



Analisis Sentimen Terhadap Deradikalisasi Terorisme di Desa Tenggulun Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) Pada Platform YouTube

Burhanudin^{1*}, Esther Irawati Setiawan², Gunawan³

^{1,2,3}Teknologi Informasi, Institut Sains dan Teknologi Terpadu Surabaya, Indonesia
Jl. Ngagel Jaya Tengah, Surabaya, Indonesia
E-Mail *: burhanudin.22@mhs.istts.ac.id

ABSTRACT

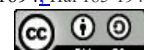
Terrorism deradicalization is a strategic issue that requires continuous monitoring of public opinion, including through sentiment analysis of social media comments. This study aims to analyze public sentiment toward the terrorism deradicalization program in Tenggulun Village based on comments from YouTube videos using the Long Short-Term Memory (LSTM) method. The dataset consists of 9.084 preprocessed comments, which underwent cleaning, case folding, word normalization, tokenization, stopword removal, and Sastrawi-based stemming. Sentiment labeling was performed automatically using a Lexicon-Based approach with the InSet (Indonesian Sentiment Lexicon) dictionary, yielding three classes: Negative (33.3%), Neutral (33.3%), and Positive (33.3%). The dataset was split at an 80:20 ratio for training and testing. The LSTM model, comprising an Embedding layer, two Bidirectional LSTM layers, a Dropout layer, and Dense layers, achieved an accuracy of 85.69% with average precision, recall, and F1-Score values of 0.86 on the testing set. The results demonstrate that the LSTM model effectively classifies sentiment in Indonesian-language YouTube comments.

Keywords: *Sentiment Analysis, Deradicalization, Terrorism, LSTM, Natural Language Processing.*

ABSTRAK

Deradikalisasi terorisme merupakan isu strategis yang memerlukan pemantauan opini publik secara berkelanjutan, salah satunya melalui analisis sentimen terhadap komentar di media sosial. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen masyarakat terhadap program deradikalisasi terorisme di Desa Tenggulun berdasarkan komentar pada video platform YouTube menggunakan metode *Long Short-Term Memory (LSTM)*. Data yang digunakan terdiri dari 9.084 komentar yang telah melalui tahap *praprocessing*, meliputi *cleaning*, *case folding*, normalisasi kata, tokenisasi, penghapusan *stopword*, dan *stemming* berbasis Sastrawi. Pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis menggunakan metode *Lexicon-Based* dengan kamus *InSet (Indonesian Sentiment Lexicon)*, menghasilkan tiga kelas: Negatif (33.3%), Netral (33.3%) dan Positif (33.3%) Dataset dibagi dengan rasio 80:20 untuk data latih dan data uji. Model *LSTM* yang dibangun dengan lapisan *Embedding*, dua lapis *LSTM*, *Dropout*, dan lapisan *Dense* mencapai akurasi sebesar 85,69% dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-Score* rata-rata sebesar 0.86 pada data uji. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *LSTM* mampu mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube berbahasa Indonesia dengan baik.

Kata Kunci : Analisis Sentimen, Deradikalisasi, Terorisme, LSTM, Natural Language Processing



1. PENDAHULUAN

Analisis pendapat masyarakat terhadap isu sosial dan keamanan nasional menjadi perhatian besar dalam mendukung pengambilan kebijakan publik di Indonesia (Wankhade dkk., 2022). Salah satu isu yang banyak diperbincangkan di ruang digital adalah mengenai program deradikalisasi terorisme, yang merupakan upaya pemerintah untuk mengembalikan mantan narapidana kasus terorisme ke masyarakat melalui pendekatan sosial, ekonomi, dan keagamaan (Tantimin dkk., 2023). Masyarakat kini dapat dengan mudah mengekspresikan pandangan mereka terhadap isu-isu tersebut melalui berbagai media sosial, salah satunya YouTube, yang menjadi platform paling populer dengan jumlah pengguna aktif mencapai 139 juta orang di Indonesia pada tahun 2024 (Kemp, 2024).

Komentar pengguna di media sosial dapat mencerminkan sentimen masyarakat terhadap keberhasilan program pemerintah, termasuk dalam konteks deradikalisasi di Desa Tenggulun, Kabupaten Lamongan, Jawa Timur, yang dikenal sebagai tempat asal beberapa pelaku Bom Bali I tahun 2002 (Soniya & Yani, 2022). Setelah peristiwa tersebut, pemerintah melalui Badan Nasional Penanggulangan Terorisme (BNPT) menjalankan program pembinaan dan pemberdayaan di desa tersebut. Hingga tahun 2021, BNPT mencatat tingkat keberhasilan reintegrasi sosial eks-narapidana terorisme mencapai 76,5%, menunjukkan adanya penerimaan positif dari sebagian masyarakat, meskipun stigma sosial masih sering muncul di media (Fauziansyah, 2020).

