

## **BAB II**

### **TINJAUAN LITERATUR**

#### **2.1 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.

Analisis sentimen adalah salah satu cabang dari *text mining* yang bertujuan untuk mengenali, mengekstrak, dan mengelompokkan pendapat atau emosi yang terdapat dalam teks ke dalam kategori yang berbeda, seperti positif, negatif, atau netral. Metode ini banyak digunakan pada data media sosial karena dapat menggambarkan pendapat publik secara langsung dan dalam skala yang luas (Hidayat, Prasetya & Widiyaningtyas, 2025).

Namun, komentar di media sosial biasanya bersifat singkat, tidak terstruktur, menggunakan bahasa sehari-hari, dan memiliki variasi makna berdasarkan konteks. Ciri-ciri ini menimbulkan kesulitan dalam proses analisis, sehingga dibutuhkan pendekatan komputasional yang dapat lebih mendalami konteks bahasa. Dalam penelitian ini, analisis sentimen dipakai sebagai metode untuk menilai kecenderungan pandangan masyarakat terhadap peristiwa banjir bandang di Sumatera berdasarkan ungkapan emosional yang muncul dalam komentar *YouTube*.

#### **2.2 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.

Seiring waktu, *text mining* telah diterapkan di berbagai sumber data digital seperti platform media sosial, forum, berita online, dan ulasan dari pengguna. Data yang ditawarkan oleh media sosial biasanya sangat besar dan terus meningkat, sehingga dibutuhkan pendekatan otomatis untuk memproses dan menganalisisnya (Cortis & Davis, 2021).

Analisis sentimen adalah salah satu aspek dari *text mining* yang berfungsi untuk mengenali pendapat atau emosi yang terdapat dalam sebuah teks. Dalam penelitian ini, *text mining* diterapkan untuk menganalisis komentar dari pengguna *YouTube* tentang peristiwa banjir bandang di Sumatera, dengan tujuan untuk memahami kecenderungan sentimen masyarakat terkait kejadian tersebut.

### **2.3 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).

Dalam analisis sentimen, NLP memainkan peranan yang signifikan karena informasi yang diteliti berbentuk teks yang dibuat oleh pengguna. Proses NLP biasanya mencakup tahapan persiapan data seperti pembersihan, pengubahan huruf besar menjadi kecil, normalisasi kata, pemisahan kata, penghapusan kata umum, dan pengurangan kata ke bentuk dasar. Langkah-langkah tersebut bertujuan untuk meningkatkan mutu data sehingga lebih mudah ditangani oleh algoritme Machine learning maupun deep learning.

Dalam penelitian ini, NLP digunakan untuk menyiapkan data dari komentar *YouTube* agar memiliki format yang konsisten sebelum dilakukan proses pelabelan sentimen dan klasifikasi dengan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM).

## 2.4 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.

Di bidang *Natural Language Processing* (NLP), *deep learning* memiliki keuntungan dalam memahami urutan kata, konteks kalimat, serta hubungan makna antar kata. Hal ini menjadikan *deep learning* lebih efektif dibandingkan dengan metode klasifikasi tradisional, terutama dalam menangani data teks yang dinamis dan kontekstual seperti komentar pengguna di media sosial.

Karakteristik komentar di *YouTube* yang bervariasi, informal, dan kontekstual menjadikan *deep learning* sebagai pendekatan yang tepat untuk penelitian ini. Metode ini mampu meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen sekaligus mempertahankan kinerja model pada data berbahasa Indonesia.

## 2.5 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.

Keunggulan LSTM terletak pada kemampuannya dalam memahami urutan kata dan konteks kalimat yang dapat memengaruhi makna dari teks. Kemampuan ini sangat relevan untuk analisis sentimen pada komentar *YouTube*, yang sering kali

mengandung ekspresi emosional dan penggunaan bahasa yang tidak baku. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa LSTM memberikan hasil yang akurat dan konsisten dalam mengklasifikasikan sentimen komentar *YouTube* yang menggunakan bahasa Indonesia (Putra & Gata, 2024)(Rahmawati *et al.*, 2025).

