

# Evaluasi Komparatif Analisis Sentimen Komentar Media Sosial Menggunakan Multinomial *Naïve Bayes*, Bidirectional-LSTM, dan *Transfer Learning*

Niko Purnomo<sup>1)</sup>, Rendra Trihardo<sup>2)</sup>, Joy Lawa Rizky<sup>3)</sup>, Rhini Fatmasari<sup>4)</sup>, Windu Gata<sup>5)</sup>

<sup>1,2,3,5</sup> Teknologi Informasi, Ilmu Komputer, Universitas Nusa Mandiri, Jakarta, Indonesia

<sup>1,2,3,5</sup> Jl. Margonda No.545, Pondok Cina, Kecamatan Beji, Kota Depok, Jawa Barat 16424

<sup>4</sup>Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, Universitas Terbuka Jakarta

<sup>4</sup>Jalan Cabe Raya, Pondok Cabe, Pamulang, Tangerang Selatan, Indonesia

E-mail: <sup>1)</sup> nicopurnomo07@gmail.com, <sup>2)</sup> rendratrihardo.rt@gmail.com, <sup>3)</sup> 14220036@nusamandiri.ac.id, <sup>4)</sup> riens@ecampus.ut.ac.id, <sup>5)</sup> windu@nusamandiri.ac.id

**Abstrak**— Komentar pada media sosial dapat digunakan sebagai umpan balik cepat untuk mengevaluasi kualitas layanan suatu institusi. Penelitian ini membandingkan empat pendekatan klasifikasi sentimen pada komentar Facebook dan Instagram institusi pendidikan (studi kasus: akun resmi Universitas Terbuka), yaitu Multinomial Naïve Bayes (TF-IDF), *Text Vectorization & Embedding* (TensorFlow), Bidirectional-LSTM, dan *Universal Sentence Encoder* (USE)–Transfer Learning. Tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi model dengan kinerja terbaik untuk klasifikasi sentimen positif dan negatif pada komentar media sosial berbahasa Indonesia. Dataset yang digunakan terdiri dari 333 komentar Facebook dan 663 komentar Instagram, kemudian dilakukan penyeimbangan kelas melalui proses filtering sehingga diperoleh 154 komentar Facebook dan 178 komentar Instagram untuk pemodelan. Hasil evaluasi menunjukkan Bidirectional-LSTM memberikan performa terbaik, dengan akurasi 0,88 dan F1-score 0,89 pada Facebook, serta akurasi 0,74 dan F1-score 0,84 pada Instagram. Model dengan performa terendah pada kedua platform adalah USE–Transfer Learning. Temuan ini mengindikasikan bahwa Bidirectional-LSTM lebih efektif untuk menangkap konteks sekuensial pada komentar media sosial, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar pemantauan kualitas layanan secara berkala. Namun, akurasi seluruh model masih berada di bawah 90%, sehingga penelitian lanjutan diperlukan, misalnya melalui perluasan data, penanganan ketidakseimbangan kelas yang lebih robust, dan optimasi arsitektur/model pelatihan.

**Kata Kunci**— Analisis Sentimen, Komentar Media Sosial, Deep Learning, Bidirectional-LSTM, Multinomial Naïve Bayes.

## I. PENDAHULUAN

Universitas Terbuka (UT) merupakan Perguruan Tinggi Negeri ke-45 di Indonesia yang menyelenggarakan layanan pendidikan dengan sistem Pendidikan Tinggi Terbuka dan Jarak Jauh (PTJJ) [1]. UT memiliki mahasiswa yang tersebar di berbagai wilayah Indonesia dan luar negeri. Tercatat terdapat 525.419 mahasiswa UT, dengan 86,88% berada pada rentang usia  $\leq 34$  tahun (berdasarkan data registrasi semester ganjil 2023/2024 yang diambil pada 10 Oktober 2023) [2], serta tersebar di lebih dari 50 negara [3]. Kondisi ini menuntut UT untuk menjaga kualitas layanan pendidikan secara konsisten melalui mekanisme evaluasi yang dapat menjangkau mahasiswa secara luas.

Media sosial dapat dimanfaatkan sebagai platform digital untuk komunikasi dan interaksi antara mahasiswa dan institusi, termasuk penyampaian informasi maupun respons terhadap keluhan/pengalaman layanan [4]. Berbagai informasi dalam bentuk teks, foto, dan video dapat diakses

secara terbuka selama 24 jam [5], sehingga komentar pengguna dapat menjadi sumber umpan balik publik yang bernilai untuk pemantauan kualitas layanan. UT memiliki akun media sosial resmi pada beberapa platform, termasuk Instagram dan Facebook, yang berada di bawah naungan Meta Platforms Inc. Pada tahun 2023, Facebook memiliki pengguna aktif global sekitar 2,9 miliar dan didominasi pengguna usia 18–34 tahun (53,6%) [6], sedangkan Instagram memiliki pengguna aktif global sekitar 2,35 miliar dengan dominasi pengguna usia 18–34 tahun (61,6%) [7]. Komposisi ini relevan dengan profil usia mahasiswa UT yang mayoritas  $\leq 34$  tahun, sehingga komentar pada akun resmi UT di Instagram dan Facebook berpotensi merepresentasikan persepsi pengguna terhadap layanan dan pendidikan UT.

Analisis sentimen pada komentar media sosial telah banyak diterapkan untuk mengekstraksi opini publik karena teksnya cenderung ringkas, informal, dan sering memuat konteks layanan tertentu. Sejumlah penelitian menggunakan

pendekatan *machine learning* seperti Multinomial Naïve Bayes berbasis TF-IDF sebagai *baseline* karena implementasinya sederhana dan efisien pada klasifikasi teks. Di sisi lain, metode *deep learning* seperti LSTM dan Bidirectional-LSTM dilaporkan lebih unggul dalam menangkap dependensi urutan kata dan konteks sekuensial, termasuk pola negasi serta frasa penekanan yang sering muncul pada komentar. Selain itu, pendekatan transfer learning berbasis *sentence embedding* (misalnya Universal Sentence Encoder/USE) menawarkan kemudahan karena mengurangi kebutuhan rekayasa fitur, tetapi performanya sangat dipengaruhi kesesuaian domain dan karakter bahasa data terhadap korpus pelatihan.

