

# Sentiment Analysis of Public Comments on X Social Media Related to Israeli Product Boycotts Using The Long Short-Term Memory (LSTM) Method

Pitra Rahmadani Panggabean <sup>1\*</sup>, Asrianda <sup>2\*\*\*</sup>, Hafizh Al-Kausar Aidilof <sup>3\*</sup>

\* Teknik Informatika, Universitas Malikussaleh, Aceh, Indonesia

[pitra.200170004@mhs.unimal.ac.id](mailto:pitra.200170004@mhs.unimal.ac.id)<sup>1</sup>, [asrianda@unimal.ac.id](mailto:asrianda@unimal.ac.id)<sup>2</sup>, [hafizh@unimal.ac.id](mailto:hafizh@unimal.ac.id)<sup>3</sup>

## Article Info

### Article history:

Received 2025-04-20

Revised 2025-05-06

Accepted 2025-05-07

### Keyword:

*Sentiment Analysis, Boycott, Long Short-Term Memory (LSTM), Social Media, Public Opinion, X API, TF-IDF, Israeli-Palestinian Conflict, Text Classification, Public Policy.*

## ABSTRACT

The boycott of Israeli products is a widely discussed issue on social media, particularly on X. This study aims to analyze public sentiment regarding the boycott using the Long Short-Term Memory (LSTM) method. Data was collected via the X API, resulting in 800 comments after cleaning and removing duplicates from initially 980 crawled datasets. LSTM was chosen for this analysis due to its superior ability to process sequential data like text and effectively capture long-term dependencies in natural language, which is crucial for accurate sentiment classification. Data was processed through preprocessing steps, sentiment labeling, and Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) weighting before being fed into the LSTM model. Sentiment was classified into three categories: positive, negative, and neutral. Model evaluation was conducted using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results show that the LSTM model achieved an accuracy of 80.62%, with negative sentiment dominating, followed by neutral and positive. This study demonstrates that the LSTM method effectively classifies public sentiment and can be applied to inform public policy decisions, map public opinion trends, and monitor responses to foreign policy issues related to the Israeli-Palestinian conflict.



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

## I. PENDAHULUAN

Konflik adalah situasi di mana terjadi perbedaan kepentingan, tujuan, atau pandangan antara dua pihak atau lebih. Konflik dapat muncul dalam berbagai konteks dan sering melibatkan ketegangan atau konfrontasi, sehingga memerlukan penyelesaian untuk mencegah dampak negatif. Konflik yang terjadi diantara Palestina-Israel telah berlangsung kurang lebih 79 tahun [1]. Konflik ini telah menjadi perbincangan utama di dunia internasional selama beberapa dekade dan memiliki dampak yang signifikan terhadap berbagai aspek kehidupan masyarakat global, termasuk dalam hal keputusan konsumsi dan boikot produk.

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi yang pesat telah mempengaruhi berbagai aspek kehidupan, termasuk dalam hal penyampaian opini publik [2]. Media sosial kini menjadi salah satu platform utama di mana masyarakat menyuarakan pandangan dan perasaannya terhadap berbagai isu, termasuk isu politik dan sosial. Salah

satu isu yang sering menjadi sorotan adalah boikot terhadap produk-produk Israel. Opini publik mengenai isu ini sangat beragam dan tersebar luas di berbagai platform media sosial.

X (sebelumnya Twitter) sebagai salah satu platform media sosial paling populer di dunia, memungkinkan pengguna untuk berbagi pemikiran, informasi, dan konten dalam bentuk pesan singkat yang dikenal sebagai tweet. Sebagai hasil dari berbagai fitur yang ditawarkan oleh platform media sosial ini, memungkinkan pengguna untuk menyebarkan berita terbaru secara real-time, berinteraksi dengan pengguna lain melalui balasan dan tanda suka, dan mengikuti akun publik, selebritas, atau organisasi yang menarik bagi pengguna. Dengan fitur ini, pengguna dapat mengikuti topik, berita, fenomena, peristiwa, dan percakapan yang mereka minati atau yang sedang dibicarakan [3].

Analisis sentimen adalah metode pengolahan data yang dapat mengekstrak serta menganalisis pandangan, opini, atau perasaan dari tulisan atau data untuk menentukan apakah pandangan tersebut positif, negatif, atau netral terhadap suatu

masalah atau subjek tertentu [4]. Analisis teks pada media sosial mencakup ekstraksi dan analisis wawasan bisnis dari elemen teks konten media sosial seperti postingan, komentar, cuitan, atau pembaruan status. Ini dapat dicapai melalui analisis teks atau pendekatan text mining (penambangan teks). Pendekatan ini memungkinkan pemahaman tentang sentimen atau opini yang sedang populer di bidang tertentu [5].

Penelitian terkait analisis sentimen di media sosial telah berkembang pesat dalam beberapa tahun terakhir. Banyak penelitian telah dilakukan untuk menganalisis sentimen publik tentang berbagai topik, termasuk isu-isu politik, sosial, dan ekonomi. Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus membahas sentimen publik Indonesia terhadap boikot produk Israel di media sosial X masih relatif terbatas. Ini menunjukkan adanya gap research yang perlu diisi, terutama mengingat meningkatnya aktivisme digital dan pengaruh media sosial dalam membentuk opini publik terkait isu-isu geopolitik.

Beberapa penelitian terdahulu yang relevan dengan analisis sentimen pada isu boikot produk Israel di media sosial termasuk penelitian yang dilakukan [6] menggunakan metode Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen publik dalam teks. Data yang digunakan pada penelitian ini didapatkan dari Twitter tentang Boikot Produk Israel dengan jumlah 303 data. Hasil analisis sentimen menggunakan metode Naïve Bayes ini menemukan bahwa sebagian besar masyarakat yang berbicara di Twitter cenderung mendukung boikot produk Israel. Klasifikasi Naïve Bayes memiliki tingkat akurasi 95%, yang menunjukkan tingkat keberhasilan yang tinggi dalam mengidentifikasi sentimen dari tweet-tweet yang dianalisis.

