPONS PEMERINTAH DALAM PENANGANAN BANJIR DI ACEH DAN SUMATERA UTARA BERDASARKAN KOMENTAR YOUTUBE MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE DAN RANDOM FOREST

M Musyawir Halim, M Fadli Abdul Aziz, M Farhan Alhabsy,
Windah Kurnia Sari, Ken Ditha Tania, Fathoni

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Sriwijaya
Jl. Raya Palembang - Prabumulih No.KM. 32 Indralaya, Indonesia
09031282328113@student.unsri.ac.id

ABSTRAK

Bencana banjir merupakan salah satu bencana yang sering terjadi di Indonesia dan menimbulkan berbagai respons masyarakat terhadap tindakan pemerintah. Permasalahan dalam penelitian ini adalah bagaimana persepsi publik terhadap respons pemerintah dalam penanganan banjir di wilayah Aceh dan Sumatera Utara berdasarkan komentar YouTube. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap penanganan banjir oleh pemerintah. Metode yang digunakan meliputi preprocessing teks berupa case folding, cleaning, tokenizing, dan stopword removal, serta pelabelan sentimen ke dalam tiga kategori, yaitu positif, netral, dan negatif. Representasi fitur menggunakan TF-IDF, kemudian dilakukan klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM memperoleh akurasi 86%, sedangkan Random Forest memperoleh akurasi 89%, sehingga Random Forest memiliki performa yang lebih baik dalam mengklasifikasikan sentimen.

Kata kunci : Analisis Sentimen, YouTube, Banjir, Banjir Sumatera, Support Vector Machine, Random Forest

1. PENDAHULUAN

Banjir merupakan salah satu jenis bencana hidrometeorologi yang paling sering terjadi di Indonesia dan memberikan dampak besar terhadap kehidupan masyarakat. Wilayah Pulau Sumatera termasuk daerah yang cukup rentan terhadap kejadian banjir karena dipengaruhi oleh tingginya curah hujan, kondisi topografi, serta meluapnya aliran sungai ketika musim hujan. Pada beberapa kejadian banjir bandang di wilayah Sumatera, dampak yang ditimbulkan tidak hanya berupa kerusakan infrastruktur dan fasilitas umum, tetapi juga menyebabkan korban jiwa serta memaksa banyak masyarakat untuk mengungsi dari tempat tinggal mereka [2].

Dalam situasi bencana, respons pemerintah dalam melakukan penanganan darurat, distribusi bantuan, serta upaya mitigasi menjadi aspek yang sangat penting. Tindakan yang diambil oleh pemerintah sering kali mendapatkan perhatian dan penilaian dari masyarakat. Persepsi publik terhadap respons pemerintah dapat mencerminkan tingkat kepercayaan maupun kepuasan masyarakat terhadap upaya penanggulangan bencana yang dilakukan. Oleh karena itu, pemahaman mengenai opini masyarakat menjadi penting sebagai bahan evaluasi dalam meningkatkan efektivitas kebijakan serta sistem penanggulangan bencana di masa mendatang [6].

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi, masyarakat kini memiliki berbagai saluran untuk menyampaikan pendapat secara terbuka melalui media sosial. Platform media sosial tidak hanya digunakan sebagai sarana komunikasi, tetapi juga sebagai ruang publik digital yang memungkinkan

masyarakat untuk memberikan tanggapan terhadap berbagai peristiwa yang terjadi, termasuk bencana alam.

Komentar pada media sosial dapat mencerminkan berbagai bentuk opini masyarakat, mulai dari kritik, dukungan, hingga informasi terkait kondisi yang terjadi di lapangan. Data komentar tersebut dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi untuk memahami persepsi publik terhadap suatu isu yang sedang terjadi [3].

Penelitian sebelumnya telah menerapkan analisis sentimen untuk mengkaji percakapan masyarakat mengenai bencana banjir di media sosial. Penelitian yang menggunakan metode TF-IDF menunjukkan bahwa sebagian besar percakapan masyarakat terkait banjir di media sosial cenderung bersifat informatif, sementara sebagian lainnya berisi ekspresi emosional seperti kritik, keluhan, maupun apresiasi terhadap upaya penanganan bencana yang dilakukan [5]. Selain itu, metode klasifikasi seperti Support Vector Machine (SVM) juga banyak digunakan dalam analisis sentimen karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data teks berdimensi tinggi serta menghasilkan model klasifikasi yang relatif stabil [6].

Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus menganalisis sentimen publik terhadap respons pemerintah dalam penanganan banjir di wilayah Aceh dan Sumatera Utara dengan memanfaatkan data komentar pada platform YouTube masih relatif terbatas. Padahal, analisis terhadap komentar publik tersebut dapat memberikan gambaran mengenai persepsi masyarakat terhadap kebijakan dan tindakan pemerintah dalam menangani bencana.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap respons pemerintah dalam penanganan banjir di Aceh dan Sumatera Utara berdasarkan komentar YouTube dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest. Melalui pendekatan tersebut diharapkan dapat diperoleh gambaran mengenai distribusi sentimen masyarakat serta perbandingan kinerja kedua metode dalam mengklasifikasikan opini publik terkait penanganan bencana banjir.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan salah satu teknik dalam bidang text mining yang digunakan untuk mengidentifikasi, mengekstraksi, dan mengklasifikasikan opini atau emosi yang terkandung dalam suatu teks. Analisis ini biasanya mengelompokkan opini ke dalam beberapa kategori sentimen seperti positif, negatif, dan netral. Teknik analisis sentimen banyak digunakan untuk menganalisis opini publik pada berbagai platform media sosial karena mampu mengolah data teks dalam jumlah besar secara otomatis [5].

Dalam beberapa tahun terakhir, analisis sentimen banyak diterapkan pada berbagai permasalahan sosial dan kebijakan publik, termasuk dalam menganalisis tanggapan masyarakat terhadap peristiwa tertentu yang dibahas di media sosial [4].

2.2. Media Sosial sebagai Sumber Data Opini Publik

Media sosial telah menjadi salah satu sumber data yang penting dalam penelitian mengenai opini publik. Platform seperti YouTube menyediakan fitur komentar yang memungkinkan pengguna menyampaikan tanggapan, kritik, maupun dukungan terhadap suatu peristiwa atau kebijakan tertentu. Komentar-komentar tersebut dapat digunakan sebagai data untuk menganalisis persepsi masyarakat terhadap suatu isu yang sedang berkembang di ruang digital [3].

Dengan jumlah pengguna yang sangat besar, media sosial menyediakan data yang kaya untuk dianalisis menggunakan pendekatan data mining dan machine learning sehingga dapat memberikan gambaran mengenai kecenderungan opini masyarakat terhadap suatu topik tertentu [4].

2.3. Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Dalam proses ekstraksi fitur dari data berbasis teks, Frekuensi Kata-Inverse Dokumen (TF-IDF) adalah salah satu pendekatan yang paling umum digunakan.

Metode ini memberikan nilai bobot pada setiap kata berdasarkan seberapa sering kata tersebut muncul dalam satu dokumen dan seberapa sering kata tersebut muncul di seluruh kumpulan dokumen. Kata-kata yang sering muncul dalam satu dokumen tetapi

jarang ditemukan di dokumen lain akan diberi nilai bobot yang lebih tinggi, karena mereka dianggap lebih penting untuk menunjukkan isi dokumen [8].

2.4. Support Vector Machine

Salah satu algoritma machine learning yang paling umum digunakan untuk tugas klasifikasi, seperti analisis sentimen, adalah Support Vector Machine (SVM). Hyperplane terbaik yang mampu memisahkan data ke dalam berbagai kelas dapat ditemukan melalui metode ini. Dengan memaksimalkan jarak antar kelas, atau margin, SVM dapat menghasilkan model klasifikasi yang memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru.

SVM banyak digunakan dalam penelitian analisis sentimen pada media sosial karena dikenal kuat dalam menangani data besar seperti data teks [6].

2.5. Random Forest

Random Forest adalah algoritma klasifikasi yang digunakan dalam pendekatan ensemble learning, yaitu metode yang menggabungkan berbagai model untuk menunjang ketepatan prediksi, dengan cara membuat sejumlah decision tree, kemudian menggunakan mekanisme voting untuk menggabungkan hasil prediksi dari masing-masing decision tree untuk menghasilkan keputusan akhir. Metode ini memiliki kemampuan untuk meningkatkan stabilitas model dan mengurangi kesalahan klasifikasi.