Meskipun penelitian analisis sentimen telah dilakukan pada berbagai konteks, masih terbatas studi yang membandingkan secara komprehensif empat pendekatan yang mewakili spektrum metode *baseline* Multinomial Naïve Bayes, Text Vectorization & Embedding, model sekuensial Bidirectional-LSTM, dan USE Transfer Learning khususnya pada komentar media sosial berbahasa Indonesia dalam konteks institusi pendidikan. Selain itu, komentar media sosial umumnya memiliki ketidakseimbangan kelas (misalnya dominan positif), sehingga strategi penanganannya perlu dijelaskan secara transparan agar evaluasi antarmodel tetap adil dan dapat direplikasi. Pada konteks komentar akun resmi institusi (studi kasus: UT), perbandingan menyeluruh tetap diperlukan untuk memastikan model yang dipilih benar-benar efektif pada data yang bersifat informal, bervariasi, dan mengandung istilah spesifik layanan.

Berbagai penelitian sebelumnya telah menerapkan metode *machine learning* dan *deep learning* untuk analisis sentimen pada data teks media sosial. Pendekatan *baseline* seperti Multinomial Naïve Bayes banyak digunakan karena kesederhanaan dan efisiensinya dalam klasifikasi teks, serta menunjukkan kinerja yang stabil pada berbagai dataset sentimen [16], [18]. Studi lain juga menegaskan bahwa Naïve Bayes tetap relevan untuk aplikasi praktis analisis sentimen meskipun memiliki asumsi independensi fitur yang kuat [20].

Seiring berkembangnya pembelajaran mendalam, model sekuensial seperti LSTM dan Bidirectional-LSTM semakin banyak digunakan karena kemampuannya menangkap dependensi urutan kata dan konteks kalimat. Penelitian komparatif pada data Twitter menunjukkan bahwa Bi-LSTM lebih efektif dibanding CNN dalam analisis sentimen dan emosi, khususnya pada teks pendek dan informal [17]. Hasil serupa juga ditunjukkan pada analisis sentimen komentar YouTube dan media sosial berbahasa Indonesia, di mana LSTM dan Bi-LSTM secara konsisten mengungguli metode *machine learning* konvensional dalam hal akurasi dan F1-score [19], [21].

Selain itu, beberapa penelitian mengkaji penguatan arsitektur Bi-LSTM melalui teknik optimasi atau hibridisasi untuk meningkatkan performa klasifikasi sentimen. Prahasto dan Setiawan menunjukkan bahwa kombinasi Bi-LSTM dengan algoritma optimasi mampu meningkatkan akurasi pada data Twitter, mengindikasikan kekuatan model RNN

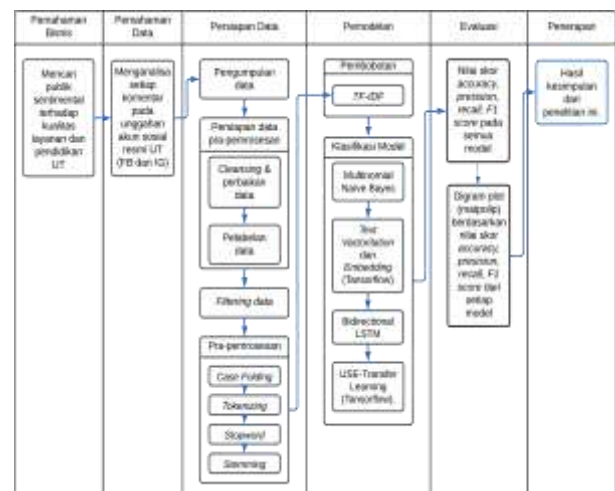
dalam menangani konteks bahasa yang kompleks [22]. Sementara itu, implementasi LSTM pada konteks aplikasi nyata seperti umpan balik pengguna aplikasi PeduliLindungi juga membuktikan efektivitas *deep learning* dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna secara akurat [20].

Meskipun berbagai pendekatan tersebut telah dilaporkan, sebagian besar penelitian masih berfokus pada satu atau dua model tertentu dan jarang melakukan **perbandingan komprehensif** antara *baseline machine learning*, *deep learning*, dan *transfer learning* pada konteks komentar media sosial institusi pendidikan. Oleh karena itu, penelitian ini memposisikan diri untuk mengisi celah tersebut dengan melakukan evaluasi komparatif empat model klasifikasi sentimen pada data komentar Facebook dan Instagram berbahasa Indonesia.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja empat model klasifikasi sentiment Multinomial Naïve Bayes (TF-IDF), Text Vectorization & Embedding (TensorFlow), Bidirectional-LSTM, dan USE-Transfer Learning pada komentar Facebook dan Instagram akun resmi institusi pendidikan (studi kasus: Universitas Terbuka) menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1-score.

## II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan kerangka CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) [9] yang terdiri dari enam tahap, yaitu *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*. Pemilihan CRISP-DM dinilai sesuai karena memberikan alur kerja yang sistematis dan terstruktur untuk penelitian analisis sentimen berbasis data teks, mulai dari pemahaman masalah hingga evaluasi model secara kuantitatif.



Gambar 1. Alur Penelitian Menggunakan CRISP-DM

### 1. Pemahaman Bisnis

UT memiliki moto “menjadi perguruan tinggi terbuka dan jarak jauh berkualitas dunia” [10]. Untuk menjaga dan meningkatkan kualitas layanan dan pendidikan, diperlukan

evaluasi berkala yang dapat menangkap respons pengguna secara luas. Penelitian ini dilakukan untuk menyediakan dasar pemantauan kepuasan/keluhan publik berbasis komentar media sosial, sehingga institusi dapat mengidentifikasi isu layanan secara lebih cepat.