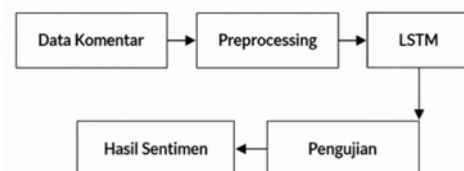
YouTube sebagai ruang publik digital menjadi wadah utama dalam penyebaran dokumenter dan wawancara eks-narapidana terorisme dari Tenggulun, seperti dalam konten yang diunggah oleh kanal media nasional maupun lembaga deradikalisasi (Oktavianus & Davidson, 2023). Melalui kolom komentar pada video-video tersebut, masyarakat mengekspresikan opini yang beragam mulai dari dukungan terhadap program pemerintah hingga kritik terhadap mantan pelaku. Oleh karena itu, analisis sentimen berbasis komentar YouTube menjadi langkah penting untuk memahami persepsi publik terhadap upaya deradikalisasi (Aribowo dkk., 2021).

Dalam melakukan analisis sentimen berbasis teks, berbagai algoritma *machine learning* telah digunakan, di antaranya *Support Vector Machine* (SVM), *Naïve Bayes*, dan *Logistic Regression*. Namun, algoritma tersebut memiliki keterbatasan dalam menangkap urutan kata dan konteks semantik dari sebuah kalimat (Joseph dkk., 2022). Untuk mengatasi hal ini, digunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang merupakan bagian dari *Recurrent Neural Network* (RNN) dan mampu mengenali dependensi jangka panjang antar kata dalam sebuah teks (Saha & Senapati, 2020). Selain itu, pendekatan *Word2Vec* digunakan untuk mengubah teks menjadi representasi *vector* numerik sehingga hubungan semantik antar kata dapat lebih dimengerti oleh model (Lestari & Utami, 2024).

Berbeda dengan penelitian-penelitian terdahulu yang umumnya menerapkan analisis sentimen pada isu kebijakan publik secara umum (Joseph dkk., 2022; Wankhade dkk., 2022), penelitian mengenai persepsi publik terhadap program deradikalisasi di tingkat komunitas lokal khususnya Desa Tenggulun sebagai desa dengan riwayat keterlibatan pelaku terorisme masih sangat terbatas. Penelitian sebelumnya di bidang deradikalisasi lebih banyak menggunakan pendekatan kualitatif atau studi kebijakan (Fauziansyah, 2020; Tantimin dkk., 2023; Soniya & Yani, 2022) dan belum memanfaatkan data komentar media sosial secara kuantitatif untuk memotret opini publik secara berkelanjutan. Kesenjangan inilah yang berusaha diisi oleh penelitian ini, yaitu dengan menghadirkan kerangka analisis sentimen berbasis LSTM yang diterapkan secara spesifik pada domain deradikalisasi terorisme di tingkat desa, sekaligus menggunakan pendekatan pelabelan otomatis berbasis leksikon InSet untuk mengatasi ketiadaan data berlabel manual pada domain yang sensitif ini (Kurniawan dkk., 2025). Kebaruan penelitian ini terletak pada kombinasi domain aplikasi (opini publik terhadap program deradikalisasi di Desa Tenggulun) dengan arsitektur *Bidirectional LSTM* berlapis dua yang dilatih end-to-end melalui lapisan *Embedding*, sehingga model dapat menyesuaikan representasi kata secara spesifik dengan karakteristik bahasa pada domain tersebut. Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan hasil klasifikasi sentimen yang lebih akurat dalam mengidentifikasi opini masyarakat terhadap program deradikalisasi di Desa Tenggulun, sebagai masukan bagi pemerintah dan lembaga terkait dalam mengembangkan strategi komunikasi deradikalisasi yang lebih efektif di ruang digital (Redjeki & Widyarto, 2022).

2. METODE

Metode pada penelitian ini dilakukan dengan cara pengumpulan data dari komentar pada video di YouTube, *preprocessing*, *word Embedding*, pembuatan model menggunakan algoritma LSTM, pengujian dan *output* hasil sentimen. Gambar 1 merupakan desain arsitektur dalam penelitian ini.



Gambar 1. Desain Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dengan cara *scraping* menggunakan Google App Sheet yang disimpan kedalam format csv dan data yang diambil hanya berupa berupa komentar terhadap video yang menampilkan topik deradikalisasi terorisme dari desa Tenggulun dengan

keyword “Deradikalisasi Terorisme Desa Tenggulun” dengan data diambil pada 25 Januari 2025. Opini yang didapatkan dari komentar pada video YouTube diberi label sentimen menjadi positif, negatif dan netral.

2.2 Pre-Processing Data

Sebelum data diolah lebih lanjut dalam penelitian ini, diterapkan fase data *pre-processing* yang berfungsi untuk membersihkan teks dari berbagai gangguan yang dapat memengaruhi kualitas analisis (Asshiddiq & Witanti, 2025; Duong & Nguyen-Thi, 2021). Data yang diambil melalui *scrapping* sering kali tidak beraturan dan mengandung berbagai *noise*, seperti imbuhan, angka, tanda baca, dan karakter-karakter khusus (Priyanto & Ma’arif, 2018). Karena alasan inilah, data disiapkan pada tahap ini dengan cara menghilangkan *noise* hingga hanya menyisakan bentuk dasar kata untuk dianalisis. Guna memastikan kesiapan data untuk fase berikutnya, proses *preprocessing* ini dipecah menjadi beberapa tahapan yang akan diuraikan sebagai berikut:

1) Case Folding

Case Folding bertujuan untuk membuat semua teks menjadi huruf kecil (*lowercase*). Proses ini perlu dilakukan karena sistem pada komputer membedakan huruf besar dan kecil, seperti kata “TERORISME” dan “terorisme” akan dianggap kata yang berbeda. *Case folding* dilakukan untuk mencapai keseragaman sehingga mengurangi redundansi dalam fitur. Contoh data pada proses *case folding* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. *Case Folding*

No	Komentar	Case Folding
1	Ghibah fi sabilillah atau ngomongin orang adalah pedoman hidup dimasa sekarang	ghibah fi sabilillah atau ngomongin orang adalah pedoman hidup dimasa sekarang
2	AL HUSIAN JUGA KENA JIHAD FISABILILLAH makanya TEWAS DI KARBALA beserta AHLUL BAITnya di BANTAI ORANG ARAB	al husian juga kena jihad fisabilillah makanya tewas di karbala beserta ahlul baitnya di bantai orang arab
3	jam saya bisa siapkan org sampe mau bunuh diriitu yg sudah berkeluarga kalo Jomblo mungkin bisa direkrut menit	jam saya bisa siapkan org sampe mau bunuh diriitu yg sudah berkeluarga kalo jomblo mungkin bisa direkrut menit

2) Removal URL

Removal URL bertujuan untuk menghapus URL atau alamat website yang terdapat pada komentar YouTube dimana hal tersebut tidak efektif dan tidak

memiliki arti. Kemunculan URL ini disebabkan karena banyaknya pengguna mengarahkan membuka situs halaman website yang terkadang tidak ada hubungannya dengan video (Rifaldi dkk., 2023). Contoh data pada proses *Removal URL* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. *Removal URL*

No	Komentar	Removal URL
1	#antiKADRUN	antiKADRUN
2	#closethedoor dong om ded	closethedoor dong om ded
3	#Intoleran adalah lahirnya pemikiran jahat atas perbedaan	Intoleran adalah lahirnya pemikiran jahat atas perbedaan

3) Remove Punctuation

Remove Punctuation bertujuan menghapus semua karakter selain alphabet misalnya simbol, spasi dan lain-lain (Darmanto dkk., 2024; Meliyana R dkk., 2025). Contoh data pada proses *Remove Punctuation* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. *Remove Punctuation*

No	Komentar	Remove Punctuation
1	Ghibah fi sabilillah atau ngomongin orang adalah pedoman hidup dimasa sekarang.. 🙄🙄🙄🙄	Ghibah fi sabilillah atau ngomongin orang adalah pedoman hidup dimasa sekarang
2	2 jam saya bisa siapkan org sampe mau bunuh diriitu yg sudah berkeluarga, kalo Jomblo mungkin bisa direkrut 10 menit..	jam saya bisa siapkan org sampe mau bunuh diriitu yg sudah berkeluarga kalo Jomblo mungkin bisa direkrut menit
3	BER-ADAB SELISIHnya BI-ADAB, SIANG SELSIHNYA MALAM BAIK SELSIIHNYA BURUK	BERADAB SELISIHnya BIADAB SIANG SELSIHNYA MALAM BAIK SELSIIHNYA BURUK

4) *Remove Hastagh*

Remove Hashtag bertujuan menghapus tanda “#”. *Hashtag* merupakan petunjuk kata yang sedang dibicarakan atau biasanya pengelompokan terhadap percakapan oleh sesama pengguna yang memiliki simbol “#”. Contoh data pada proses *Remove Hashtag* dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. *Remove Hashtag*

No	Komentar	<i>Remove Hashtag</i>
1	#antiKADRUN deradikalisasi harus terus dilakukan oleh pemerintah	deradikalisasi harus terus dilakukan oleh pemerintah
2	#closethedoor dong om ded biar aman dari pengaruh radikalisme	dong om ded biar aman dari pengaruh radikalisme
3	#Intoleran adalah lahirnya pemikiran jahat atas perbedaan #radikal harus diberantas	adalah lahirnya pemikiran jahat atas perbedaan harus diberantas

5) *Remove Mention*

Remove Mention digunakan untuk menghapus simbol @ dimana simbol tersebut digunakan untuk menunjuk atau mengajak pengguna lain berkomunikasi langsung pada kolom komentar video. Contoh data pada proses *Remove Mention* dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. *Remove Mention*

No	Komentar	<i>Remove Mention</i>
1	Dimedsos aksiTeror @1000%oleh ElitGlobalNasional FEMEDSOS flatEarth medsos	Dimedsos aksiTeror oleh ElitGlobalNasional FEMEDSOS flatEarth medsos
2	@KomisiIII teroris harus dihukum seberat-beratnya demi keamanan negara	teroris harus dihukum seberat- beratnya demi keamanan negara
3	setuju sama pendapat @budianto soal deradikalisasi di Tenggulun perlu diperluas	setuju sama pendapat soal deradikalisasi di Tenggulun perlu diperluas

6) *Convert Word*

Convert Word digunakan untuk mengubah kata tidak baku menjadi kata baku yang sesuai dengan KBBI karena banyaknya penggunaan bahasa gaul.