Penelitian lain yang membahas tentang analisis sentimen publik pada isu sosial adalah penelitian yang dilakukan [7] menggunakan 1364 data Twitter masyarakat Indonesia yang dicrawling secara mandiri. Kinerja dengan menggunakan metode LSTM ini menghasilkan 81% accuracy, 80% precision, 80% recall, dan 81% f-measure. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode LSTM ini menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan 2 metode lainnya yaitu Naïve Bayes dan Recurrent Neural Network (RNN) dengan selisih sebesar +8%, dengan perincian 74% accuracy, 72% precision, 74% recall, dan 69% f-measure untuk metode Naïve Bayes dan 71% accuracy, 71% precision, 72% recall, dan 72% f-measure untuk metode RNN.

Penelitian lain [8] mendemonstrasikan keunggulan model deep learning dalam menganalisis teks pendek dan informal yang umumnya ditemukan di media sosial. Penelitian ini menekankan kemampuan model berbasis neural network untuk menangkap konteks dan nuansa dalam bahasa gaul dan ekspresi informal, yang sangat relevan untuk analisis sentimen pada platform seperti Twitter.

Meskipun terdapat beberapa penelitian yang mengkaji analisis sentimen pada media sosial, belum banyak penelitian yang secara spesifik mengklasifikasikan sentimen publik Indonesia terhadap boikot produk Israel di media sosial X dengan menggunakan metode LSTM, terutama dalam

konteks konflik yang sedang berlangsung. Gap ini menjadi penting untuk diisi mengingat karakteristik unik dari ekspresi sentimen dalam Bahasa Indonesia pada isu-isu sensitif geopolitik, yang mungkin berbeda dari ekspresi sentimen pada topik-topik umum atau dalam bahasa lain.

Analisis sentimen pada isu sensitif dan multikultural seperti konflik Israel-Palestina menghadapi beberapa tantangan khusus. Pertama, sentimen yang diekspresikan seringkali kompleks dan ambigu, melibatkan konteks sosial, budaya, dan politik yang mendalam. Kedua, penggunaan bahasa pada media sosial sering kali informal, mengandung sarkasme, humor, dan referensi budaya lokal yang sulit dideteksi oleh model analisis sentimen konvensional. Ketiga, polarisasi pendapat yang ekstrem pada isu-isu sensitif dapat menyulitkan klasifikasi sentimen yang akurat, terutama untuk kategori netral. Keempat, sentimen dapat berubah dengan cepat seiring perkembangan situasi, membuat analisis berbasis waktu menjadi penting namun menantang.

Deep Learning adalah cabang pembelajaran mesin (machine learning) yang berfokus pada penggunaan jaringan saraf tiruan (artificial neural networks) dengan banyaknya lapisan. Metode ini memungkinkan model untuk secara otomatis mengekstrak fitur dari data mentah tanpa perlu mengolahnya secara manual. Pengenalan gambar, pemrosesan bahasa alami (NLP), dan analisis sentimen adalah beberapa bidang di mana Deep Learning telah menunjukkan hasil yang luar biasa [8].

Algoritma Text Mining adalah algoritma yang digunakan untuk penggalian data. Ini dapat menyelesaikan masalah kebutuhan informasi dengan menggunakan metode machine learning, data mining, natural language processing, manajemen pengetahuan, dan pencarian informasi. Pra-proses dokumen sebelum proses text mining termasuk pengkategorian teks, ekstraksi informasi, dan ekstraksi kata. Memanfaatkan identifikasi dan eksplorasi bentuk yang menarik, metode ini dapat berguna untuk mengekstraksi data menjadi bentuk yang menarik [9].

Dalam teknologi informasi, istilah "crawling" mengacu pada proses pengumpulan data secara otomatis dari internet dengan menggunakan perangkat lunak khusus yang disebut web crawler atau spider [10].

Preprocessing merupakan proses yang dilakukan sebelum data diolah lebih lanjut atau dianalisis [11]. Proses ini sangat penting karena bertujuan untuk membersihkan dataset yang masih dalam keadaan tidak terstruktur. Proses ini melibatkan beberapa tahapan seperti pembersihan data, folding case, tokenization, stopwords, dan stemming. Tujuan dari proses ini adalah untuk menghasilkan dataset yang bersih, terstruktur, dan siap.

Pada Tahun 1997, Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber membuat Metode Long Short-Term Memory (LSTM) yang merupakan modifikasi dari Recurrent Neural Network (RNN) yang memiliki kelebihan, salah satunya adalah kemampuan untuk membaca, memperbarui, dan menyimpan data jangka panjang, dan juga memiliki kemampuan untuk menangani masalah vanishing gradient

dalam pelatihan, yang sering terjadi pada metode variasi Recurrent Neural Network (RNN) lainnya [12]. LSTM memanfaatkan blok memory-cell yang dilengkapi dengan input gate, forget gate, dan output gate sebagai pengganti lapisan RNN, sehingga mampu mengatasi masalah yang terjadi pada RNN. Dengan LSTM, informasi dapat disimpan dalam jangka waktu yang panjang karena mampu menyelesaikan masalah tersebut.

LSTM juga merupakan jenis jaringan saraf tiruan dalam deep learning yang efektif untuk menangkap dependensi jangka panjang dalam data berurutan, menjadikannya ideal untuk analisis sentimen pada teks kompleks seperti tweet [13]. Kemampuan ini sangat relevan untuk menganalisis sentimen pada isu-isu yang sensitif dan kontroversial seperti boikot produk Israel, di mana pemahaman konteks dan nuansa bahasa menjadi krusial [14].

TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) dapat membantu mengatasi keterbatasan LSTM (Long Short-Term Memory) dalam menilai pentingnya kata dalam suatu teks. Meskipun LSTM tidak secara eksplisit menghitung bobot kata, TF-IDF memberikan nilai lebih tinggi pada kata-kata yang dianggap signifikan. Oleh karena itu, integrasi TF-IDF dengan LSTM dapat meningkatkan pemahaman konteks dan makna kata dalam analisis teks secara lebih akurat [15].