## 2. Pemahaman Data

Pada tahap ini, peneliti melakukan observasi pada 15 Oktober 2022 dengan meninjau komentar pada postingan akun resmi Facebook dan Instagram UT. Hasil observasi menunjukkan adanya komentar positif dan negatif yang terkait layanan dan kualitas pendidikan. Temuan ini memperkuat kebutuhan analisis sentimen publik dengan fokus pada akun resmi Facebook dan Instagram UT.

## 3. Persiapan Data

### 3.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan menggunakan Extension IG Comment Export dan Extension FB Comment Export pada Google Chrome. Data komentar diambil dari akun resmi UT pada Facebook dan Instagram (dalam dan luar negeri) sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1 dan Tabel 2. Komentar yang diambil berasal dari postingan dalam periode Pengumpulan data dilakukan pada 21 Oktober 2023 – 1 November 2023, dengan batas pengambilan 1–100 komentar per postingan. Seluruh data diekspor dan disimpan dalam format .csv dan diuraikan pada tabel 1 dan 2.

Tabel 1.

DAFTAR AKUN RESMI FB UT

No	NEGARA	Nama Akun
1	Indonesia	Universitas Terbuka
2	Taiwan	Universitas Terbuka di Taiwan
3	Hong Kong & Macau	Universitas Terbuka Hong Kong & Macau

Tabel 2.

DAFTAR AKUN RESMI IG UT

No	NEGARA	Akun
1	Indonesia	@univterbuka
2	Taiwan	@univterbuka taiwan
3	Hong Kong	@ut_hongkong2010
4	Hong Kong & Macau	@uthkgweb
5	Korea Selatan	@utkorsel

Sumber data diambil berdasarkan komentar setiap postingan pada FB dan IG resmi UT (dalam dan luar negeri) dari Awal 1 Januari 2023 sampai 31 Mei 2025 menggunakan Extension IG Comment Export dan Extension FB Comment Export pada browser Google Chrome kemudian data yang dikumpulkan akan disimpan ke pada file ekstensi .csv. Peneliti hanya mengambil 1-100 komentar setiap postingan.

### 3.2. Pelabelan Data

Pelabelan sentimen dilakukan melalui dua tahap. Tahap pertama menggunakan pelabelan otomatis berbasis lexicon dengan bantuan TextBlob untuk mengklasifikasikan komentar ke dalam dua kelas, yaitu positif dan negatif. Tahap kedua berupa koreksi manual yang dilakukan oleh peneliti

untuk memastikan kesesuaian label dengan konteks bahasa Indonesia. Dari total dataset awal sebanyak 996 komentar, seluruh data melalui proses pelabelan otomatis, kemudian dilakukan koreksi manual pada komentar yang terindikasi ambigu atau keliru berdasarkan kriteria berikut: (1) keberadaan ironi atau sarkasme, (2) penggunaan negasi ganda, (3) kata bermakna ganda yang bergantung konteks, dan (4) istilah khusus layanan Universitas Terbuka. Proses ini bertujuan meningkatkan kualitas label sebelum tahap pemodelan.

### 3.3. Persiapan Data Pra-pemrosesan

Tahap pra-pemrosesan diawali dengan normalisasi teks untuk meningkatkan kualitas data. Perbaikan kata ini dilakukan dengan cara menerjemahkan komentar yang berbahasa inggris menjadi bahasa indonesia menggunakan library Googletrans pada program python [11] dan juga memperbaiki kalimat kata-kata singkatan, memperbaiki kata-kata yang mengandung kesalahan penulisan (*typo*) [12]. Langkah selanjutnya adalah *cleansing* adalah membersihkan komentar dari atribut tidak diperlukan yang terdapat pada komentar dan juga *mention* nama orang.

Tahap selanjutnya yaitu melakukan pelabelan data berdasarkan setiap komentar. Pelabelan data dikelompokkan menjadi 2 kategori yaitu komentar yang bersifat positif dan negatif. Pelabelan data dilakukan secara otomatis menggunakan library Textblob pada program Python [13], namun ada beberapa komentar yang didefinisikan tidak sesuai kategori yang seharusnya sehingga beberapa komentar dilabeli secara manual oleh peneliti.

### 3.4 Filtering Data

*Filtering Data* merupakan proses penyeleksian komentar. Komentar yang sudah terfilter nantinya akan digunakan untuk proses pemodelan. Filtering data bertujuan untuk menyeleksi komentar yang berbobot, penghapusan duplikasi komentar, dan juga agar data yang disajikan jumlahnya mendekati seimbang antara komentar positif dan negatif.

### 3.5 Pra-pemrosesan

*Case folding* untuk mengubah semua huruf dalam kumpulan data komentar FB dan IG menjadi huruf kecil ‘a’ sampai ‘z’ menggunakan program python [14]. *Tokenizing* merupakan proses pemisahan antar kata berdasarkan karakter spasi menggunakan modul nltk pada program python. Contoh kalimatnya adalah rumah idaman adalah rumah yang bersih, setelah dilakukan tokenizing menjadi ['rumah', 'idaman', 'adalah', 'rumah', 'yang', 'bersih'] [14].

*Stopword* tahap mengambil kata-kata penting dari hasil token dengan menggunakan algoritma *stoplist* (membuang kata kurang penting) atau *wordlist* (menyimpan kata penting) menggunakan modul sastrawi dan nltk pada program python [14]. *Stemming* merupakan proses menghilangkan infleksi kata ke bentuk dasarnya, namun bentuk dasar tersebut tidak berarti sama dengan akar kata (*root word*) menggunakan modul sastrawi dan nltk pada program python. Misalnya dengan kata “mendengarkan”, “dengarkan”, “didengarkan” akan ditransformasi menjadi kata “dengar” [14].

#### 4. Pemodelan

##### 4.1. Pembobotan

Sebelum melakukan klasifikasi dengan model, terlebih dahulu melakukan pembobotan berdasarkan *dataset* menggunakan metode *TF-IDF*. *TF-IDF* merupakan metode pembobotan sebuah kata di dalam sistem pencarian informasi dengan Term Frequency (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF). TF merupakan frekuensi munculnya kata sama pada dokumen. IDF merupakan banyaknya koleksi *dataset* yang bersangkutan mengandung sebuah kata [15].

