

A Sentiment Analysis On Youtube Comments On Sumatera Flash Flood Disaster Videos Using The Long Short-Term Memory (LSTM) Method

Adithyo Ramadhan ¹⁾; Harry Witriyono ²⁾; Muntahanah ³⁾; Muhammad Husni Rifqo ⁴⁾

¹⁾Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Bengkulu

²⁾ Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Bengkulu

Email: ¹⁾ adithyo25@gmail.com

How to Cite :

Ramadhan, A., Witriyono, H., Muntahanah, Rifqo, M. H. (2026). A Sentiment Analysis on Youtube Comments on Sumatera Flash Flood Disaster Videos Using The Long Short-Term Memory (LSTM) Method. Jurnal Media Computer Science, 5(4).

ARTICLE HISTORY

Received [03 Agustus 2026]

Revised [25 Oktober 2026]

Accepted [27 Oktober 2026]

KEYWORDS

Sentiment Analysis, YouTube, Sumatra Flash Flood Disaster, Deep Learning, Long Short-Term Memory (LSTM).

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



ABSTRAK

Peristiwa banjir bandang di Sumatera menimbulkan berbagai tanggapan masyarakat yang banyak disampaikan melalui komentar pada platform *YouTube*. Komentar tersebut mengandung opini, kritik, dukungan, serta ekspresi emosional yang dapat dianalisis untuk mengetahui kecenderungan sentimen publik terhadap peristiwa bencana. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen komentar *YouTube* terkait video bencana banjir bandang di Sumatera menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Data penelitian diperoleh melalui *YouTube Data API v3* sebanyak 6.097 komentar berbahasa Indonesia. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing* yang terdiri dari *cleaning*, *case folding*, normalisasi kata, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*, pelabelan sentimen menggunakan metode *lexicon-based*, pembagian data dengan rasio 80% data latih dan 20% data uji, serta proses klasifikasi menggunakan model LSTM. Hasil pelabelan menunjukkan bahwa sentimen negatif mendominasi dengan 2.234 komentar (37,69%), diikuti sentimen positif sebanyak 2.011 komentar (33,93%), dan sentimen netral sebanyak 1.682 komentar (28,38%). Berdasarkan hasil evaluasi, model LSTM memperoleh nilai akurasi sebesar 77,64%, *precision* 78,26%, *recall* 77,55%, dan *F1-score* 77,45%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) mampu mengklasifikasikan sentimen komentar *YouTube* dengan cukup baik serta efektif digunakan untuk menggambarkan opini masyarakat terhadap peristiwa bencana banjir bandang secara otomatis dan objektif.

ABSTRACT

The flash flood disaster in Sumatra generated various public responses, many of which were expressed through comments on the *YouTube* platform. These comments contain opinions, criticism, support, and emotional expressions that can be analyzed to identify public sentiment trends regarding the disaster. This study aims to analyze the sentiment of *YouTube* comments related to flash flood disaster videos in Sumatra using the *Long Short-Term Memory* (LSTM) method. The research data were collected through the *YouTube Data API v3*, resulting in 6,097 Indonesian-language comments. The research stages include data collection, *preprocessing* consisting of *cleaning*, *case folding*, word normalization, *tokenization*, *stopword removal*, and *stemming*, sentiment labeling using a *lexicon-based* approach, data splitting with a ratio of 80% training data and 20% testing data, and sentiment classification using an LSTM model. The labeling results showed that negative sentiment dominated with 2,234 comments (37.69%), followed by positive sentiment with 2,011 comments (33.93%), and neutral sentiment with 1,682 comments (28.38%). Based on the evaluation results, the LSTM model achieved an accuracy of 77.64%, *precision*

of 78.26%, recall of 77.55%, and an F1-score of 77.45%. The findings indicate that the Long Short-Term Memory (LSTM) method is capable of classifying YouTube comment sentiments effectively and can be utilized to represent public opinion regarding flash flood disasters in an automated and objective manner.

PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi dan komunikasi telah menjadikan media sosial sebagai sarana utama dalam penyebaran informasi, terutama pada saat terjadinya bencana alam (Ilyas & Sharifi, 2025) (Sobri Hashim *et al.*, 2025) (Sulaiman *et al.*, 2023). *YouTube* merupakan salah satu platform media sosial berbasis video yang banyak dimanfaatkan masyarakat untuk memperoleh informasi melalui dokumentasi lapangan, liputan media, serta unggahan langsung dari individu di lokasi kejadian. Peristiwa banjir bandang yang terjadi di wilayah Sumatera telah menarik perhatian publik secara luas, yang tercermin dari tingginya jumlah komentar pada video-video terkait peristiwa tersebut. Komentar-komentar tersebut memuat beragam ekspresi emosi, pandangan, penilaian, serta saran yang mencerminkan persepsi masyarakat terhadap bencana dan respons penanganannya.

Komentar pengguna pada platform *YouTube* merupakan data tekstual yang bersifat tidak terstruktur dan memiliki karakteristik bahasa yang beragam, cenderung informal, serta sering mengandung singkatan, jargon, dan ungkapan emosional. Kondisi ini menyebabkan analisis opini secara manual menjadi kurang efektif, memerlukan waktu yang lama, dan berpotensi menimbulkan subjektivitas. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan komputasional yang mampu mengolah data teks dalam jumlah besar secara otomatis dan objektif.

Analisis sentimen merupakan salah satu bidang dalam penambangan teks (*text mining*) yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini atau sentimen pengguna terhadap suatu objek atau peristiwa ke dalam kategori tertentu, seperti positif, negatif, dan netral (Susanti, Maimunah & Nugroho, 2025) (Mirugwe *et al.*, 2024). Dalam penerapannya, berbagai metode telah digunakan untuk melakukan analisis sentimen, mulai dari pendekatan tradisional seperti *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Decision Tree*, hingga pendekatan berbasis *deep learning*. Metode tradisional umumnya memiliki keunggulan dari sisi efisiensi komputasi dan implementasi yang sederhana, namun sering kali memiliki keterbatasan dalam memahami konteks kata secara mendalam, terutama pada data teks yang kompleks dan berurutan seperti komentar media sosial.

Seiring berkembangnya teknologi pemrosesan bahasa alami, pendekatan *deep learning* dinilai mampu memberikan performa yang lebih baik dalam analisis sentimen karena dapat mempelajari pola bahasa secara otomatis tanpa bergantung penuh pada rekayasa fitur manual. Salah satu metode *deep learning* yang banyak digunakan dalam analisis teks adalah LSTM, yaitu pengembangan dari *Recurrent Neural Network (RNN)* yang dirancang untuk menangkap hubungan dan dependensi jangka panjang dalam data sekuensial. Kemampuan tersebut menjadikan *Long Short-Term Memory (LSTM)* lebih efektif dalam memahami konteks kalimat dibandingkan metode klasifikasi tradisional yang hanya mempertimbangkan frekuensi atau kemunculan kata secara terpisah.

Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode *Long Short-Term Memory (LSTM)* efektif dalam analisis sentimen pada komentar media sosial. (Rahmawati *et al.*, 2025) menyatakan bahwa LSTM mampu menangkap konteks sekuensial bahasa Indonesia dengan baik pada komentar *YouTube*, sementara (Hendrawan & Sela, 2024) menunjukkan bahwa LSTM memiliki performa yang stabil dalam mengklasifikasikan sentimen pada topik yang bersifat emosional. Namun demikian, sebagian besar penelitian analisis sentimen masih berfokus pada ranah hiburan, pendidikan, atau kebijakan publik, sedangkan kajian yang secara khusus membahas konteks bencana alam, khususnya banjir bandang di Sumatera, masih relatif terbatas. Padahal, pemahaman terhadap persepsi publik dalam situasi kebencanaan memiliki nilai strategis untuk mendukung evaluasi komunikasi bencana dan pengambilan keputusan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini memanfaatkan komentar *YouTube* sebagai sumber data sosial yang merepresentasikan opini publik secara spontan dan real-time. Data komentar diperoleh melalui *YouTube* Data API yang memungkinkan pengambilan data publik secara terstruktur dan sistematis. Dengan mempertimbangkan kemampuan LSTM dalam memahami konteks bahasa dan pola sekuensial pada data teks, penelitian ini memilih metode tersebut untuk melakukan analisis sentimen terhadap komentar masyarakat terkait banjir bandang di Sumatera. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan analisis sentimen berbasis *deep learning* pada konteks kebencanaan.