Meskipun LSTM umumnya digunakan dengan word embedding yang mempertahankan urutan kata, pemilihan TF-IDF sebagai metode pembobotan dalam penelitian ini memiliki beberapa justifikasi metodologis. Pertama, TF-IDF membantu model mengidentifikasi kata-kata yang memiliki signifikansi tinggi dalam konteks boikot produk Israel dengan memberikan bobot lebih tinggi pada kata-kata unik yang relevan dengan sentimen dan bobot lebih rendah pada kata-kata umum. Kedua, dalam konteks analisis sentimen pada data berbahasa Indonesia dengan karakteristik singkat dan informal seperti tweet, TF-IDF dapat membantu mengatasi masalah sparsitas data dengan menekankan kata-kata kunci yang membawa beban sentimen.

Penelitian ini, yang menggunakan metode LSTM (Long Short-Term Memory), bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap kampanye boikot produk Israel pada media sosial X. Dengan mengambil kasus komentar Twitter, penelitian ini akan menemukan sentimen yang dominan dan menunjukkan bagaimana sentimen tersebut dapat mempengaruhi cara publik melihat produk yang diboykot. X dipilih sebagai sumber data karena popularitas dan fiturnya yang memungkinkan penyebaran informasi secara cepat dan luas. X yang sering kali singkat tetapi mengandung banyak informasi, menjadi tantangan tersendiri untuk menganalisis sentimen. Oleh karena itu, diharapkan bahwa hasil yang akurat dan mendalam akan dihasilkan melalui penggunaan metode LSTM.

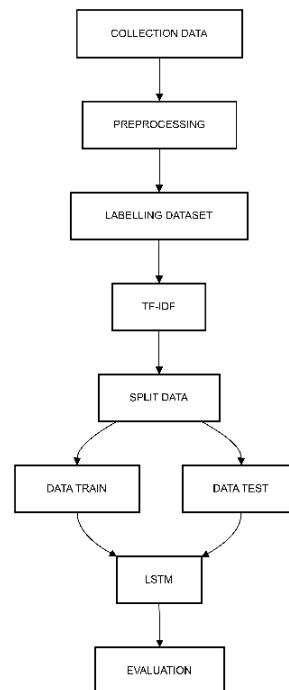
Meskipun penelitian pertama menggunakan Naïve Bayes dan menghasilkan akurasi yang tinggi, dan penelitian kedua menunjukkan bahwa LSTM memberikan hasil yang lebih baik dalam analisis sentimen, terutama pada data Twitter terkait COVID-19, penelitian ini bertujuan untuk

mengeksplorasi lebih jauh efektivitas LSTM dalam konteks analisis sentimen pada isu boikot produk Israel. Hal ini menunjukkan bahwa LSTM, sebagai metode pembelajaran mendalam, dapat menganalisis sentimen dengan lebih akurat, terutama pada data yang lebih kompleks dan sensitif secara politik.

Akibatnya, tujuan dari penelitian ini adalah untuk menggunakan metode LSTM untuk menganalisis sentimen komentar X yang terkait dengan boikot produk Israel. Diharapkan bahwa penggunaan LSTM akan menghasilkan hasil yang lebih akurat dan mendalam dalam memahami sentimen publik karena kemampuan LSTM untuk menangani variasi dan kompleksitas dalam teks. Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya akan melanjutkan upaya untuk memahami opini publik di media sosial, tetapi juga akan mengeksplorasi variasi dan kompleksitas dalam teks pada isu yang sensitif dan kontroversial.

## II. METODE

Metode penelitian merupakan suatu langkah sistematis yang digunakan untuk mengumpulkan, menganalisis, dan menginterpretasikan data guna menjawab pertanyaan atau menguji hipotesis dalam suatu penelitian. Metode ini menjadi panduan dalam pelaksanaan penelitian agar hasil yang diperoleh valid, reliabel, dan dipertanggungjawabkan secara ilmiah.



Gambar 1. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini, metode yang digunakan mengacu pada tahapan yang telah dirancang secara sistematis untuk memastikan penelitian berjalan dengan baik. Langkah-langkah dalam metode penelitian mencakup perumusan masalah, pengumpulan data, pemrosesan data, analisis hasil,

dan evaluasi model. Perumusan masalah bertujuan untuk menentukan fokus penelitian, sedangkan pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan dataset sentimen terkait boikot produk Israel dari media sosial.

Metode penelitian ini menjelaskan bagaimana penelitian ini dilakukan. Penelitian ini mengacu pada alur tahapan penelitian berikut ini:

#### A. Pengumpulan Dataset

Dataset dikumpulkan menggunakan metode *crawling* melalui API media sosial X (*Twitter*) dengan memanfaatkan bahasa pemrograman *Python*, *library tweet-harvest* versi 2.6.1, dan access token API. Proses pengumpulan data dilakukan dengan parameter pencarian "boikot produk produk israel" dalam rentang waktu dari 1 April 2022 hingga 1 April 2025, dengan filter bahasa Indonesia ("lang:id").

```
[ ] # Crawl Data
filename = 'boikot.csv'
search_keyword = 'boikot produk produk israel since:2022-04-01 until:2025-04-01 lang:id'
limit = 1000
Inpx -y tweet-harvest@2.6.1 -o "{filename}" -s {search_keyword} --tab "LATEST" -l {limit} --token {twitter_auth_token}
Your tweets saved to: /content/tweets-data/boikot.csv
Total tweets saved: 34
-- Scrolling... (1)
Your tweets saved to: /content/tweets-data/boikot.csv
Total tweets saved: 50
-- Scrolling... (1)
Your tweets saved to: /content/tweets-data/boikot.csv
```