##### 4.2. Klasifikasi Model

Penelitian ini membandingkan empat model klasifikasi sentimen, yaitu Multinomial Naïve Bayes (TF-IDF), Text Vectorization & Embedding, Bidirectional-LSTM, dan Universal Sentence Encoder (USE)–Transfer Learning. Untuk memastikan *reproducibility*, konfigurasi utama model *deep learning* dijelaskan sebagai berikut.

Model Bidirectional-LSTM dibangun menggunakan TensorFlow dengan satu *embedding layer*, satu *Bidirectional LSTM layer* dengan 128 unit tersembunyi, dan satu *dense layer* berfungsi sebagai *output layer* dengan aktivasi sigmoid untuk klasifikasi biner. Proses pelatihan menggunakan optimizer Adam, *learning rate* sebesar 0,001, batch size 32, dan 20 epoch. Fungsi *loss* yang digunakan adalah *binary cross-entropy*. Model Text Vectorization & Embedding menggunakan lapisan *text vectorization* bawaan TensorFlow yang diikuti oleh *embedding layer* dan *dense layer*. Sementara itu, model USE memanfaatkan *pre-trained sentence embedding* tanpa proses pelatihan ulang (*fine-tuning*). Seluruh model dievaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada data uji yang sama untuk memastikan perbandingan yang adil.

##### 5. Evaluasi

Menampilkan dan membandingkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score* pada model Multinomial Naïve Bayes, Text Vectorization and Embedding (Tensorflow), Bidirectional-LSTM, USE-Transfer learning (Tensorflow) dan juga memvisualkan hasil perbandingan dengan sebuah diagram.

##### 6. Penerapan

Penerapan adalah hasil kesimpulan dari proses penelitian. Pada tahap ini juga memberikan kesimpulan dari perbandingan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score* dari model Multinomial Naïve Bayes, Text Vectorization and Embedding (Tensorflow), Bidirectional-LSTM, USE-Transfer learning (Tensorflow). Penulis juga memberikan saran berdasarkan hasil penelitian ini.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Pengumpulan Data

Data komentar diperoleh dari akun resmi UT pada Facebook dan Instagram, kemudian digabungkan sebagai sumber data untuk analisis. Tabel 3 menunjukkan jumlah komentar yang terkumpul dari masing-masing platform.

Tabel 3.

JUMLAH KOMENTAR TERKUMPUL	
FACEBOOK	Instagram
333	663

#### 3.2. Normalisasi, Cleansing, dan Pelabelan

Normalisasi dilakukan melalui perbaikan singkatan, koreksi *typo*, serta penerjemahan komentar berbahasa Inggris ke bahasa Indonesia. *Cleansing* menghapus atribut yang tidak diperlukan dan mention pengguna. Contoh hasil normalisasi dan cleansing pada Facebook dan Instagram ditunjukkan pada Tabel 4 dan Tabel 5.

Tabel 4.

PERBAIKAN KATA DAN <i>CLEANSING</i> FB UT		
No	SEBELUM	Perbaikan Kata & <i>Cleansing</i>
1.	Banyak selamat buat teman-teman seperjuangan 🙌 UPBJJ KUPANG kapan ya	Banyak selamat buat teman seperjuangan UPBJJ KUPANG kapan ya
2.	Pernah ikut merasakan wisuda di UT pusat,,tak terlupakan 🥳	Pernah ikut merasakan wisuda di UT pusat tak terlupakan
-	-	-
332	lah kenapa dah mulai tuton baru di rekap 🤔	lah kenapa dah mulai tuton baru di rekap

Tabel 5.

PERBAIKAN DAN <i>CLEANSING</i> KATA IG UT		
No	SEBELUM	Perbaikan Kata & <i>Cleansing</i>
1.	Gk ngerti cara kuliah di sini 🤔, pusing mutar mutar respon lama	Kurang paham cara belajar disini, terlalu ribet dan responnya lama
2.	iya, ni parah siiii 😭	iya, ini parah sih
—	—	—
662	Maju terus untuk UT... Semoga lebih semakin berkembang...	Maju terus untuk UT. Semoga lebih semakin berkembang.
663	UT.HONGKONG the best	UT hong kong terbaik

Langkah selanjutnya adalah melakukan pelabelan sesuai dengan sifat dari komentar tersebut dan dikategorikan menjadi komentar positif dan negatif. Namun ada beberapa komentar tidak bisa diidentifikasi sehingga dihapus, sehingga dataset untuk FB UT menjadi 333 dan IG menjadi 647. Berikut komentar yang telah diberi label dari akun sosial media resmi UT yang akan dijabarkan pada tabel 6 dan tabel 7.

Tabel 6.

PERBAIKAN DAN <i>CLEANSING</i> KOMENTAR FB UT		
No	PERBAIKAN KATA & <i>CLEANSING</i>	Label
1.	Banyak selamat buat teman seperjuangan UPBJJ KUPANG kapan ya	Positif
2.	Pernah ikut merasakan wisuda di UT pusat tak terlupakan	Positif
—	—	—
332	lah kenapa dah mulai tuton baru di rekap	Negatif

333	gak bisa gabung nunggu yang di UPBJJ aja semoga cepat ada wisuda	Negatif
-----	--	---------

Tabel 7.

PELABELAN KOMENTAR IG UT

No	PERBAIKAN KATA & CLEANSING	Label
1.	Kurang paham cara belajar disini, terlalu ribet dan responnya lama	Negatif
2.	iya ini parah sih	Negatif
662	Maju terus untuk UT. Semoga lebih semakin berkembang.	Positif
663	UT hong kong terbaik	Positif

Jumlah komentar berdasarkan setiap label akan dijabarkan di tabel 8.

Tabel 8.

JUMLAH KOMENTAR BERDASARKAN LABEL

Sosial Media	KOMENTAR NEGATIF	Komentar Positif	Total
Facebook	54 (16.22 %)	279 (83.78%)	333 (100%)
Instagram	78 (11.76%)	585 (88.24%)	663 (100%)

Jumlah komentar berdasarkan setiap label akan

### 3.3. Filtering Data

Sebelum melakukan pra-pemrosesan, pembobotan dan klasifikasi model, dilakukan *filtering data* yang akan menjadi sumber data, karena komentar positif dan negatif perbedaannya terlalu jauh dan juga komentar yang seleksi adalah komentar yang berbobot, penghapusan duplikasi komentar. Data yang digunakan dalam proses pembobotan dan klasifikasi model akan diuraikan pada tabel 9.