Metode Random Forest memiliki keunggulan karena meningkatkan stabilitas model dan mengurangi kemungkinan overfitting pada data yang kompleks. Akibatnya, algoritma ini banyak digunakan dalam bidang data mining dan analisis sentimen [1].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan analisis sentimen berbasis machine learning untuk mengidentifikasi persepsi publik terhadap respons pemerintah dalam penanganan banjir di Aceh dan Sumatera Utara berdasarkan komentar pada platform YouTube.

Metodologi penelitian terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan data, preprocessing data, ekstraksi fitur, proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest, serta evaluasi performa model.

3.1. Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh dari dataset komentar pengguna pada video YouTube yang membahas peristiwa banjir di Aceh dan Sumatera Utara. Dataset tersebut diperoleh melalui platform Kaggle, yang menyediakan berbagai kumpulan data terbuka yang dapat dimanfaatkan untuk penelitian di bidang data science dan machine learning.

Komentar pada media sosial merupakan data teks tidak terstruktur yang dapat mencerminkan opini atau persepsi masyarakat terhadap suatu fenomena tertentu. Platform berbagi video seperti YouTube menyediakan

kolom komentar yang memungkinkan pengguna menyampaikan tanggapan terhadap suatu isu atau peristiwa. Komentar tersebut dapat dianalisis menggunakan teknik analisis sentimen untuk mengidentifikasi kecenderungan opini publik terhadap suatu topik yang sedang dibahas di ruang digital [4].

3.2. Preprocessing Data

Data komentar yang diperoleh dari YouTube biasanya masih terdapat berbagai elemen yang kurang relevan seperti tanda baca, emotikon, simbol, maupun kata yang tak baku. Maka dari itu, diperlukan tahap preprocessing untuk membersihkan dan menormalisasi teks sebelum dilakukan proses analisis.

Dalam tahap preprocessing penelitian ini, beberapa proses utama dilakukan untuk menyiapkan data teks sebelum dilakukan analisis lebih lanjut:

- Case Folding*, yang mengubah seluruh huruf teks menjadi huruf kecil agar maknanya tidak berubah karena huruf kapital.
- Cleaning*, yang membersihkan teks dari elemen yang tidak penting seperti angka, tanda baca, emoji, URL, dan karakter lainnya yang tidak penting.
- Tokenizing*, yang memecah teks menjadi bagian-bagian kecil yang terdiri dari kata atau token.
- Stopword Removal*, yaitu menghapus kata-kata umum seperti "dan", "yang", dan "di", yang tidak membantu menganalisis sentimen.

Tahapan preprocessing ini membuat data yang digunakan lebih bersih dan terstruktur. Ini memungkinkan model untuk meningkatkan kinerjanya dalam proses klasifikasi sentimen [7].

3.3. Ekstraksi Fitur

Setelah tahap preprocessing selesai, proses selanjutnya adalah ekstraksi fitur yang bertujuan untuk mengubah data teks menjadi bentuk numerik yang dapat diproses oleh machine learning. Dalam penelitian ini, metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) digunakan untuk ekstraksi fitur.

TF-IDF adalah metode pembobotan yang mengukur tingkat kepentingan suatu kata dalam sebuah dokumen dengan mempertimbangkan kemunculannya di setiap dokumen dalam dataset. Metode ini memberikan nilai yang lebih tinggi pada kata-kata yang banyak muncul dalam dokumen tetapi jarang ditemukan di dokumen lain. Dengan demikian, dianggap bahwa kata-kata ini memiliki fungsi yang lebih signifikan dalam menunjukkan isi dokumen [8].

3.4. Metode Klasifikasi

Penelitian ini menggunakan dua algoritma machine learning untuk melakukan klasifikasi sentimen, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest.

3.5. Evaluasi Model

Untuk mengukur performa model klasifikasi yang digunakan, penelitian ini menggunakan confusion matrix sebagai metode evaluasi. Confusion matrix digunakan untuk menghitung beberapa metrik evaluasi seperti:

a. Accuracy

Accuracy mengukur tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan seluruh data dan dirumuskan sebagai:

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}$$

b. Precision

Precision menunjukkan seberapa besar proporsi prediksi positif yang benar.