Gambar 2. Proses Crawling Dataset

Pengambilan data dilakukan secara bertahap karena adanya keterbatasan API X, dengan jumlah maksimum tweet yang ditetapkan sebanyak 1000 untuk setiap sesi crawling. Proses ini menghasilkan total 980 dataset mentah yang tersimpan dalam file "boikot.csv" di direktori "/content/tweets-data/". Proses crawling data X dilakukan di Google Colab melalui beberapa tahapan. Dimulai dengan autentikasi menggunakan Twitter Auth Token (X) untuk mengakses API, dilanjutkan dengan instalasi library pandas dan Node.js beserta dependensinya. Data dikumpulkan menggunakan tweet-harvest dengan menentukan parameter seperti nama file, kata kunci, jumlah batas data, dan token autentikasi. Proses ini berjalan bertahap dengan jeda 10 detik, menghasilkan peningkatan jumlah tweet dari 639 hingga 768. Status pengambilan data ditampilkan secara real-time dengan indikator "Scrolling...". Setelah selesai, data diverifikasi dan dibaca menggunakan pandas untuk memastikan penyimpanannya dalam format CSV. Tahap akhir adalah menghitung jumlah komentar yang berhasil dikumpulkan menggunakan fungsi `len()` pada dataframe guna memastikan data mencukupi untuk analisis.

Setelah proses pengambilan data selesai, dilakukan pemeriksaan dan pembersihan data untuk menghilangkan data duplikat dan tidak relevan. Dari 980 dataset mentah yang berhasil dikumpulkan dengan proses yang diulang, tersisa 800 dataset yang valid dan siap digunakan untuk analisis sentimen setelah proses pembersihan.

Berikut ini merupakan beberapa contoh gambar dan tabel dataset hasil crawling dari media sosial X yang dikumpulkan menggunakan kata kunci "boikot produk Israel." Proses

crawling dilakukan secara otomatis untuk memperoleh komentar-komentar atau opini publik yang relevan dengan isu yang sedang menjadi sorotan masyarakat.

```
[ ] # Cek jumlah data yang didapatkan
num_tweets = len(df)
print(f"Jumlah tweet dalam dataframe adalah {num_tweets}.")
```

→ Jumlah tweet dalam dataframe adalah 768.

```
[ ] full_text
0 karena pengandaian serupa ini terkesan mencipt...
1 pertanyaan diatas kan mirip logika kontra-boik...
2 Ya rame tereak boikot ini adl org yg justru me...
3 Bandung Serukan Boikot Produk Dan Gerai Pro Is...
4 IG nih kadang lebih parah drpd medsos manapun ...
```

Gambar 3. Hasil Crawling Dataset

No	Komentar	TABEL I DATASET MENTAH	
		1	2
1.	Yg rame tereak boikot ini adl org yg justru melarang boikot produk Israel dan afiliasinya dgn dalih kasian banyak saudara kita di-PHK Standar triple ganda.		
2.	Boikot produk produk yahudi Zionis-Israel dan produk Amerika atas kejahatan genosida atas Palestina. #FreePalestine		
3.	Guys tau gak sih kalo kita beli produk mereka, duitnya dipake buat beli senjata?! Stop dukung perusahaan2 yg dukung pembantaian di palestina		
4.	Alhamdulillah skrg udh mulai banyak yg sadar, toko2 jd udh mulai stock produk2 alternatif		
5.	Tweetnya emang FAKTA Bayar ya ogah sekali gratis pada antri. Tapi teriak dan koar koar di sosmed boikot produk tersebut yang pro israel. Kocak...		
6.	Aku sih konsisten ikut boikot produk Israel.		
7.	Bagus dong solusinya.. mantap lah.. sepakat juga Berarti kl ada yg boikot (yg bener) produk yg jelas dukung israel didukung juga yaa..? Dan kita dorong pekerjaanya pindah ke tempat lain bertahap? Gitu kan logikanya?		
8.	mari bersama2 boikot produk zionis israel #BoikotIsrael		
9.	Biadab bgt ayo teman2 terus boikot produk israel		
10.	Keberhasilan boikot produk Israel. Lanjutkan... Biar tidak ada lagi dukungan ke Israel		
11.	rileks gais gua boikot produk israel ko itu yg makan jd bukan gua bjir yakali gua mokel siang2		

Setelah dilakukan crawling untuk dataset dapat di lihat hasilnya pada tabel 1 diatas dan diperoleh sebanyak 980 dataset. Pengambilan data menggunakan bahasa pemrograman python. Karena adanya keterbatasan pada aplikasi X yang membatasi jumlah data yang dapat diambil dalam sekali crawling, proses pengambilan data dilakukan

secara bertahap dan berulang hingga mendapatkan 980 data komentar. Dataset-dataset yang telah diperoleh kemudian digabungkan menjadi satu file CSV, yang nantinya akan digunakan untuk proses analisis sentimen menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM).

### B. Preprocessing

Tahapan *preprocessing* dataset bertujuan untuk membersihkan dan menstandarisasi teks sebelum dianalisis.

Proses *preprocessing* dataset pada penelitian ini mencakup beberapa langkah utama:

- 1) Case Folding: Mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil
- 2) Remove Numbers: Menghilangkan angka-angka dalam teks
- 3) Remove Punctuation: Menghapus tanda baca
- 4) Stopword Removal: Menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting dalam analisis sentimen

Berikut adalah tahapan dari *preprocessing* dataset yang ditampilkan pada Tabel II.

TABEL II  
TAHAPAN PREPROCESSING

Tahapan <i>Preprocessing</i>	Data <i>Preprocessing</i>
<i>Case Folding</i>	eh temen2, share dong list produk2 yg hrs diboikot.. takut kelewatian beli 🚫
<i>Remove Numbers</i>	eh temen, share dong list produk yg hrs diboikot.. takut kelewatian beli 🚫
<i>Remove Punctuation</i>	eh temen share dong list produk yg hrs diboikot takut kelewatian beli 🚫
<i>Stopword Removal</i>	eh temen share list produk hrs diboikot takut kelewatian beli

Pada Tabel II di atas Tahapan *Preprocessing*, proses yang digunakan meliputi Penyeragaman huruf, Penghapusan simbol serta singkatan, dan Pengurangan kata-kata pengulang.