Tabel 9.

JUMLAH KOMENTAR BERDASARKAN LABEL

Sosial Media	KOMENTAR NEGATIF	Komentar Positif	Total
Facebook	54	100	154
Instagram	78	100	178

### 3.4. Pra-pemrosesan

#### 3.4.1 Case Folding

*Case folding* merupakan sebuah proses mengubah semua huruf. Berikut komentar yang telah dilakukan proses *case folding* dari akun sosial media resmi UT yang akan dijabarkan pada tabel 10 dan tabel 11.

Tabel 10.

CASE FOLDING FB UT

No.	PERBAIKAN KATA & CLEANSING	Case Folding
1.	Banyak selamat buat teman seperjuangan UPBJJ KUPANG kapan ya	banyak selamat buat teman seperjuangan upbjj kupang kapan ya
2.	Pernah ikut merasakan wisuda di UT pusat tak terlupakan	pernah ikut merasakan wisuda di ut pusat tak terlupakan

153	gak bisa gabung nunggu yang di UPBJJ aja semoga cepat ada wisuda	gak bisa gabung nunggu yang di upbjj aja semoga cepat ada wisuda
154	lah kenapa dah mulai tuton baru di rekap	lah kenapa dah mulai tuton baru di rekap

Tabel 11.

CASE FOLDING KATA IG UT

No.	PERBAIKAN KATA & CLEANSING	Case Folding
1.	Kurang paham cara belajar disini, terlalu ribet dan responnya lama	kurang paham cara belajar disini, terlalu ribet dan responnya lama
2.	iya ini parah sih	iya ini parah sih
177	Maju terus untuk UT. Semoga lebih semakin berkembang.	maju terus untuk ut. semoga lebih semakin berkembang.
178	UT hong kong terbaik	ut hong kong terbaik

#### 3.4.2 Tokenizing

*Tokenizing* merupakan proses pemisahan antar kata berdasarkan karakter spasi. Berikut komentar yang telah dilakukan proses *tokenizing* dari akun sosial media resmi UT yang akan dijabarkan pada tabel 12 dan tabel 13.

Tabel 12.

TOKENIZING FB UT

No.	CASE FOLDING	Tokenizing
1.	banyak selamat buat teman seperjuangan upbjj kupang kapan ya	[banyak,'selamat','buat','teman','seperjuangan','upbjj','kupang','kapan','ya']
2.	pernah ikut merasakan wisuda di ut pusat tak terlupakan	[pernah,'ikut','merasakan','wisuda','di','ut','pusat','tak','terlupakan']
153	gak bisa gabung nunggu yang di upbjj aja semoga cepat ada wisuda	[gak,'bisa','gabung','nunggu','y ang','di','upbjj','aja','semoga','cepat','ada','wisuda']
154	lah kenapa dah mulai tuton baru di rekap	[lah,'kenpa','dah','mulai','tuton','baru','di','rekap']

Tabel 13.

Case Folding Kata IG UT

No.	CASE FOLDING	Tokenizing
1.	kurang paham cara belajar disini, terlalu ribet dan responnya lama	['kurang','paham','cara','belajar','disini','terlalu','ribet','dan','responnya','lama']
2.	iya ini parah sih	['iya','ini','parah','sih']
177	Maju terus untuk UT. Semoga lebih semakin berkembang.	['maju','terus','untuk','ut','semoga','lebih','semakin','berkembang']
178	UT hong kong terbaik	['ut','hong','kong','terbaik']

#### 3.4.3 Stopword

*Stopword* tahap mengambil kata-kata penting dari hasil membuang kata kurang penting dari proses *tokenizing*. Berikut komentar yang telah dilakukan proses *stopword* dari akun sosial media resmi UT yang akan dijabarkan pada tabel 14 dan tabel 15.

Tabel 14.  
STOPWORD KATA FB UT

No.	TOKENIZING	Stopword
1.	[banyak', 'selamat', 'buat', 'teman', 'seperjuangan', 'upbji', 'kupang', 'kapan', 'ya']	[banyak', 'selamat', 'buat', 'teman', 'seperjuangan', 'upbji', 'kupang', 'kapan', 'ya']
2.	[pernah', 'ikut', 'merasakan', 'wisuda', 'di', 'ut', 'pusattak', 'terlupakan']	[pernah', 'ikut', 'merasakan', 'wisuda', 'di', 'ut', 'pusat', 'tak', 'terlupakan']
153.	[gak', 'bisa', 'gabung', 'nunggu', 'yang', 'di', 'upbji', 'aja', 'semoga', 'cepat', 'ada', 'wisuda']	[gak', 'bisa', 'gabung', 'nunggu', 'yang', 'di', 'upbji', 'aja', 'semoga', 'cepat', 'ada', 'wisuda']
154.	[lah', 'kenpa', 'dah', 'mulai', 'tuton', 'baru', 'di', 'rekap']	[lah', 'kenpa', 'dah', 'mulai', 'tuton', 'baru', 'di', 'rekap']

Tabel 15.  
Stopword Kata IG UT

No.	TOKENIZING	Stopword
1.	['kurang', 'paham', 'cara', 'belajar', 'disini', 'terlalu', 'ribet', 'dan', 'responnya', 'lama']	['kurang', 'paham', 'cara', 'belajar', 'sini', 'terlalu', 'ribet', 'dan', 'responnya', 'lama']
2.	['iya', 'ini', 'parah', 'sih']	['iya', 'ini', 'parah', 'sih']
177.	['maju', 'terus', 'untuk', 'ut', 'semoga', 'lebih', 'semakin', 'berkembang']	['maju', 'terus', 'untuk', 'ut', 'semoga', 'semakin', 'berkembang']
178.	['ut', 'hong', 'kong', 'terbaik']	['ut', 'hong', 'kong', 'terbaik']

### 3.4.4 Stemming

*Stemming* merupakan proses menghilangkan imbuhan dalam kata. Berikut komentar yang telah dilakukan proses *stemming* dari akun sosial media resmi UT yang akan dijabarkan pada tabel 16 dan tabel 17.