LANDASAN TEORI

Analisis Sentimen

Perkembangan dalam bidang teknologi informasi dan komunikasi telah menciptakan lingkungan digital yang memungkinkan masyarakat untuk mengungkapkan pandangan dan reaksi mereka secara terbuka melalui *platform* media sosial. Salah satu *platform* yang memainkan peran penting dalam pembentukan pendapat publik adalah *YouTube*, yang tidak hanya berfungsi sebagai tempat berbagi video, tetapi juga sebagai forum diskusi sosial melalui fitur komentar. Dalam situasi bencana alam, seperti banjir bandang di Sumatera, *YouTube* menjadi sarana utama untuk menyebarkan informasi visual dengan cepat dan luas, sehingga mendorong partisipasi masyarakat melalui komentar yang mencerminkan emosi, kritik, simpati, atau saran terkait peristiwa dan penanganan bencana.

Text Mining

Text Mining adalah aktivitas untuk mengekstrak informasi berharga dari sekumpulan data teks yang tidak terorganisir dengan mengaplikasikan metode komputasi, bahasa, dan statistik. Fokus utama dari *text mining* adalah mengidentifikasi pola, keterkaitan, atau pengetahuan baru yang tersembunyi dalam teks, yang kemudian dapat dimanfaatkan sebagai landasan untuk pengambilan keputusan.

Natural Language Processing

Natural Language Processing (NLP) adalah bagian dari bidang kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yang menitikberatkan pada hubungan antara komputer dan bahasa manusia. NLP memungkinkan perangkat untuk menangkap, menginterpretasi, mengolah, dan menciptakan bahasa yang mendekati penggunaan manusia, baik dalam teks maupun suara (Sawicki, Ganzha & Paprzycki, 2023).

Deep Learning

Deep learning adalah bagian dari *machine learning* yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan bertingkat untuk secara otomatis mempelajari representasi dari data mentah. Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk mengenali pola-pola kompleks tanpa perlu proses ekstraksi fitur manual, sehingga sangat efisien dalam mengolah data tidak terstruktur seperti teks dari media sosial.

Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang diciptakan untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* sekaligus memperkuat kemampuan model dalam memahami ketergantungan jangka panjang pada data sekuensial. LSTM memiliki mekanisme memori internal yang dikelola oleh tiga komponen utama, yaitu *forget gate*, *input gate*, dan *output gate*, yang berfungsi untuk mengatur aliran informasi selama proses pembelajaran.

YouTube dan YouTube Data API

YouTube adalah sebuah *platform* media sosial berbasis video yang memungkinkan pengguna untuk berinteraksi secara langsung melalui fitur komentar. Interaksi ini menjadikan *YouTube* sebagai sumber data sosial yang kaya akan pandangan, emosi, dan reaksi masyarakat terhadap suatu kejadian. Dalam konteks bencana, *YouTube* memiliki peran penting dalam penyebaran informasi visual dan pembentukan diskusi publik, karena video terkait bencana sering kali mendorong partisipasi aktif dan respon emosional dari masyarakat.

METODE PENELITIAN

Metode Penelitian

Data penelitian diperoleh melalui *YouTube Data API v3* sebanyak 6.097 komentar berbahasa Indonesia. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing* yang terdiri dari *cleaning*, *case folding*, normalisasi kata, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming*, pelabelan sentimen menggunakan metode *lexicon-based*, pembagian data dengan rasio 80% data latih dan 20% data uji, serta proses klasifikasi menggunakan model LSTM.