Tabel 6. *Convert Word*

No	Sebelum (Tokenisasi)	<i>Remove Mention</i>
1	ghibah fi sabilillah atau ngomongin orang adalah pedoman hidup dimasa sekarang	ghibah fi sabilillah atau mengomongkan orang adalah pedoman hidup dimasa sekarang
2	jihad yg paling utama adalah jihad melawan hawa nafsu	jihad yang paling utama adalah jihad melawan hawa nafsu
3	jam saya bisa siapkan org sampe mau bunuh diriitu yg sudah berkeluarga kalo jomblo	jam saya bisa siapkan orang sampai mau bunuh diriitu yang sudah berkeluarga kalau jomblo

7) *Remove Stopword*

Remove Stopword digunakan untuk menghilangkan kata yang sering keluar namun dianggap tidak penting seperti waktu, penghubung dan lain sebagainya.

Tabel 7. *Remove Stopword*

No	Komentar	<i>Remove Stopword</i>
1	['ghibah', 'di', 'sabilillah', 'atau', 'mengomongkan', 'orang', 'adalah', 'pedoman', 'hidup', 'dimasa', 'sekarang']	['ghibah', 'sabilillah', 'mengomongkan', 'orang', 'pedoman', 'hidup', 'dimasa']
2	['jihad', 'yang', 'paling', 'utama', 'adalah', 'jihad', 'melawan', 'hawa', 'nafsu']	['jihad', 'utama', 'jihad', 'melawan', 'hawa', 'nafsu']
3	['jam', 'saya', 'bisa', 'siapkan', 'orang', 'sampai', 'mau', 'bunuh', 'diriitu', 'yang', 'sudah', 'berkeluarga', 'kalau', 'jomblo', 'mungkin', 'bisa', 'direkrut', 'menit']	['jam', 'siapkan', 'orang', 'bunuh', 'diriitu', 'berkeluarga', 'jomblo', 'direkrut', 'menit']

8) *Stemming*

Stemming digunakan untuk mendapatkan kata dasar dari suatu kata. Hal ini dilakukan untuk menormalisasi kata.

Tabel 8. Stemming

No	Sebelum (<i>Remove Stopword</i>)	<i>Remove Mention</i>
1	['ghibah', 'sabilillah', 'mengomongkan', 'orang', 'pedoman', 'hidup', 'dimasa']	ghibah sabilillah omong orang pedoman hidup masa
2	['jihad', 'utama', 'jihad', 'melawan', 'hawa', 'nafsu']	jihad utama jihad lawan hawa nafsu
3	['jam', 'siapkan', 'orang', 'bunuh', 'diriitu', 'berkeluarga', 'jomblo', 'direkrut', 'menit']	jam siapkan orang bunuh diri keluarga jomblo rekrut menit

9) Tokenisasi

Tokenisasi merupakan proses mengonversi teks dalam bentuk huruf menjadi urutan angka atau token sehingga dapat diproses oleh model LSTM (Setiawan & Lestari, 2021).

Tabel 9. Remove Mention

No	Sebelum (<i>Normalisasi</i>)	<i>Remove Mention</i>
1	ghibah di sabilillah atau mengomongkan orang adalah pedoman hidup dimasa sekarang	['ghibah', 'di', 'sabilillah', 'atau', 'mengomongkan', 'orang', 'adalah', 'pedoman', 'hidup', 'dimasa', 'sekarang']
2	jihad yang paling utama adalah jihad melawan hawa nafsu	['jihad', 'yang', 'paling', 'utama', 'adalah', 'jihad', 'melawan', 'hawa', 'nafsu']
3	jam saya bisa siapkan orang sampai mau bunuh diriitu yang sudah berkeluarga kalau jomblo mungkin bisa direkrut menit	['jam', 'saya', 'bisa', 'siapkan', 'orang', 'sampai', 'mau', 'bunuh', 'diriitu', 'yang', 'sudah', 'berkeluarga', 'kalau', 'jomblo', 'mungkin', 'bisa', 'direkrut', 'menit']

2.3 Word Embedding

Setelah dilakukan preprocessing, tahap berikutnya adalah representasi teks ke dalam bentuk numerik menggunakan *word embedding*. Pada penelitian ini, representasi kata dibangun menggunakan lapisan *Embedding* pada Keras yang dilatih secara *end-to-end* bersamaan dengan model LSTM (*trainable embedding*), bukan menggunakan model Word2Vec yang dilatih secara terpisah maupun *embedding pretrained* seperti IndoBERT atau FastText. Pendekatan ini dipilih karena vocabulary pada dataset penelitian relatif spesifik pada domain deradikalisasi terorisme, sehingga pembelajaran *vector* kata secara langsung dari data