### C. Labeling Dataset

Proses pelabelan dataset dalam penelitian ini dilakukan menggunakan dua pendekatan utama, pelabelan berbasis leksikon VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner) dengan bobot khusus untuk bahasa Indonesia dan pelabelan otomatis menggunakan model LSTM.

#### 1. Metode Pelabelan Leksikon VADER

Pelabelan sentimen menggunakan metode leksikon VADER dilakukan dengan membuat kamus khusus yang mencakup kata-kata Indonesia dengan bobot 46 sentimen yang disesuaikan. Metode ini menggunakan

SentimentIntensityAnalyzer dari library VADER dengan modifikasi kosakata.

Kamus leksikon dikembangkan dengan memberikan bobot sentimen pada kata-kata dalam bahasa Indonesia. Kata-kata dibagi ke dalam beberapa kategori berdasarkan intensitas sentimen pada tabel III.

TABEL III  
KAMUS DATA

Kategori	Bobot	Kata
Sangat Negatif	-2,5 hingga -2,0	genosida, pembantaihan, kekejaman, penindasan
Negatif	-2,0 hingga -1,0	munafik, kejam, zalim, pengkhianatan, diskriminasi
Netral/Sedikit Negatif	-1,0 hingga -0,5	boikot, buruk, sembrono, kecewa, tidak efektif
Sedikit Positif	0,5 hingga 1,0	dukungan, bagus, setuju, membantu, mendorong
Positif	1,0 hingga 2,0	efektif, mantap, bangga, berjuang, berkontribusi
Sangat Positif	2,0 hingga 2,5	solidaritas, perjuangan, keadilan, kebangkitan, transformatif

2. Algoritma Pelabelan Proses pelabelan dilakukan dengan fungsi `label_with_weight()` yang menggunakan skor komponen dari VADER:
  - a. Jika skor komponen  $\geq 0,10$ : Label "Positif"
  - b. Jika skor komponen  $\leq -0,10$ : Label "Negatif"
  - c. Jika berada di antara  $-0,10$  dan  $0,10$ : Label "Netral"

TABEL III  
LABELING DATASET

No.	Komentar	Kelas
1.	bajingan lu warga israel dukung genosida pro zionis boikot produk dukung isriwil soksok an netral	Negatif
2.	ngajak boikot serem ikutan meminum darah anak giliran bukti brand terfiliiasi israael pura budeg mui udah mengaramkan produk israel label halal dicabut haram	Negatif
3.	peran pemerintah kak dimana lapangan kerja karyawan kena imbas boikot produk mendukung israel	Netral
4.	konsisten boikot produkproduk affiliasi israel pengantinya	Netral
5.	alhamdulillah skrg udh sadar toko jd udh stock produk alternatif	Positif
6.	eh temen share list produk hrs diboikot takut kelewatian beli	Positif

Pelabelan komentar berdasarkan bobot sentimen kata-kata yang terkandung di dalamnya. Komentar berlabel negatif mengandung kata-kata bernada keras seperti "bajingan" dan "genosida", yang mendominasi makna keseluruhan.

Komentar positif ditandai dengan kata bernuansa optimis seperti "alhamdulillah" dan "sadar", menunjukkan sikap konstruktif. Sementara itu, komentar netral memiliki keseimbangan makna, seperti dalam contoh yang mengandung kata "boikot" namun tetap objektif dengan kata "konsisten", sehingga tidak condong ke arah positif maupun negatif.

#### D. Pembobotan TF-IDF

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah metode pembobotan kata yang digunakan dalam pemrosesan teks untuk mengukur seberapa penting suatu kata dalam sebuah dokumen relatif terhadap seluruh koleksi dokumen. TF-IDF terdiri dari dua komponen utama:

- 1) *Term Frequency* (TF): Menghitung seberapa sering suatu kata muncul dalam dokumen tertentu.
- 2) *Inverse Document Frequency* (IDF): Mengukur seberapa unik kata tersebut dalam kumpulan dokumen.

Bobot TF-IDF diperoleh dengan mengalikan nilai TF dan IDF. Dalam penelitian ini, TF-IDF digunakan untuk mengubah teks komentar dari media sosial X menjadi bentuk numerik sebelum dianalisis menggunakan model LSTM. Sebagai contoh, jika terdapat tiga dokumen dan kata "boikot" muncul di dua dokumen, maka perhitungan IDF-nya adalah:

TABEL IV  
TF-IDF

Kata	D1	D2	D3	IDF	TF-IDF
boikot	3	2	0	0.58	1.74
produk	1	3	2	0.30	0.90

Dari tabel tersebut, terlihat bahwa kata yang sering muncul di semua dokumen memiliki bobot lebih kecil dibanding kata yang jarang muncul.

Dalam penelitian ini, TF-IDF digunakan untuk mengekstrak fitur-fitur penting dari komentar media sosial sebelum diproses oleh LSTM. Penggunaan TF-IDF membantu mengatasi tantangan dalam pemrosesan teks berbahasa Indonesia yang sering mengandung variasi informal, singkatan, dan slang yang umum ditemukan di media sosial. TF-IDF memungkinkan model untuk fokus pada kata-kata kunci yang membawa beban sentimen signifikan, sementara LSTM mampu mempelajari pola urutan dan konteks dari fitur-fitur tersebut. Kombinasi ini meningkatkan kemampuan klasifikasi model, terutama pada dataset yang relatif kecil dan domain-spesifik seperti komentar terkait boikot produk Israel.