Preprocessing Data

Setelah mendapatkan komentar, langkah selanjutnya adalah *pra-pemrosesan* teks untuk meningkatkan kualitas data. Langkah-langkah ini mencakup pembersihan data dari karakter yang tidak relevan seperti URL, emoji, dan simbol khusus, mengubah semua teks menjadi huruf kecil (*case folding*), tokenisasi, penghapusan kata umum (*stopword removal*), dan proses *stemming* menggunakan pustaka *Sastrawi* yang ditujukan khusus untuk Bahasa Indonesia. *Pra-pemrosesan* ini dilakukan untuk mengurangi kebisingan dan menstandarkan bentuk kata agar data lebih representatif untuk dianalisis oleh model *deep learning*, sesuai dengan rekomendasi (Putra & Gata, 2024).

Cleaning

Pembersihan dilakukan untuk menghilangkan URL, emoji, angka, tanda baca, simbol unik, dan karakter lainnya yang tidak berfungsi dalam analisis sentimen.

Case Folding

Case folding dilakukan dengan mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil agar bentuk kata menjadi seragam.

Contoh :

"BANTU KORBAN BANJIR"

—> "bantu korban banjir"

Normalisasi Kata

Normalisasi kata adalah proses mengubah kata tidak baku, singkatan, atau bahasa gaul menjadi kata baku.

Contoh :

"cpt" → "cepat"

Tokenization

Tokenization merupakan proses pemecahan kalimat menjadi unit-unit kata.

Stopword Removal

Stopword removal dilakukan untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna sentimen yang signifikan.

Contoh :

"yang", "dan", "di", dan "ke"

Stemming Data

Stemming dilakukan menggunakan library Sastrawi untuk mengubah kata menjadi bentuk dasarnya.

Contoh :

"membantu" menjadi "bantu"

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Hasil pelabelan menunjukkan bahwa sentimen negatif mendominasi dengan 2.234 komentar (37,69%), diikuti sentimen positif sebanyak 2.011 komentar (33,93%), dan sentimen netral sebanyak 1.682 komentar (28,38%). Berdasarkan hasil evaluasi, model LSTM memperoleh nilai akurasi sebesar 77,64%, *precision* 78,26%, *recall* 77,55%, dan *F1-score* 77,45%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) mampu mengklasifikasikan sentimen komentar *YouTube* dengan cukup baik serta efektif digunakan untuk menggambarkan opini masyarakat terhadap peristiwa bencana banjir bandang secara otomatis dan objektif.

Analisis Hasil

Berdasarkan analisis yang dilakukan, model *Long Short-Term Memory* (LSTM) menghasilkan nilai *accuracy* 77,64%, *precision* 78,26%, *recall* 77,55%, dan *F1-score* 77,45%. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa model ini cukup efektif dalam mengategorikan sentimen komentar *YouTube* yang berkaitan dengan peristiwa Bencana Banjir Bandang Sumatera ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Angka akurasi yang mendekati 80% menunjukkan bahwa mayoritas komentar telah terklasifikasikan dengan benar sesuai label sentimen yang ditentukan pada tahap pelabelan.

Dari hasil pelabelan, terungkap bahwa sentimen negatif menjadi kategori yang paling mendominasi dengan 2. 234 komentar (37,69%), diikuti oleh sentimen positif sebanyak 2. 011 komentar (33,93%) dan sentimen netral mencapai 1. 682 komentar (28,38%). Dominasi sentimen negatif ini menandakan bahwa banyak pengguna *YouTube* merespons dengan rasa prihatin, kritik, kekhawatiran, dan kekecewaan terhadap akibat yang ditimbulkan oleh bencana banjir bandang di Sumatera. Temuan ini menunjukkan bahwa kejadian bencana cenderung memicu reaksi emosional yang kuat dari masyarakat.