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

c. Recall

Recall menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh data yang benar-benar positif.

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

d. F1-Score

F1-score adalah rata-rata harmonis antara precision dan recall:

$$F1 - score = \frac{2 \times (Precision \times Recall)}{Precision + Recall}$$

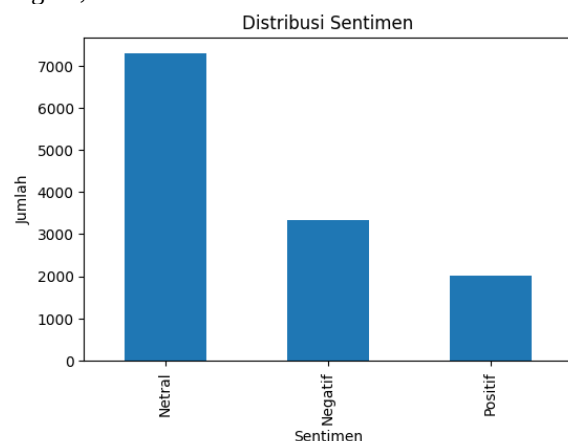
Pada rumus tersebut, TP (True Positive), TN (True Negative), FP (False Positive), dan FN (False Negative) merepresentasikan jumlah prediksi yang benar maupun salah pada setiap kelas sentimen. Proses mengkategorikan sentimen ke dalam kategori positif, negatif, dan netral dinilai dengan menggunakan metrik evaluasi ini [9].

[9].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Distribusi Sentimen

Setelah proses preprocessing dan pelabelan sentimen dilakukan, tahap selanjutnya adalah menganalisis distribusi sentimen yang terdapat pada dataset. Distribusi sentimen menggambarkan jumlah data pada setiap kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral.



Gambar 1. Distribusi sentimen

Pada Gambar 1 hasil visualisasi distribusi sentimen, diketahui bahwa sebagian besar komentar pengguna memiliki sentimen netral dengan jumlah sekitar 7.300 data. Sementara itu, komentar dengan sentimen negatif berjumlah sekitar 3.300 data, dan komentar dengan sentimen positif merupakan yang paling sedikit dengan jumlah sekitar 2.000 data.

Dominasi sentimen netral menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan komentar yang bersifat informatif atau tidak secara jelas menunjukkan emosi positif maupun negatif terhadap topik yang dibahas. Sementara itu, jumlah komentar negatif yang lebih tinggi dibandingkan komentar positif menunjukkan adanya sejumlah pengguna yang menyampaikan keluhan atau kritik terhadap layanan atau konten yang dianalisis.

Distribusi data yang tidak seimbang ini juga dapat mempengaruhi performa model klasifikasi, karena model cenderung lebih mudah mengenali kelas yang memiliki jumlah data lebih banyak.

4.2. Hasil Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine (SVM)

Setelah data diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF, proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dataset kemudian dibagi menjadi data training dan data testing untuk mengevaluasi performa model.

Akurasi SVM: 0.8622872971903442				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.93	0.75	0.83	685
Netral	0.82	0.97	0.89	1431
Positif	0.95	0.68	0.79	411
accuracy			0.86	2527
macro avg	0.90	0.80	0.84	2527
weighted avg	0.87	0.86	0.86	2527

Gambar 2. Akurasi model SVM

Berdasarkan Gambar 2 hasil pengujian, model SVM memperoleh akurasi sebesar 0.862 atau sekitar 86,2%.