Berdasarkan hal tersebut, LSTM dipilih sebagai metode utama dalam penelitian ini untuk mengelompokkan komentar *YouTube* terkait peristiwa banjir bandang di Sumatera ke dalam kategori positif, negatif, dan netral, sambil tetap mengutamakan efisiensi komputasi serta keandalan model.

## **2.6 *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.

Pengumpulan data komentar *YouTube* dilakukan melalui *YouTube* Data API, yakni layanan resmi dari *Google* yang memungkinkan akses terhadap data publik secara terstruktur sesuai dengan kebijakan *platform*. Pemanfaatan *YouTube* Data API memungkinkan pengumpulan data komentar dalam jumlah besar secara sah dan teratur, sehingga banyak digunakan dalam penelitian akademik yang berbasis media social.

Dengan demikian, *YouTube* dijadikan sebagai sumber data utama dalam penelitian ini untuk mendapatkan gambaran tentang sentimen masyarakat terhadap peristiwa banjir bandang di Sumatera secara objektif dan berbasis data, yang selanjutnya dianalisis menggunakan teknik *deep learning* berbasis LSTM.

## 2.7 Penelitian Terdahulu

Untuk menguatkan dasar penelitian dan menentukan posisi penelitian yang dilakukan, penting untuk melakukan kajian terhadap penelitian-penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan analisis sentimen di komentar *YouTube*. Tujuan dari kajian ini adalah untuk membandingkan objek yang diteliti, metode yang diterapkan, hasil yang didapatkan, serta keterbatasan dari masing-masing studi, sehingga bisa terdeteksi celah penelitian yang akan dilengkapi dalam penelitian ini. Rangkuman dari penelitian-penelitian sebelumnya yang relevan disajikan dalam Tabel 2.7

**Table 2.7.1 Penelitian Terdahulu**

| No | Penelitian        | Tahun | Objek Penelitian                                  | Metode            | Hasil                                                                                | Kelemahan                                         |
|----|-------------------|-------|---------------------------------------------------|-------------------|--------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------|
| 1  | Rahmawati et al.  | 2025  | Komentar <i>YouTube</i> Program Penelitian        | LSTM              | Model LSTM Mampu mengklasifikan sentimen komentar dengan tingkat akurasi yang tinggi | Belum diterapkan pada konteks kebencanaan         |
| 2  | Hendrawan & Sela  | 2024  | Komentar <i>YouTube</i> terkait isu resesi global | LSTM              | LSTM menunjukkan performa stabil pada data dengan muatan emosional                   | Tidak membahas implementasi sistem secara terapan |
| 3  | Putra & Gata      | 2024  | Komentar <i>YouTube</i> ceramah keagamaan         | LSTM              | Hasil klasifikasi kompetitif dibandingkan dengan metode klasik                       | Topik penelitian masih terbatas                   |
| 4  | Bastian & Perdana | 2025  | Komentar <i>YouTube</i> pidato Presiden           | VADER dan BERT    | Model BERT memberikan akurasi lebih baik dibandingkan metode leksikon                | Membutuhkan sumber daya komputasi yang tinggi     |
| 5  | Mulyono &         | 2025  | Komentar <i>YouTube</i>                           | Logistic Regressi | Metode sederhana                                                                     | Kurang mampu                                      |

|  |          |  |                        |                  |                                                               |                                                                      |
|--|----------|--|------------------------|------------------|---------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------|
|  | Saprudin |  | isu<br>ketenagakerjaan | on dan<br>TF-IDF | mudah<br>terapkan<br>sebagai baseline<br>analisis<br>sentimen | di<br>menangkap<br>konteks<br>bahasa<br>informal<br>dan<br>emosional |
|--|----------|--|------------------------|------------------|---------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------|