Melalui analisis confusion matrix, kelas negatif menunjukkan performa terbaik dengan nilai *F1-score* sebesar 82,22%, diikuti kelas positif yang mendapatkan nilai 81,44%, sedangkan kelas netral hanya mencapai *F1-score* 68,69%. Nilai *F1-score* yang lebih rendah pada kelas netral menunjukkan bahwa model masih kesulitan membedakan komentar netral dari komentar yang bersifat positif atau negatif. Hal ini dikarenakan seringnya komentar netral mengandung kalimat yang ambigu, bersifat informatif, atau menyampaikan opini yang tidak mencerminkan kecenderungan sentimen dengan jelas. Kesalahan klasifikasi yang terjadi, terlihat dari nilai *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN), sebagian besar disebabkan oleh sifat komentar di media sosial yang tidak terstruktur. Banyak komentar menggunakan bahasa sehari-hari, singkatan, istilah gaul, serta kalimat dengan makna yang bisa berbeda-beda, sehingga sulit dipahami sepenuhnya oleh model. Komentar yang mengandung sarkasme atau mencampurkan sentimen positif dan negatif dalam satu kalimat juga berpotensi mengakibatkan kesalahan dalam prediksi.

Temuan penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) mampu mengenali pola hubungan antar kata dan konteks kalimat dengan baik. Kemampuan ini membuat LSTM menjadi alat yang efektif untuk analisis sentimen komentar *YouTube* berbahasa Indonesia, yang cenderung memiliki karakter informal dan beragam. Namun, masih ada peluang untuk

meningkatkan kinerja model, misalnya dengan menambah jumlah data, memperbaiki proses pelabelan, mengoptimalkan parameter model, atau menggunakan metode pembandingan seperti *Support Vector Machine (SVM)*, *Logistic Regression*, atau *Bidirectional LSTM* pada penelitian selanjutnya.

Secara keseluruhan, hasil studi ini menunjukkan bahwa metode *Long Short-Term Memory (LSTM)* dapat digunakan untuk menganalisis sentimen publik terhadap peristiwa bencana secara otomatis dengan tingkat akurasi yang cukup memuaskan. Informasi yang dihasilkan dapat dimanfaatkan sebagai input dalam memahami opini masyarakat serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data di saat terjadi bencana.

Perbandingan Dengan Penelitian Terdahulu

Hasil penelitian ini kemudian dibandingkan dengan beberapa penelitian terdahulu yang sama-sama menggunakan metode *Long Short-Term Memory (LSTM)* pada analisis sentimen komentar YouTube. Perbandingan dilakukan untuk mengetahui posisi hasil penelitian yang diperoleh serta mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi perbedaan performa model.

Table 1 Perbandingan Hasil Penelitian Dengan Penelitian Terdahulu

Penelitian	Objek Penelitian	Metode	Hasil
Putra & Gata (2024)	Komentar <i>youtube</i> ceramah keagamaan	LSTM	Menunjukkan performa klasifikasi yang kompetitif dibandingkan metode klasik
Rahmawati et al. (2025)	Komentar <i>youtube</i> program pendidikan	LSTM	Mampu mengklasifikasikan sentimen dengan tingkat akurasi yang tinggi
Hendrawan & Sela (2024)	Komentar <i>youtube</i> isu resesi global	LSTM	Menunjukkan performa yang stabil pada data dengan muatan emosional
Penelitian ini	Komentar <i>youtube</i> terkait banjir bandang disumatera	LSTM	Accuracy 77,64%, Precision 78,26%, Recall 77,55%, dan F1-Score 77,45%

Berdasarkan Tabel 1 penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Long Short-Term Memory (LSTM)* mampu memberikan performa yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen komentar *YouTube* berbahasa Indonesia. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh(Putra & Gata, 2024), (Rahmawati *et al.*, 2025)serta(Hendrawan & Sela, 2024) yang menunjukkan bahwa LSTM efektif digunakan untuk analisis sentimen pada data media sosial yang memiliki karakteristik teks tidak terstruktur dan kontekstual.Meskipun objek penelitian yang digunakan berbeda, seluruh penelitian tersebut menunjukkan bahwa kemampuan LSTM dalam mempelajari hubungan antar kata dan konteks kalimat memberikan hasil klasifikasi yang cukup baik. Pada penelitian ini, model memperoleh nilai accuracy sebesar 77,64%, yang menunjukkan bahwa sebagian besar komentar dapat diklasifikasikan dengan benar ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral.