Hasil evaluasi model SVM dapat dilihat pada nilai precision, recall, dan F1-score untuk masing-masing kelas sentimen.

a. Kelas Negatif

- Precision: 0.93
- Recall: 0.75
- F1-score: 0.83

Nilai presisi on yang tinggi menunjukkan bahwa ketika model memprediksi sentimen negatif, sebagian besar prediksi tersebut benar. Namun nilai recall yang lebih rendah menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa komentar negatif yang tidak berhasil terdeteksi oleh model.

b. Kelas Netral

- Precision: 0.82
- Recall: 0.97
- F1-score: 0.89

Model memiliki performa yang sangat baik dalam mengenali sentimen netral, yang ditunjukkan oleh nilai recall yang sangat tinggi. Hal ini kemungkinan dipengaruhi oleh jumlah data netral yang lebih banyak dibandingkan kelas lainnya.

c. Kelas Positif

- Precision: 0.95
- Recall: 0.68
- F1-score: 0.79

Model SVM memiliki precision yang tinggi pada kelas positif, namun nilai recall yang lebih rendah menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa komentar positif yang salah diklasifikasikan ke dalam kelas lain.

Secara keseluruhan, model SVM menunjukkan performa yang cukup baik dengan weighted F1-score sebesar 0.86.

4.3. Hasil Klasifikasi Menggunakan Random Forest

Penelitian ini juga menggunakan algoritma Random Forest untuk melakukan klasifikasi sentimen.

Random Forest adalah metode yang menggunakan kombinasi berbagai decision tree untuk meningkatkan ketepatan prediksi dan mengurangi kemungkinan terjadinya overfitting pada model.

Akurasi Random Forest: 0.8935496636327661				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.91	0.84	0.87	685
Netral	0.88	0.95	0.92	1431
Positif	0.93	0.78	0.85	411
accuracy			0.89	2527
macro avg	0.91	0.86	0.88	2527
weighted avg	0.90	0.89	0.89	2527

Gambar 3. Akurasi model Random Forest

Berdasarkan hasil uji pada Gambar 3, model Random Forest memperoleh akurasi sebesar 0.894 atau sekitar 89,4%, yang lebih tinggi dibandingkan model SVM.

a. Kelas Negatif

- Precision: 0.90
- Recall: 0.84
- F1-score: 0.87

Model Random Forest menunjukkan peningkatan performa dalam mendeteksi sentimen negatif dibandingkan dengan SVM, terutama pada nilai recall.

b. Kelas Netral

- Precision: 0.88
- Recall: 0.95
- F1-score: 0.92

Model mampu mengenali sentimen netral dengan sangat baik, yang terlihat dari nilai recall dan F1-score yang tinggi.

c. Kelas Positif

- Precision: 0.92
- Recall: 0.79
- F1-score: 0.85

Pada kelas positif, Random Forest juga menunjukkan peningkatan performa dibandingkan SVM, terutama dalam kemampuan model untuk mengenali lebih banyak komentar positif.

Secara keseluruhan, model Random Forest memperoleh weighted F1-score sebesar 0.89, yang menunjukkan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan model SVM.

4.4. Perbandingan Performa Model

Perbandingan performa kedua algoritma dapat dilihat di bawah

Tabel 1. Perbandingan Model

Model	Akurasi
Support Vector Machine	86.2%
Random Forest	89.4%

Berdasarkan hasil pengujian, dapat dikatakan bahwa algoritma Random Forest lebih baik dalam proses klasifikasi sentimen pada dataset yang digunakan daripada Support Vector Machine.

Hal ini diduga karena Random Forest mampu mengombinasikan sejumlah decision tree, sehingga lebih efektif dalam menangkap pola data yang kompleks dibandingkan dengan model SVM.

Selain itu, Random Forest juga lebih tahan terhadap variasi data dan dapat bekerja dengan baik pada dataset dengan distribusi kelas yang tidak seimbang.

4.5. Analisis Hasil

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, kedua algoritma mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan cukup baik dengan tingkat akurasi di atas 85%.

Namun, model Random Forest menunjukkan performa yang lebih unggul dibandingkan model SVM dengan selisih akurasi sekitar 3%. Selain itu, nilai precision, recall, dan F1-score pada sebagian besar kelas juga menunjukkan peningkatan pada model Random Forest.