Meskipun embedding layer sering digunakan dengan LSTM, TF-IDF dipilih karena beberapa pertimbangan. Pertama, TF-IDF memberikan representasi yang jelas tentang kepentingan relatif kata-kata dalam konteks tertentu, yang sangat relevan untuk analisis sentimen pada topik spesifik. Kedua, pada dataset yang terbatas (800 komentar), TF-IDF dapat mengatasi masalah overfitting yang mungkin terjadi jika menggunakan embedding yang dilatih dari awal. Ketiga, TF-IDF membantu mengurangi dimensi input dengan

memfokuskan pada fitur-fitur diskriminatif, sehingga meningkatkan efisiensi pelatihan model LSTM.

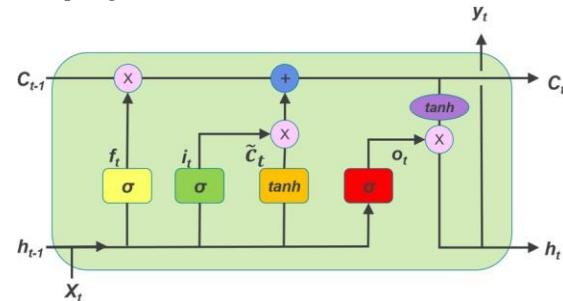
#### E. Split Data

Dataset dibagi dengan proporsi 80:20, yaitu 80% (640 data) untuk pelatihan dan 20% (160 data) untuk pengujian. Pembagian dilakukan secara stratified random sampling untuk memastikan distribusi kelas yang seimbang pada kedua subset data, dengan penjelasan sebagai berikut:

- 1) *Data Train* (Data Pelatihan) Sebanyak 80% dari total dataset, yaitu 640 data, digunakan untuk melatih model LSTM. Data ini digunakan agar model dapat mempelajari pola dalam teks dan memahami karakteristik sentimen positif maupun negatif.
- 2) *Data Test* (Data Pengujian) Sebanyak 20% dari total dataset, yaitu 160 data, digunakan untuk menguji performa model setelah proses pelatihan selesai. Data ini bertujuan untuk mengevaluasi akurasi model dalam mengklasifikasikan sentimen pada teks baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

#### F. LSTM

Model yang digunakan yaitu LSTM jenis dari metode RNN dan modifikasi RNN, LSTM memanfaatkan memori jangka panjang dan jangka pendek sehingga memiliki efek skip connection yang dapat menangani vanishing gradient. LSTM memiliki 4 layers: *Forget gate*, *Input gate*, *Cell state* dan *Output gate*.



Gambar 4. Arsitektur LSTM

Gambar di atas menunjukkan arsitektur Long Short-Term Memory (LSTM), yang terdiri dari beberapa komponen utama untuk mengatur aliran informasi dalam jaringan.

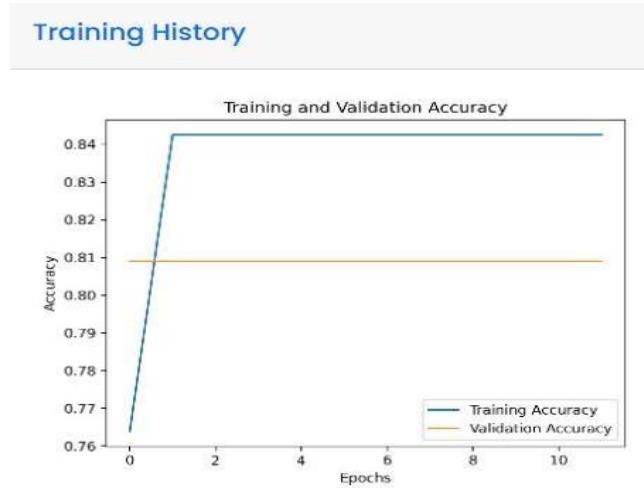
- 1) *Forget Gate* (Gerbang Lupa) – Ditandai dengan warna kuning dan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid ( $\sigma$ ). Gerbang ini menentukan apakah informasi sebelumnya ( $C_{t-1}$ ) akan disimpan atau dihapus dari memori.
- 2) *Input Gate* (Gerbang Masukan) – Berwarna hijau dan terdiri dari dua bagian:
  - Fungsi sigmoid ( $\sigma$ ) menentukan seberapa banyak informasi baru yang akan ditambahkan ke cell state.
  - Fungsi tanh (berwarna oranye) menghasilkan kandidat informasi baru ( $C_t$ ) untuk ditambahkan ke cell state.

- 3) Cell State ( $C_t$ ) – Representasi utama dari memori jangka panjang, diperbarui dengan kombinasi forget gate dan input gate.
- 4) Output Gate (Gerbang Keluaran) – Berwarna merah dan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid ( $\sigma$ ) untuk menentukan seberapa banyak informasi yang akan diteruskan sebagai output.
- 5) Hidden State ( $h_t$ ) – Hasil akhir dari perhitungan, diperoleh dengan mengalikan output gate dengan cell state yang telah diaktifkan menggunakan fungsi tanh (berwarna ungu).

LSTM menggunakan mekanisme ini untuk menyimpan dan memperbarui informasi secara efisien, sehingga dapat menangani ketergantungan jangka panjang dalam data sekuensial seperti analisis sentimen.

#### G. Evaluasi

Evaluasi kinerja model menggunakan confusion matrix. Matriks ini menampilkan empat komponen utama: True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Metrik evaluasi, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, dapat dihitung dari matriks ini. Interpretasi hasil evaluasi model akan didasarkan pada nilai yang dihasilkan oleh confusion matrix. Akurasi model akan menunjukkan kemampuannya untuk memprediksi sentimen dengan benar. Selain itu, presisi, recall, dan F1-score akan memberikan wawasan lebih lanjut tentang kinerja model untuk setiap kategori sentimen.



Gambar 5. Training History

Gambar 5 menyajikan distribusi sentimen pengguna dari pemodelan sentimen terhadap opini publik di media sosial X terkait boikot produk Israel menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM). Proses pelatihan menggunakan 640 sampel, sementara pengujian dilakukan pada 160 sampel untuk mengevaluasi kinerja model. Hasilnya menunjukkan tingkat akurasi sebesar 80.62%.