pelatihan memungkinkan model menangkap representasi yang lebih sesuai dengan konteks domain tersebut. Secara konseptual, prinsip word embedding tetap mengikuti pendekatan yang diperkenalkan oleh Word2Vec (Erkan & Güngör, 2024; Lin dkk., 2022), yaitu memetakan setiap kata ke dalam representasi *vector* berdimensi tetap yang merepresentasikan makna semantik berdasarkan konteks kemunculannya. Lapisan *Embedding* pada penelitian ini menghasilkan *vector* berdimensi 128 untuk setiap kata dalam vocabulary, dengan panjang *input (sequence length)* tetap sebesar 100 token, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 11. Bobot pada lapisan *Embedding* diinisialisasi secara acak dan diperbarui melalui proses backpropagation selama pelatihan model, sehingga representasi *vector* yang dihasilkan bersifat spesifik terhadap tugas klasifikasi sentimen pada penelitian ini. Sebagai arah pengembangan penelitian selanjutnya, penggunaan *embedding pretrained* berbasis korpus bahasa Indonesia berskala besar seperti IndoBERT (Koto & Rahmaningtyas, 2017) dapat dieksplorasi untuk mengevaluasi potensi peningkatan performa melalui *transfer learning*.

3. PEMBAHASAN

3.1 Dataset

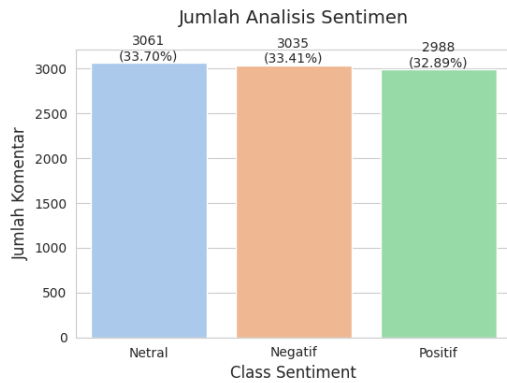
Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan kumpulan komentar publik dari platform YouTube terkait topik deradikalisasi terorisme di Desa Tenggulun. Data mentah yang berhasil dikumpulkan sebanyak 9.084 komentar didapatkan dengan melakukan *scrapping* menggunakan *Google App Script Spreadsheet*.

Pelabelan sentiment dilakukan secara otomatis menggunakan pendekatan *Lexicon-Based* dengan kamus leksikon InSet (*Indonesian Sentiment Lexicon*). Metode pelabelan otomatis berbasis leksikon ini dipilih karena mampu mengklasifikasikan teks berbahasa Indonesia tanpa memerlukan data berlabel secara manual (Asri dkk., 2025). Dari hasil pelabelan sentiment dibedakan menjadi 3 yaitu Label Positif, label Negatif, dan label Netral. Hasil distribusi kelas sentimen ditunjukkan pada Tabel 10.

Tabel 10. Distribusi Kelas Sentimen

Sentimen	Jumlah Data	Persentase (%)
Positif	3.028	33.3%
Netral	3.028	33.3%
Negatif	3.028	33.3%
Total	9.084	100%

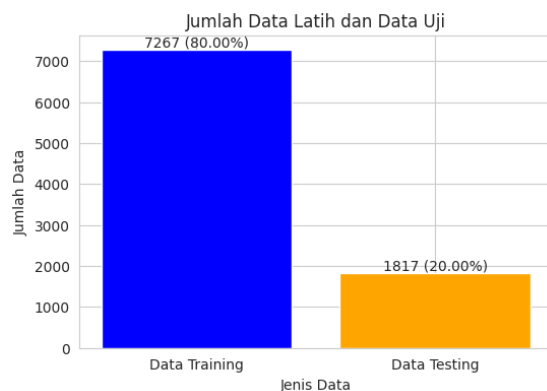
Berdasarkan Tabel 10 distribusi kelas sentimen menunjukkan distribusi yang seimbang untuk masing-masing kelas sentimen. Untuk memperjelas visualisasi digunakan diagram batang pada Gambar 2.



Gambar 2. Distribusi Kelas Sentimen

3.2 Hasil Klasifikasi Sentimen

Setelah proses praproses dan pelabelan, dataset dibagi menggunakan strategi *hold-out* dengan rasio 80:20, menghasilkan 7.267 data latih (*training set*) dan 1.817 data uji (*testing set*), sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Pembagian Data Latih dan Data Uji

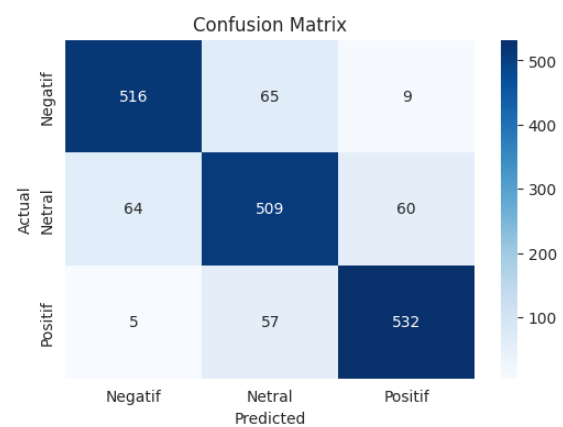
Model yang diimplementasikan adalah *Long Short-Term Memory (LSTM)* dengan lapisan *Embedding* untuk merepresentasikan teks secara numerik. Arsitektur lengkap model disajikan pada Tabel 11.