Perbedaan hasil yang diperoleh dibandingkan penelitian terdahulu dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti karakteristik data, jumlah dataset, kualitas pelabelan sentimen, proses *preprocessing*, serta kompleksitas bahasa yang digunakan dalam komentar. Komentar terkait bencana alam cenderung mengandung ungkapan emosional, opini campuran, bahasa tidak baku, dan sarkasme yang dapat meningkatkan tingkat kesulitan klasifikasi dibandingkan topik lain seperti pendidikan atau ceramah keagamaan.Secara keseluruhan, hasil penelitian ini memperkuat temuan penelitian terdahulu bahwa metode LSTM merupakan salah satu pendekatan yang efektif untuk analisis sentimen pada komentar *YouTube* berbahasa Indonesia. Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi pada penerapan LSTM dalam konteks kebencanaan, khususnya untuk menganalisis respons masyarakat terhadap peristiwa banjir bandang di Sumatera.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian analisis sentimen komentar *YouTube* pada video bencana banjir bandang di Sumatera menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM), beberapa kesimpulan dapat diambil sebagai berikut:

1. Respon masyarakat terhadap video bencana banjir bandang di Sumatera sebagian besar bersifat negatif dengan total 2. 234 komentar (37,69%), sedangkan komentar positif mencapai 2. 011 (33,93%) dan komentar netral sebanyak 1. 682 (28,38%). Hal ini mengindikasikan bahwa banyak pengguna *YouTube* menunjukkan reaksi berupa keprihatinan, kritik, serta kekecewaan terkait kejadian bencana banjir bandang dan cara penanganannya.
2. Metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) terbukti efektif dalam mengkategorikan komentar *YouTube* yang ditulis dalam bahasa Indonesia dan bersifat informal serta kontekstual ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral, melalui beberapa langkah yakni *preprocessing*, pelabelan *lexicon-based*, pelatihan model, dan pengujian.
3. Model LSTM yang dikembangkan menunjukkan tingkat akurasi sebesar 77,64%, *precision* senilai 78,26%, *recall* mencapai 77,55%, dan *F1-score* sebesar 77,45%. Hasil ini menandakan bahwa sistem analisis sentimen yang dibuat memiliki performa yang baik dan bisa digunakan untuk menganalisis pendapat masyarakat secara otomatis dan objektif.

Saran

Berdasarkan hasil dari penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan jumlah data yang lebih banyak dan beragam agar model dapat mempelajari pola bahasa dengan lebih baik sehingga hasil klasifikasi menjadi lebih akurat.
2. Penelitian selanjutnya dapat membandingkan metode *Long Short-Term Memory* dengan metode lain untuk mengetahui metode yang memberikan performa terbaik dalam analisis sentimen.
3. Penelitian selanjutnya dapat melakukan penyesuaian parameter model untuk meningkatkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.
4. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi peneliti lain dalam mengembangkan penelitian di bidang analisis sentimen pada komentar *YouTube* berbahasa Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Bastian, A.A. and Perdana, A. (2025) "Sentiment Analysis of Public Comments on YouTube Regarding the Inaugural Speech of the 8th President of Indonesia Using VADER and BERT Methods," *International Journal Software Engineering and Computer Science (IJSECS)*, 5(1), pp. 126–140. Available at: <https://doi.org/10.35870/ijsecs.v5i1.3472>.
- Cortis, K. and Davis, B. (2021) *Over a decade of social opinion mining: a systematic review*, *Artificial Intelligence Review*. Springer Netherlands. Available at: <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10030-2>.
- Fauziah, Y., Yuwono, B. and Aribowo, A.S. (2021) "Lexicon Based Sentiment Analysis in Indonesia Languages: A Systematic Literature Review," 1(1), pp. 364–367. Available at: <https://doi.org/10.31098/cset.v1i1.397>.
- Hendrawan, A. and Sela, E.I. (2024) "Analisis Sentimen Komentar Youtube Tentang Resesi Global 2023 Menggunakan LSTM," *Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi*, 5(1), pp. 587–593. Available at: <https://doi.org/10.35870/jimik.v5i1.526>.