Model: "sequential"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(64, 50, 128)	640,000
bidirectional (Bidirectional)	(64, 50, 256)	263,168
bidirectional_1 (Bidirectional)	(64, 128)	164,352
dense (Dense)	(64, 64)	8,256
dropout (Dropout)	(64, 64)	0
dense_1 (Dense)	(64, 3)	195

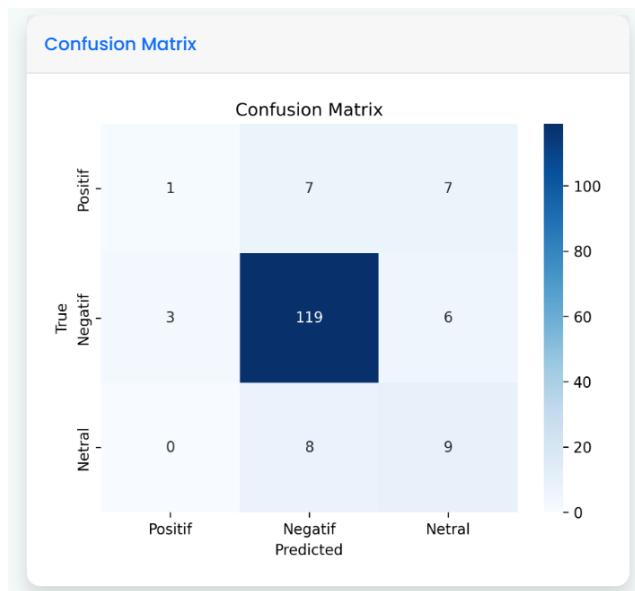
Total params: 1,075,973 (4.10 MB)  
 Trainable params: 1,075,971 (4.10 MB)  
 Non-trainable params: 0 (0.00 B)  
 Optimizer params: 2 (12.00 B)

Gambar 6. Model Architecture

Sebelum melakukan pemodelan, dataset dipartisi menjadi dua subset: data pelatihan dan data pengujian. Proses pelatihan dilakukan pada data pelatihan yang terdiri dari 640 sampel untuk memungkinkan model memahami pola dan konteks sentimen yang diekspresikan dalam opini pengguna di media sosial. Setelah menyelesaikan pelatihan, model dievaluasi pada dataset yang berbeda yang terdiri dari 160 sampel untuk menilai kemampuannya secara keseluruhan dalam memprediksi sentimen.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, penulis bertujuan untuk menguji penerapan metode Long Short-Term Memory (LSTM) dalam mengklasifikasikan sentimen dari komentar opini publik yang berkaitan dengan topik boikot terhadap produk Israel.



Gambar 7. Confusion Matrix

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, diperoleh confusion matrix sebagai berikut.

TABEL V  
HASIL CONFUSION MATRIX

Aktual/Prediksi	Positif	Negatif	Netral
Positif	1	7	7
Negatif	3	119	6
Netral	0	8	9

Dari tabel *confusion matrix* diatas, dapat diidentifikasi bahwa:

- True Positive untuk kelas Positif: 1 data
- True Positive untuk kelas Netral: 9 data
- True Positive untuk kelas Negatif: 119 data
- Jumlah data yang salah diklasifikasikan: 31 data

Dari confusion matrix tersebut, dapat dihitung metrik evaluasi detail untuk setiap kelas sentimen, seperti ditunjukkan pada gambar 8 dan tabel VI.

Overall Accuracy 80.62%

Classification Report				
	precision	recall	f1-score	support
Positif	0.2500	0.0667	0.1053	15
Negatif	0.8881	0.9297	0.9084	128
Netral	0.4091	0.5294	0.4615	17
accuracy			0.8063	160
macro avg	0.5157	0.5086	0.4917	160
weighted avg	0.7774	0.8063	0.7856	160

Gambar 8. Hasil *performance Metrics*

TABEL VI  
METRIK EVALUASI PER KELAS SENTIMEN

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Positif	0.2500	0.0667	0.1053	15
Negatif	0.8881	0.9297	0.9044	128
Netral	0.4091	0.5294	0.4615	17

Dari Performance Metrics menunjukkan evaluasi performa model LSTM dalam melakukan klasifikasi sentimen.

- 1) Overall Accuracy (80.62%), Akurasi keseluruhan model mencapai 80.62%, yang berarti model dapat mengklasifikasikan data dengan benar sebesar 80.62% dari total data uji.
- 2) Classification Report Tabel ini menampilkan metrik evaluasi untuk setiap kelas sentimen, termasuk Precision, Recall, F1-score, dan Support.

- Positif:

Precision: 0.2500 (akurasi prediksi positif dari total yang diprediksi positif). Recall: 0.0667 (kemampuan model menemukan semua data positif). F1-score: 0.1053 (rata-rata harmonis antara precision dan recall). Support: 15 (jumlah sampel kelas positif).

- Negatif:

Precision: 0.8811 (prediksi negatif yang benar dibandingkan total prediksi negatif). Recall: 0.9297 (kemampuan model mendeteksi semua data negatif).

F1-score: 0.9044 (keseluruhan keseimbangan precision dan recall). Support: 128 (jumlah sampel kelas negatif).

- Netral:

Precision: 0.4091, Recall: 0.5294, F1-score: 0.4615. Model cukup baik dalam mengklasifikasikan kelas netral tetapi masih memiliki ruang untuk perbaikan.

### 3) Rata-Rata Performa Model

- Macro Average: Rata-rata precision, recall, dan F1-score dari semua kelas tanpa mempertimbangkan jumlah sampel.

- Weighted Average: Rata-rata precision, recall, dan F1-score yang mempertimbangkan jumlah sampel di tiap kelas, lebih mencerminkan performa keseluruhan model.