Tabel 11. Arsitektur Model

Layer	Konfigurasi
Embedding	vocab_size $\times$ 128, input_length = 100
Bidirectional LSTM	units = 64, return_sequences = True
Bidirectional LSTM	units = 32
Dropout	rate = 0,5
Dense (ReLU)	units = 64, activation = relu
Dense (Softmax)	units = 3, activation = softmax

Model dikompilasi menggunakan *optimizer* Adam dengan fungsi *loss sparse categorical crossentropy* dan dilatih selama 3 *epoch* dengan ukuran *batch* sebesar 32. Pemilihan hyperparameter

pada penelitian ini didasarkan pada pertimbangan umum dalam mencegah *overfitting* dan efisiensi komputasi. Jumlah *epoch* dibatasi sebanyak 3 mengingat ukuran dataset yang tergolong sedang (9.084 komentar) serta kompleksitas dua lapis Bidirectional LSTM, sehingga pelatihan dengan *epoch* lebih banyak berisiko meningkatkan *overfitting*. Dimensi *Embedding* sebesar 128 dipilih sebagai titik tengah antara kemampuan representasi semantik dan efisiensi komputasi, mengingat panjang komentar yang relatif pendek pada data YouTube. *Rate Dropout* sebesar 0,5 dipilih untuk memberikan regularisasi yang cukup kuat pada lapisan Bidirectional LSTM yang memiliki jumlah parameter besar. *Optimizer* Adam dan ukuran *batch* 32 digunakan karena kestabilan konvergensi pada arsitektur LSTM (Saha & Senapati, 2020)



Gambar 4. Confusion Matrix

Gambar 4 *confusion matrix* distribusi prediksi model secara lebih detail. Kelas Positif memiliki 533 prediksi benar dari 594 sampel aktual, sedangkan kelas Negatif memiliki 513 prediksi benar dari 590 sampel. Kelas Netral yang memiliki performa relatif lebih rendah masih berhasil memprediksi 506 dari 633 sampel dengan benar.

Kesalahan klasifikasi terbesar terjadi antara kelas Netral dan dua kelas lainnya, mengindikasikan bahwa batas keputusan antara sentimen netral dengan positif/negatif merupakan tantangan utama dalam tugas klasifikasi ini. Model LSTM mencapai akurasi sebesar 85,69% pada data uji. sesuai dengan pada Gambar 5 *Classification Report*.

Accuracy: 0.8569069895432031				
Accuracy: 85.69%				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.88	0.87	0.88	590
Netral	0.81	0.80	0.81	633
Positif	0.89	0.90	0.89	594
accuracy			0.86	1817
macro avg	0.86	0.86	0.86	1817
weighted avg	0.86	0.86	0.86	1817

Gambar 5. Classification Report

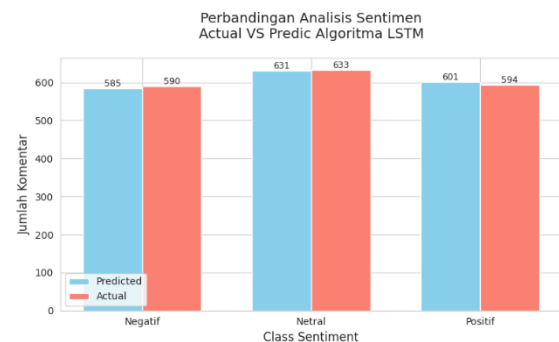
Berdasarkan Gambar 5, kelas Positif memperoleh nilai *F1-Score* sebesar 0,89 dengan *precision* 0,89 dan *recall* 0,90, yang menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi komentar bersentimen positif dengan sangat baik. Kelas Negatif memperoleh *F1-Score* sebesar 0,88 dengan *precision* 0,88 dan *recall* 0,87, yang menunjukkan bahwa model juga memiliki kinerja yang baik dalam mengenali komentar negatif. Sementara itu, kelas Netral memperoleh *F1-Score* terendah sebesar 0,81 dengan *precision* 0,81 dan *recall* 0,80, yang mengindikasikan bahwa model masih menghadapi tantangan dalam membedakan komentar netral dari kelas lainnya akibat adanya ambiguitas makna dan karakteristik bahasa yang cenderung lebih beragam. Nilai *macro average* untuk *precision*, *recall*, dan *F1-Score* masing-masing sebesar 0,86, yang menunjukkan bahwa model memiliki performa yang seimbang dalam mengklasifikasikan ketiga kelas sentimen.

Rendahnya performa klasifikasi pada kelas Netral dibandingkan kelas Positif dan Negatif dapat dijelaskan oleh beberapa faktor. Pertama, proses pelabelan otomatis berbasis leksikon InSet cenderung melabeli komentar sebagai Netral apabila skor sentimen kata-kata penyusunnya saling meniadakan (skor positif dan negatif yang berimbang), bukan karena komentar tersebut benar-benar tidak memiliki muatan sentimen. Hal ini menyebabkan kelas Netral berpotensi memuat komentar dengan sentimen implisit atau sarkastik yang secara leksikal tampak netral namun secara kontekstual bermuatan sentimen tertentu, sehingga sulit dibedakan oleh model. Kedua, komentar pada topik deradikalisasi terorisme cenderung menggunakan bahasa yang ambigu, ironis, atau bernuansa keagamaan yang sulit dipetakan langsung ke leksikon sentimen umum, sehingga batas antara sentimen netral dan sentimen positif/negatif menjadi kabur. Kesalahan klasifikasi yang dominan terjadi antara kelas Netral dengan kedua kelas lainnya (Gambar 3) mengonfirmasi bahwa tantangan utama model terletak pada disambiguasi makna implisit, bukan pada pengenalan sentimen yang eksplisit.