- Hidayat, M.N.F., Prasetya, D.D. and Widiyaningtyas, T. (2025) "Sentiment Analysis of Emoji and Latinized Arabic in Indonesian Youtube Comments: a Labert-Lstm Model Hidayat, M. N. F., Prasetya, D. D., & Widiyaningtyas, T. (2025). Sentiment Analysis of Emoji and Latinized Arabic in Indonesian Youtube Comments: a Labert-," *Journal of Applied Engineering and Technological Science*, 6(2), pp. 1324–1341. Available at: <https://doi.org/10.37385/jaets.v6i2.7000>.
- Ilyas, B. and Sharifi, A. (2025) "A systematic review of social media-based sentiment analysis in disaster risk management," *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 123(November 2024), p. 105487. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2025.105487>.
- Mirugwe, A. et al. (2024) "Sentiment Analysis of Social Media Data on Ebola Outbreak Using Deep Learning Classifiers," *Life*, 14(6), pp. 8–14. Available at: <https://doi.org/10.3390/life14060708>.
- Mulyono, H.S. and Saprudin, U. (2025) "Efektivitas Logistic Regression dalam Analisis Sentimen Berbahasa Indonesia pada Komentar YouTube tentang Isu Ketenagakerjaan," *Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi*, 6(3), pp. 1547–1555. Available at: <https://doi.org/10.63447/jimik.v6i3.1481>.
- Putra, S.A. and Gata, W. (2024) "Analisis Sentimen Komentar Youtube Terhadap Ceramah Ning Umi Laila Sindir Rhoma Irama Menggunakan Algoritma LSTM," *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 20(2), p. 692. Available at: <https://doi.org/10.35889/progresif.v20i2.1937>.
- Rahmawati, I. et al. (2025) "Analisis Sentimen Komentar YouTube pada Program Clash of Champions Ruangguru Menggunakan Deep Learning Berbasis LSTM Informasi Artikel A B S T R A K," *Intellect: Indonesian Journal of Innovation Learning and Technology*, 04(01), pp. 96–106. Available at: <https://10.0.223.167/intellect.v4i1.1376>.
- Sawicki, J., Ganzha, M. and Paprzycki, M. (2023) *The State of the Art of Natural Language Processing — A Systematic Automated Review of NLP Literature Using*. Available at: <https://doi.org/10.1162/dint>.
- Sobri Hashim, A. et al. (2025) "Leveraging Social Media Sentiment Analysis for Enhanced Disaster Management: A Systematic Review and Future Research Agenda," *Online Journal of System and Management Sciences*, 15(4), pp. 170–191. Available at: <https://doi.org/10.33168/JSMS.2025.0412>.
- Sulaiman, M.S. et al. (2023) "Exploring YouTube Comments to Understand Public Sentiment on COVID-19 Vaccines through Deep Learning-based Sentiment Analysis," *Malaysian Journal of Applied Sciences*, 8(2), pp. 13–27. Available at: <https://doi.org/10.37231/myjas.2023.8.2.353>.
- Susanti, E., Maimunah, M. and Nugroho, S. (2025) "Sentiment Analysis of YouTube Comments Using Machine Learning Models," *PIKSEL: Penelitian Ilmu Komputer Sistem Embedded and Logic*, 13(1), pp. 103–114. Available at: <https://doi.org/10.33558/piksel.v13i1.10743>.