## IV. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM dapat secara akurat mengidentifikasi dan memahami konteks sentimen dalam opini publik terkait boikot produk Israel. Dengan tingkat akurasi sebesar 80,62%, model ini menunjukkan kemampuan dalam menangani variasi ekspresi bahasa dalam dataset. Namun, hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model lebih dominan dalam mengidentifikasi sentimen negatif dibandingkan dengan sentimen positif dan netral, yang masih sering salah klasifikasi. Hal ini menunjukkan perlunya peningkatan model, seperti penyeimbangan data dan tuning parameter, agar lebih akurat dalam membedakan berbagai kategori sentimen. Meskipun demikian, model LSTM tetap menjadi pendekatan yang efektif dalam analisis sentimen di media sosial, yang dapat digunakan untuk memahami persepsi publik secara lebih mendalam. Penelitian ini dapat dimanfaatkan untuk memetakan tren opini publik, memantau respons masyarakat terhadap kebijakan luar negeri terkait konflik Israel-Palestina, dan memberikan insight bagi pembuat kebijakan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menerapkan teknik penyeimbangan data, mengoptimalkan parameter LSTM, serta mengintegrasikan metode lain seperti transfer learning dengan pre-trained model bahasa Indonesia untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, terutama pada sentimen positif dan netral.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aswir F Badjodah, Mahmud Husen, dan Saiful Ahmad, "Dinamika Konflik Dan Upaya Konsensus Palestina-Israel (Studi Kasus Perjanjian Perdamaian Oslo (Oslo Agreement ) Tahun 1993)," *J. Cakrawala Ilm.*, vol. 1, no. 3, hal. 409-420, 2021, doi: 10.53625/ajournal.cakrawala.indonesia.v1i3.619.
- [2] R. R. Armayani, L. C. Tambunan, R. M. Siregar, N. R. Lubis, dan

- A. Azahra, "Analisis Peran Media Sosial Instagram Dalam Meningkatkan Penjualan Online," *J. Pendidik. Tembusai Fak. Ilmu Pendidik. Univ. Pahlawan*, vol. 5, no. 3, hal. 8920-8928, 2021, [Daring]. Tersedia pada: <https://jptam.org/index.php/jptam/article/view/2400>
- [3] Ade Dwi Dayani, Yuhandri, dan G. Widi Nurcahyo, "Analisis Sentimen Terhadap Opini Publik pada Sosial Media Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine," *J. KomtekInfo*, vol. 11, hal. 1–10, 2024, doi: 10.35134/komtekinfo.v11i1.439.
- [4] A. Kaharudin, A. A. Supriyadi, dan ..., "Analisis Sentimen pada Media Sosial dengan Teknik Kecerdasan Buatan Naïve Bayes: Kajian Literatur Review," *OKTAL J. Ilmu* ..., vol. 2, no. 6, hal. 1642–1649, 2023, [Daring]. Tersedia pada: [https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal/article/do wnload/2944/1371](https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal/article/view/2944)
- [5] I. Budi, *Analisis Media Sosial Sebagai Upaya Dini Deteksi Potensi Konflik Masyarakat di Dunia Maya*. 2023. [Daring]. Tersedia pada: <https://dgb.ui.ac.id/wp-content/uploads/123/2023/12/buku-pidato-Prof.-Indra-Budi.pdf>
- [6] Ade Tiara Susilawati, Nur Anjeni Lestari, and Puput Alpria Nina, "Analisis Sentimen Publik Pada Twitter Terhadap Boikot Produk Israel Menggunakan Metode Naïve Bayes", *NianTanaSikka*, vol. 2, no. 1, pp. 26–35, Dec. 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.59603/niantanasikka.v2i1.240>
- [7] A. R. Isnain, H. Sulistiani, B. M. Hurohman, A. Nurkholis, dan S. Styawati, "Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 8, no. 2, hal. 299, 2022, doi: 10.26418/jp.v8i2.54704.
- [8] S. F. C. Haviana dan B. S. W. Poetro, "Deep Learning Model for Sentiment Analysis on Short Informal Texts," *Indones. J. Electr. Eng. Informatics*, vol. 10, no. 1, hal. 82–89, 2022, doi: 10.52549/ijeei.v10i1.3181.
- [9] T. Ridwansyah, "Implementasi Text Mining Terhadap Analisis Sentimen Masyarakat Dunia Di Twitter Terhadap Kota Medan Menggunakan K-Fold Cross Validation Dan Naïve Bayes Classifier," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 2, no. 5, hal. 178–185, 2022, doi: 10.30865/kliek.v2i5.362.
- [10] Y. Akbar dan T. Sugiharto, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter di Indonesia Terhadap ChatGPT Menggunakan Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes" *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, hal. 115–122, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.55338/saintek.v4i1.1368>
- [11] M. T. Mixue, "Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi Perbandingan Implementasi Metode Smote Pada Algoritma Support Vector Machine ( SVM ) Dalam Analisis Sentimen Opini Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi," vol. 4, no. 3, hal. 849–855, 2023.
- [12] M. Z. Rahman, Y. A. Sari, dan N. Yudistira, "Analisis Sentimen Tweet COVID-19 menggunakan Word Embedding dan Metode Long Short-Term Memory (LSTM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 11, hal. 5120–5127, 2021, [Daring]. Tersedia pada: <http://j-ptik.ub.ac.id>
- [13] D. R. Alghifari, M. Edi, dan L. Firmansyah, "Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia," *J. Manaj. Inform.*, vol. 12, no. 2, hal. 89–99, 2022, doi: 10.34010/jamika.v12i2.7764.
- [14] N. Adina, *Sentimen Analisis Multi-Label Pada Ujaran Kebencian Dan Umpatan Di Twitter Indonesia Menggunakan Pendekatan Deep Learning*. 2020.
- [15] A. Tholib dan Z. Arifin, "Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Shopee di Google Play Store Menggunakan Metode TF-IDF dan Long Short-Term Memory ( LSTM )," vol. 6, no. 2, hal. 371–381, 2024, doi: 10.33650/jecom.v4i2.