Tabel 16.  
STEMMING FB UT

No.	STOPWORD	Stemming
1.	[banyak', 'selamat', 'buat', 'teman', 'seperjuangan', 'upbji', 'kupang', 'kapan', 'ya']	[banyak', 'selamat', 'buat', 'teman', 'seperjuangan', 'upbji', 'kupang', 'kapan', 'ya']
2.	[pernah', 'ikut', 'merasakan', 'wisuda', 'di', 'ut', 'pusattak', 'terlupakan']	[pernah', 'ikut', 'merasakan', 'wisuda', 'di', 'ut', 'pusat', 'tak', 'terlupakan']
153.	[gak', 'bisa', 'gabung', 'nunggu', 'yang', 'di', 'upbji', 'aja', 'semoga', 'cepat', 'ada', 'wisuda']	[gak', 'bisa', 'gabung', 'nunggu', 'yang', 'di', 'upbji', 'aja', 'semoga', 'cepat', 'ada', 'wisuda']
154.	[lah', 'kenpa', 'dah', 'mulai', 'tuton', 'baru', 'di', 'rekap']	[lah', 'kenpa', 'dah', 'mulai', 'tuton', 'baru', 'di', 'rekap']

Tabel 17.  
Stemming Kata IG UT

No.	STOPWORD	Stemming
1.	['kurang', 'paham', 'cara', 'belajar', 'sini', 'terlalu', 'ribet', 'dan', 'responnya', 'lama']	['kurang', 'paham', 'cara', 'ajar', 'sini', 'terlalu', 'ribet', 'dan', 'responnya', 'lama']
2.	['iya', 'ini', 'parah', 'sih']	['iya', 'ini', 'parah', 'sih']
177.	['maju', 'terus', 'untuk', 'ut', 'semoga', 'semakin', 'berkembang']	['maju', 'terus', 'untuk', 'ut', 'moga', 'makin', 'kembang']
178.	['ut', 'hong', 'kong', 'terbaik']	['ut', 'hong', 'kong', 'baik']

### 3.5. Pra-pemrosesan

#### 3.5.1 Pembobotan

Pembobotan menggunakan metode *TF-IDF*. Hasil dari pembobotan FB dan IG menggunakan metode *TF-IDF* akan diuraikan pada tabel 18 dan 19.

Tabel 18.

TF-IDF FB	
(0, 124)	0.25527982492119367
(0, 121)	0.17054644892315418
—	—
(106,7)	0.5663280562680257

Tabel 19.

TF-IDF IG	
(0, 92)	0.3943584347361156
(0, 23)	0.3721149940895313
—	—
(123,0)	0.08247871807571665

#### 3.5.2 Klasifikasi Model

Pada penelitian ini, dilakukan pengujian akurasi dengan Multinomial Naïve Bayes, Text Vectorization and Embedding (Tensorflow), Bidirectional-LSTM, USE-Transfer learning (Tensorflow). Pemodelan menggunakan library MultinomialNB, Keras, Tensorflow.

#### 3.6 Evaluasi

Pada penelitian ini, dilakukan pengujian *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score* menggunakan model klasifikasi Multinomial Naïve Bayes, Text Vectorization and Embedding (Tensorflow), Bidirectional-LSTM, USE-Transfer learning (Tensorflow) pada data yang berasal dari FB dan IG yang dijabarkan pada tabel 20 dan 21.

Tabel 20.

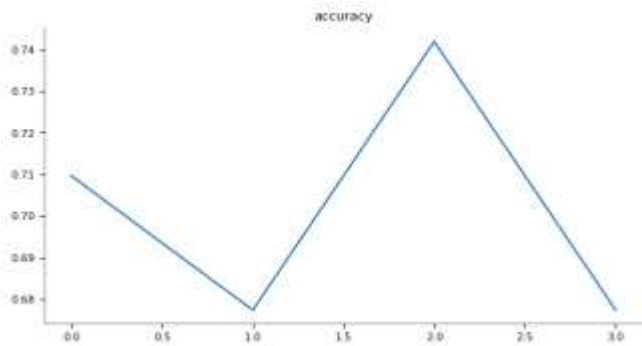
Hasil Klasifikasi Sentimen Dataset Facebook Instagram					
NO.	Algoritma	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
1.	Multinomial Naïve Bayes	0.70	0.71	0.95	0.81
2.	Text Vectorization and Embedding (Tensorflow)	0.67	0.67	1.0	0.84
3.	Bidirectional-LSTM	0.74	0.72	1.0	0.84
4.	USE-Transfer learning (Tensorflow)	0.67	0.67	1.0	0.80

Tabel 21.

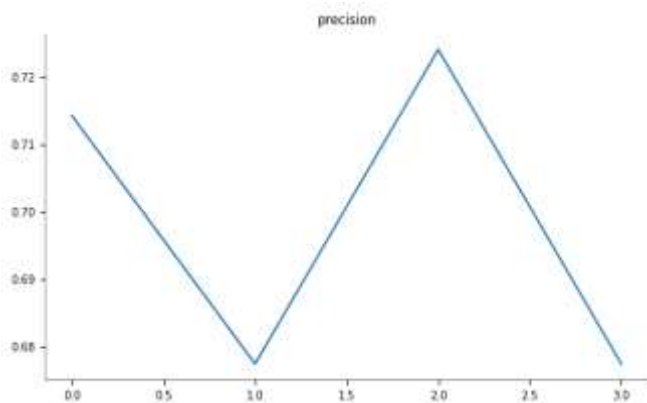
Hasil Klasifikasi Sentimen Dataset Facebook					
NO.	Algoritma	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
1.	Multinomial Naïve Bayes	0.86	0.80	0.94	0.87
2.	Text Vectorization and	0.80	0.73	0.94	0.82