Perbandingan distribusi kelas antara label aktual dan hasil prediksi model menunjukkan bahwa jumlah prediksi pada masing-masing kelas sangat mendekati distribusi data aktual. Pada kelas Negatif, model memprediksi sebanyak 585 komentar dibandingkan dengan 590 komentar aktual. Pada kelas Netral, model memprediksi 631 komentar, sedangkan jumlah aktualnya 633 komentar. Sementara itu, pada kelas Positif, model memprediksi 601 komentar dibandingkan dengan 594 komentar aktual.

Perbandingan tersebut ditunjukkan pada Gambar 5 Perbandingan Aktual dan Prediksi. Kedekatan distribusi antara data aktual dan hasil prediksi menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan proporsi masing-masing kelas sentimen dengan baik tanpa mengalami bias prediksi yang signifikan terhadap salah satu kelas. Temuan ini juga sejalan dengan hasil classification report yang

menunjukkan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-Score* yang relatif seimbang pada ketiga kelas, dengan performa terbaik pada kelas Positif (*F1-Score* 0,89) dan Negatif (*F1-Score* 0,88), serta performa yang masih cukup baik pada kelas Netral (*F1-Score* 0,81).



Gambar 5. Perbandingan Aktual dan Prediksi

3.3 Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan dalam interpretasi hasil. Pertama, evaluasi performa model LSTM belum disertai model pembanding seperti *Support Vector Machine*, *Naïve Bayes*, atau model *transformer pretrained* berbahasa Indonesia seperti IndoBERT, sehingga klaim keunggulan performa LSTM bersifat terbatas pada arsitektur yang diuji dan belum dapat digeneralisasi sebagai yang terbaik secara mutlak untuk domain ini. Kedua, evaluasi model juga belum menggunakan skema *K-Fold Cross Validation*, melainkan hanya *split hold-out* tunggal (80:20), sehingga estimasi performa model berpotensi dipengaruhi oleh variasi pembagian data. Kedua aspek ini menjadi arah penelitian selanjutnya yang penting untuk memperkuat validitas temuan pada penelitian ini.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan model *Long Short-Term Memory (LSTM)* untuk analisis sentimen komentar YouTube mengenai program deradikalisasi terorisme di Desa Tenggulun. Dataset yang digunakan terdiri dari 9.084 komentar valid pascapraproses dengan distribusi yang seimbang sebesar 33.3%

Penelitian ini memberikan kontribusi berupa kerangka analisis sentimen berbasis LSTM yang diterapkan secara khusus pada domain deradikalisasi terorisme di tingkat desa, serta menunjukkan bahwa pendekatan pelabelan otomatis berbasis leksikon InSet dapat digunakan sebagai alternatif yang efisien pada domain yang minim data berlabel manual. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, yaitu belum melibatkan model pembanding maupun skema validasi *K-Fold*, serta representasi kata yang digunakan berupa embedding yang dilatih langsung dari data penelitian tanpa memanfaatkan *pretrained* embedding berskala besar. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi perbandingan dengan model *machine*

learning konvensional maupun model transformer pretrained seperti IndoBERT untuk memperkuat validitas dan generalisasi temuan.