Berdasarkan ringkasan hasil penelitian sebelumnya yang terdapat pada Tabel 2.7 dapat disimpulkan bahwa banyak penelitian yang telah dilakukan mengenai analisis sentimen pada komentar *YouTube* dengan berbagai pendekatan, baik menggunakan *machine learning* maupun *deep learning*. Metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) terbukti dapat memberikan hasil yang baik dan stabil dalam mengklasifikasikan sentimen komentar *YouTube* dalam bahasa Indonesia, terutama dalam konteks pendidikan, ekonomi, agama, dan kebijakan publik (Rahmawati *et al.*, 2025)(Hendrawan & Sela, 2024)(Putra & Gata, 2024). Di sisi lain, penelitian yang menggunakan model yang lebih rumit seperti *BERT* menunjukkan akurasi yang tinggi, tetapi memerlukan sumber daya komputasi yang besar, sehingga kurang praktis untuk diimplementasikan pada penelitian ini (Bastian & Perdana, 2025). Selain itu, metode klasifikasi yang lebih sederhana seperti *Logistic Regression* masih memiliki kelemahan dalam memahami konteks bahasa yang informal dan ekspresi emosional yang kuat dalam komentar di media sosial(Mulyono & Saprudin, 2025).

Namun, sebagian besar studi sebelumnya lebih berfokus pada tema yang bukan bencana dan belum secara khusus menganalisis sentimen masyarakat terhadap kejadian bencana alam, khususnya banjir bandang. Oleh sebab itu, penelitian ini menawarkan keunikan dengan menggunakan metode LSTM untuk menganalisis sentimen pada komentar *YouTube* dalam konteks bencana banjir bandang di Sumatera. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model analisis sentimen yang efisien, praktis, dan memberikan kontribusi yang berarti dalam memahami reaksi masyarakat serta mendukung pengambilan keputusan berdasarkan data pada saat terjadi bencana.

## 2.8 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah teknik evaluasi yang digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi model dengan data sebenarnya. Confusion Matrix memberikan informasi tentang jumlah prediksi yang benar dan salah untuk masing-masing kategori yang diuji.

Dalam klasifikasi sentimen, confusion matrix digunakan untuk menilai seberapa baik model dapat membedakan antara sentimen positif, negatif, dan netral. Elemen utama dalam confusion matrix meliputi:

1. True Positive (TP), yaitu data yang diprediksi sebagai positif dan benar-benar positif.
2. True Negative (TN), yaitu data yang diprediksi sebagai negatif dan benar-benar negatif.
3. False Positive (FP), yaitu data yang diprediksi sebagai positif tetapi sebenarnya negatif.
4. False Negative (FN), yaitu data yang diprediksi sebagai negatif tetapi sebenarnya positif.

Melalui confusion matrix, dapat dihitung berbagai metrik evaluasi seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* untuk menentukan sejauh mana keandalan model klasifikasi yang telah dibuat.

## 2.9 Accuracy

*Accuracy* adalah indikator yang digunakan untuk menilai seberapa tepat model dalam mengklasifikasikan seluruh data yang diuji. Nilai *accuracy* diperoleh dengan membandingkan jumlah prediksi yang benar dengan total data yang diuji.

Rumus *accuracy* adalah:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{\text{Total data uji}}$$

Nilai akurasi yang lebih tinggi menunjukkan bahwa kemampuan model dalam mengklasifikasikan data semakin baik.

### 2.10 Precision

*Precision* adalah matrik yang digunakan untuk menilai seberapa akurat model dalam memprediksi kelas tertentu. *Precision* menggambarkan jumlah prediksi positif yang benar-benar sesuai dengan kenyataan.

Rumus *precision* adalah:

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

Nilai *precision* yang tinggi mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat kesalahan False Positive yang rendah.

### 2.11 Recall

*Recall* adalah matrik yang digunakan untuk menentukan seberapa baik model dalam mendeteksi semua data yang benar dalam suatu kategori. *Recall* menunjukkan seberapa banyak data positif yang sukses dikenali oleh model.

Rumus recall adalah:

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

Nilai *recall* yang tinggi menandakan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data yang seharusnya termasuk dalam kategori tertentu.

### 2.12 F1-Score

F1-Score adalah rata-rata harmonis dari *precision* dan *recall* yang digunakan untuk menggambarkan keseimbangan kinerja suatu model. Metrik ini sangat penting ketika terdapat ketidakseimbangan dalam distribusi data antar kelas.

Rumus F1-Score adalah:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Nilai F1-Score yang tinggi menandakan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall* dalam proses klasifikasinya.