	Embedding (Tensorflow)				
3.	Bidirectional- LSTM	0.88	0.85	0.94	0.89
4.	USE-Transfer learning (Tensorflow)	0.72	0.68	0.83	0.74

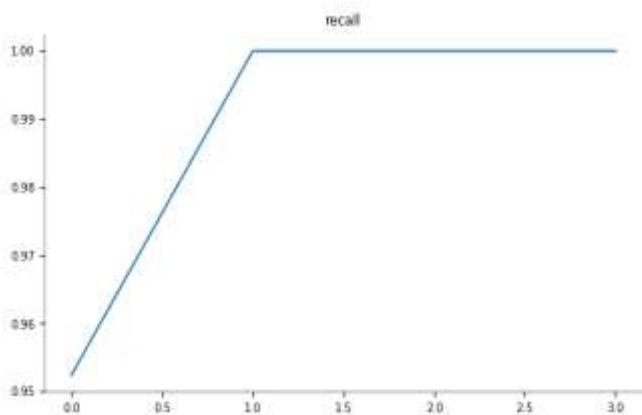
Hasil perbandingan klasifikasi pada tiap model berdasarkan *dataset* FB akan digambarkan pada gambar 2, 3, 4, 5.



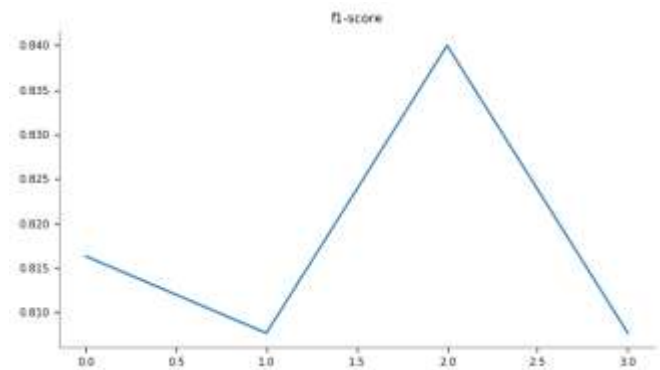
Gambar 2. Perbandingan Akurasi Tiap Model Pada FB



Gambar 3. Perbandingan Precision Tiap Model Pada FB

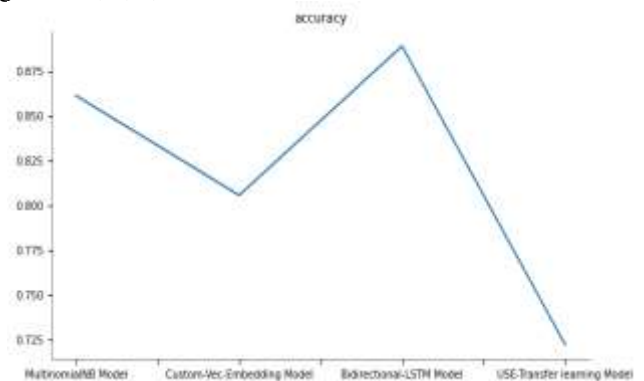


Gambar 4. Perbandingan Recall Tiap Model Pada FB

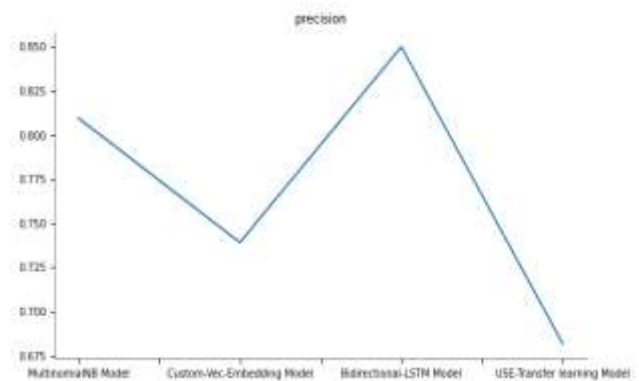


Gambar 5. Perbandingan *F1-Score* Tiap Model Pada FB

Sedangkan, hasil perbandingan klasifikasi pada tiap model berdasarkan *dataset* IG akan digambarkan pada gambar 6, 7, 8, 9.

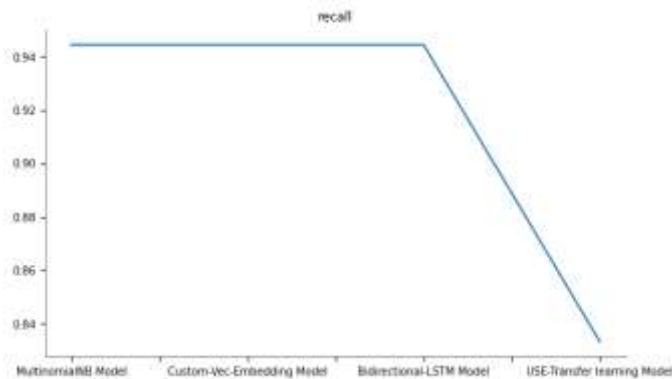


Gambar 6. Perbandingan Akurasi Tiap Model Pada IG

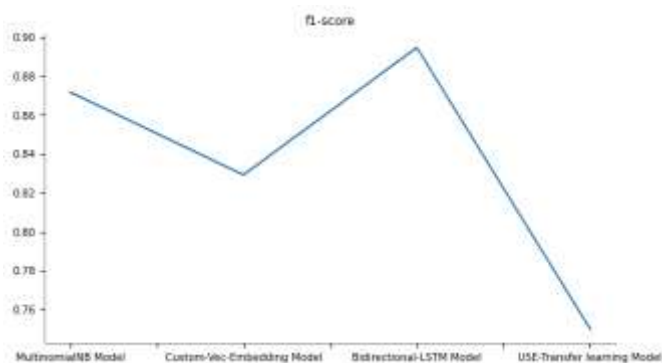


Gambar 7. Perbandingan Precision Tiap Model Pada IG





Gambar 8. Perbandingan Recall Tiap Model Pada IG



Gambar 9. Perbandingan F1-Score Tiap Model Pada IG

Berdasarkan grafik pada gambar 2, 3, 4, 5 menunjukkan bahwa nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score* tertinggi ada pada FB terdapat pada model Bidirectional-LSTM sedangkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score* terkecil ada pada model USE Transfer learning (Tensorflow). Berdasarkan grafik pada gambar 6, 7, 8, 9 menunjukkan bahwa nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score* tertinggi ada pada IG terdapat pada model Bidirectional-LSTM sedangkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score* terkecil ada pada model USE Transfer learning (Tensorflow).