Dengan demikian, dalam penelitian ini algoritma Random Forest dapat dianggap sebagai model yang lebih optimal untuk melakukan klasifikasi sentimen terhadap komentar pengguna dibandingkan dengan algoritma Support Vector Machine.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melakukan analisis sentimen terhadap komentar pengguna menggunakan teknik text mining. Selain itu, penelitian ini juga akan melihat bagaimana algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest bekerja dalam proses klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tahapan preprocessing, yang meliputi case folding, cleaning, tokenizing, dan stopword removal, berhasil mengubah data teks mentah menjadi bentuk yang lebih terstruktur sehingga dapat digunakan secara optimal dalam proses analisis

sentimen. Data kemudian direpresentasikan dalam bentuk numerik menggunakan metode TF-IDF sebelum diproses oleh algoritma klasifikasi. Berdasarkan hasil analisis, distribusi sentimen pada dataset didominasi oleh sentimen netral, diikuti oleh sentimen negatif dan positif. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma Random Forest memiliki kinerja yang lebih unggul dengan tingkat akurasi sebesar 89,4% dibandingkan Support Vector Machine yang mencapai akurasi sebesar 86,2%. Dengan demikian, Random Forest dapat dianggap lebih efektif dalam mengklasifikasikan sentimen pada dataset komentar yang digunakan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menggunakan dataset dengan jumlah yang lebih besar serta menguji metode atau algoritma lain guna meningkatkan performa model dan menghasilkan analisis yang lebih akurat..

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. B. Arya Darmawan, F. Dewanta, and S. Astuti, "Analisis Perbandingan Algoritma Decision Tree, Random Forest, dan Naïve Bayes untuk Prediksi Banjir di Desa Dayeuhkolot," *TELKA - Telekomun. Elektron. Komputasi dan Kontrol*, vol. 9, no. 1, pp. 52–61, 2023, doi: 10.15575/telka.v9n1.52-61.
- [2] R. Dewi and M. Saleh, "Banjir Sumatera Sebagai Pemicu Kesadaran Publik tentang Kerusakan Lingkungan," vol. 2, no. 1, pp. 50–56, 2026.
- [3] R. Firdaus, R. Al Hariri, and H. F. Amran, "Sentimen Analisis Masyarakat Tentang Penetapan Hari Raya Idul Adha Tahun 2023 Pada Video Youtube Menggunakan Algoritma Random Forest dan Support Vector Machine," *J. Fasilkom*, vol. 14, no. 1, pp. 278–285, 2024, doi: 10.37859/jf.v14i1.7012.
- [4] N. A. Wahyuni and D. P. Ayu, "Analisis Sentimen di Youtube Terhadap Kenaikan UKT Menggunakan Metode Support Vector Machine Salah satu teknik atau metode yang paling efektif untuk analisis sentimen ini adalah Support Vector Machine (SVM). SVM merupakan teknik machine learning yang ba," *Arcitech J. Comput. Sci. Artif. Intell.*, vol. 4, no. 1, pp. 57–71, 2024.
- [5] I. Ristiana and Mutmainah, "Analisis Sentimen Bencana Banjir Sumatera Menggunakan TF-IDF Dan Logistic Regression," *J. Sist. Inf. dan Teknol.*, vol. VI, no. 1, 2026.
- [6] A. Saputra *et al.*, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penanganan Banjir Bandang di Pulau Sumatra Berdasarkan Komentar Youtube Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)," *Jejak Digit. J. Ilm. Multidisiplin*, vol. 2, no. 1, pp. 2225–2239, 2026.
- [7] R. Riwanto, Muhammad Hilmy Pramudhitya, Ardhiansyah Adiansyah, A. Alfiansyah, G. Waek, and R. Fahlapi, "Analisis Sentimen Komentar YouTube Terkait Penerapan Makan Bergizi Gratis Menggunakan Model Algoritma

- SVM,” *Kohesi J. Multidisiplin Saintek*, vol. 6, no. 12, pp. 1–14, 2025.
- [8] W. L. Azzahra and E. Mailoa, “Analisis Sentimen terhadap RSUD Salatiga Menggunakan SVM dan TF-IDF,” *J. Indones. Manaj. Inform. dan Komun.*, vol. 6, no. 1, pp. 478–489, 2025, doi: 10.35870/jimik.v6i1.1208.
- [9] R. D. Cahyani and P. T. Prasetyaningrum, “Sentiment Analysis of User Reviews for AI Applications: Evaluating SVM , Logistic Regression , and Random Forest,” vol. 8, no. 1, pp. 1–27, 2026, doi: 10.63158/journalisi.v8i1.1366.