PUSTAKA

- Aribowo, A. S., Basiron, H., Yusof, N. F. A., & Khomsah, S. (2021). Cross-domain sentiment analysis model on Indonesian YouTube comment. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, 7(1), 12–25.
<https://doi.org/10.26555/ijain.v7i1.554>
- Asri, Y., Kuswardani, D., Suliyanti, W. N., Manullang, Y. O., & Ansyari, A. R. (2025). Sentiment analysis based on Indonesian language lexicon and IndoBERT on user reviews PLN mobile application. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 38(1), 677–688.
<https://doi.org/10.11591/ijeecs.v38.i1.pp677-688>
- Asshiddiq, M. H., & Witanti, A. (2025). Analisis Sentimen tentang Penundaan Pengangkatan CPNS 2025 pada Platform X Menggunakan Metode IndoBERT. *Jurnal teknika*, 17(2), 97–108.
<https://doi.org/10.30736/jt.v17i2.1448>
- Darmanto, D., Pradasari, N. I., & Wahyudi, E. (2024). Sistem Deteksi Plagiarisme Tugas Akhir Mahasiswa Berbasis Natural Language Processing Menggunakan Algoritma Jaro-Winkler dan TF-IDF. *Smart Comp :Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, 13(1), 201–211.
<https://doi.org/10.30591/smartcomp.v13i1.6375>
- Duong, H.-T., & Nguyen-Thi, T.-A. (2021). A review: Preprocessing techniques and data augmentation for sentiment analysis. *Computer Social Networks*, 8(1), 1–16.
<https://doi.org/10.1186/s40649-020-00080-x>
- Erkan, A., & Güngör, T. (2024). Sentiment analysis using averaged weighted word vector features. *PLOS ONE*, 19(4), e0299264.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0299264>
- Fauziansyah, I. (2020). *Implementasi Kebijakan Reintegrasi Sosial dalam Program Deradikalisasi Terorisme oleh Badan Nasional Penanggulangan Terorisme* [Skripsi]. UIN Sunan Gunung Djati Bandung.
- Joseph, J., Vineetha, S., & Sobhana, N. V. (2022). A survey on deep learning-based sentiment analysis. *Materials Today: Proceedings*, 58, 456–460.
<https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.02.483>
- Kemp, S. (2024). *Digital 2024: Indonesia*. <https://datareportal.com/reports/digital-2024-indonesia>
- Koto, F., & Rahmaningtyas, G. (2017, December 12). *InSet Lexicon: Evaluation of a Word List for Indonesian Sentiment Analysis in Microblogs*.
<https://doi.org/10.1109/IALP.2017.8300625>
- Kurniawan, R., Istiadi, I., & Iriananda, S. (2025). ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI LINKEDIN BERBASIS LEXICON DAN LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM). *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9, 2315–2324.
<https://doi.org/10.36040/jati.v9i2.13042>
- Kusumaningrum, R., Nisa, I. Z., Jayanto, R., Nawangsari, R. P., & Wibowo, A. (2023). Deep learning-based application for multilevel sentiment analysis of Indonesian hotel reviews. *Heliyon*, 9(6), e17147.
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e17147>
- Lestari, V. B., & Utami, E. (2024). Combining Bi-LSTM and Word2Vec Embedding for Sentiment Analysis Models of Application User Reviews. *Indonesian Journal of Computer Science*, 13(2).
<https://doi.org/10.33022/ijcs>
- Lin, J.-W., Thanh, T. D., & Chang, R.-G. (2022). Multi-channel word embeddings for sentiment analysis. *Soft Computing*, 26(22), 12703–12715.
<https://doi.org/10.1007/s00500-022-07267-6>
- Meliyana R, S. M., Sudarmin, & Sabrina Effendy, Y. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Game Simulator Indonesia di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research*, 7(2), 169–178.
<https://doi.org/10.35580/variensiunm336>
- Oktavianus, J., & Davidson, B. (2023). Countering terrorism on social media: An analysis of online anti-terrorism movement in Indonesia. *Media and Communication*, 11(2).
<https://doi.org/10.17645/mac.v11i2.6438>
- Priyanto, A., & Ma'arif, M. R. (2018). Implementasi Web Scrapping dan Text Mining untuk Akuisisi dan Kategorisasi Informasi dari Internet (Studi Kasus: Tutorial Hidroponik). *Indonesian Journal of Information Systems*, 1(1), 25–33.
<https://doi.org/10.24002/ijis.v1i1.1664>
- Redjeki, S., & Widyarto, S. (2022). Comparison of Seven Machine Learning Algorithms in the Classification of Public Opinion. *Tech-E*,

- 5(2), 143–149.
<https://doi.org/10.31253/te.v5i1.1046>
- Rifaldi, D., Fadlil, A., & Herman. (2023). Teknik Preprocessing Pada Text Mining Menggunakan Data Tweet “Mental Health.” *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 3, 161–171.
<https://doi.org/10.51454/decode.v3i2.131>
- Saha, B. N., & Senapati, A. (2020). Long Short-Term Memory (LSTM) Based Deep Learning for Sentiment Analysis of English and Spanish Data. *2020 International Conference on Computational Performance Evaluation (ComPE)*, 442–446.
<https://doi.org/10.1109/ComPE49325.2020.9200054>
- Savigny, J., & Purwarianti, A. (2017). Emotion classification on YouTube comments using word embedding. *Proceedings of the International Conference on Advanced Informatics: Concepts, Theory and Applications (ICAICTA)*, 1–5.
<https://doi.org/10.1109/ICAICTA.2017.8090986>
- Setiawan, E. I., & Lestari, I. (2021). Stance Classification Pada Berita Berbahasa Indonesia Berbasis Bidirectional LSTM. *INSYST: Journal of Intelligent System and Computation*, 3(1), 41–48.
<https://doi.org/10.52985/insyst.v3i1.148>
- Soniya, S. A., & Yani, M. T. (2022). Strategi Yayasan Lingkar Perdamaian dalam Upaya Deradikalisasi di Desa Tenggulun Kabupaten Lamongan. *Jurnal Sosial Humaniora*, 14(1), 1–20.
- Tantimin, Situmeang, A., & Agustin, C. I. (2023). Peran Badan Nasional Penanggulangan Terorisme (BNPT) dalam Menanggulangi Radikalisme dan Terorisme di Indonesia. *Fundamental: Jurnal Ilmiah Hukum*, 12(2), 354–383.
<https://doi.org/10.34304/fundamental.v12i2.188>
- Wankhade, M., Rao, A. C. S., & Kulkarni, C. (2022). A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 55(7), 5731–5780.
<https://doi.org/10.1007/s10462-022-10144-1>

HALAMAN INI SENGAJA DIKOSONGKAN