#### IV. KESIMPULAN

Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa pada Facebook ditemukan 54 komentar negatif (16,22%) dan 279 komentar positif (83,78%), sedangkan pada Instagram ditemukan 78 komentar negatif (11,76%) dan 585 komentar positif (88,24%). Untuk mengurangi bias akibat ketidakseimbangan kelas, penelitian ini melakukan filtering dengan mempertahankan seluruh komentar negatif dan melakukan undersampling pada komentar positif, sehingga data pemodelan menjadi 154 komentar Facebook dan 178 komentar Instagram. Berdasarkan evaluasi performa, Bidirectional-LSTM menghasilkan nilai terbaik pada kedua platform, yaitu akurasi 0,88 dan F1-score 0,89 pada Facebook, serta akurasi 0,74 dan F1-score 0,84 pada Instagram. Model dengan performa terendah pada kedua platform adalah USE-Transfer Learning (TensorFlow), yang diduga dipengaruhi oleh perbedaan domain bahasa dan istilah

spesifik institusi (domain shift). Implikasi temuan ini menunjukkan bahwa Bidirectional-LSTM merupakan pendekatan yang paling efektif untuk klasifikasi sentimen komentar media sosial pada konteks institusi pendidikan dalam penelitian ini, sehingga dapat dimanfaatkan untuk pemantauan kualitas layanan secara berkala. Namun demikian, akurasi seluruh model masih berada di bawah 90%, sehingga penelitian lanjutan diperlukan melalui perluasan data, strategi penanganan imbalance yang lebih robust, serta optimasi arsitektur dan/atau transfer learning yang lebih sesuai domain.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. O. Young, "Synthetic structure of industrial plastics (Book style with paper title and editor)," in *Plastics*, 2<sup>nd</sup> ed. Vol. 3, J. Peters, Ed. New York: McGraw-Hill (1964) 15–64.
- [2] Universitas Terbuka. "UT dalam Angka", Universitas Terbuka, Okt. 11, 2023.
- [3] Maria, Maya. "Kuliah Jarak Jauh UT Menembus Dunia Bersama Atdikbud", Universitas Terbuka, July 8, 2023.
- [4] Firlyana, Fathia. "Media Sosial: Pengertian, Fungsi, dan Jenisnya", Daily Social ID, Maret. 06, 2023.
- [5] Nandy. "Pengertian Media Sosial, Sejarah, Fungsi, Jenis, Manfaat, dan Perkembangannya", Gramedia Blog, Jun. 20, 2025.
- [6] Shewale, Rohit. "68 Facebook Statistics – Users, Revenue & AI Usage (2023)", Demand Sage, Agustus 11, 2023.
- [7] Ruby, Daniel. "78 Instagram Statistics Of 2023 (Users & Trends)", Demand Sage, Agustus 07, 2023.
- [8] T. Jo, "Text Mining: Concepts, Implementation, and Big Data Challenge", vol. 45, Cham: Springer International Publishing AG, 2019.
- [9] T. Mauritsius and F. Binsar, "Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)," Magister Manajemen Sistem Informasi Universitas Bina Nusantara (BINUS), Sept. 18, 2020.
- [10] Universitas Terbuka, "Visi Misi Universitas Terbuka," Universitas Terbuka, Jun. 16, 2025.
- [11] Python Software Foundation, "googletrans 3.0.0," Python Software Foundation, Jun. 16, 2025.
- [12] S. R. Salam and A. Nilogiri, "Analisis Sentimen Pada Media Sosial Facebook Terhadap Marketplace Online di Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine," \*Repository Universitas Muhammadiyah Jember\*, 2020.
- [13] P. Shah, "Sentiment Analysis using TextBlob," \*Medium\*, Jun. 28, 2020.
- [14] K. S. Nugroho, "Dasar Text Preprocessing dengan Python," \*Medium\*, Jun. 18, 2020.
- [15] D. D. Septiani and I. Isabela, "Analisis Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) Dalam Temu Kembali Informasi Pada Dokumen Teks," \*Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi Indonesia (SINTESIA)\*, vol. 1, no. 2, 2022.
- [16] M. Abbas, K. A. Memon, A. A. Jamali, S. M. Memon, and A. Ahmed, "Multinomial Naive Bayes Classification



- Model for Sentiment Analysis,” *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 19, no. 3, pp. 62–67, Mar. 2019.
- [17] M. R. Firdaus Kamarula and N. Rochmawati, “Perbandingan CNN dan Bi-LSTM pada Analisis Sentimen dan Emosi Masyarakat Indonesia di Media Sosial Twitter Selama Pandemi Covid-19 yang Menggunakan Metode Word2Vec,” *JINACS (Journal of Informatics and Computer Science)*, vol. 4, no. 2, pp. 219–228, 2022.
- [18] M. Wongkar and A. Angdresey, “Sentiment Analysis Using Naive Bayes Algorithm of the Data Crawler: Twitter,” in *Proc. 2019 4th Int. Conf. on Informatics and Computing (ICIC)*, Semarang, Indonesia, Oct. 2019, pp. 1–5, doi: 10.1109/ICIC47613.2019.8985884.
- [19] E. V. Anthony and S. P. Barus, “Perbandingan Algoritma Machine Learning dan Deep Learning Dalam Analisis Sentimen Komentar Video YouTube Berjudul Hidup Tanpa Sosial Media,” *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, vol. 9, no. 2, pp. 370–380, 2025, doi: 10.26798/jiko.v9i2.1619.
- [20] S. Mutmainah, Khairunnas, and Khairunnisa, “Metode Deep Learning LSTM dalam Analisis Sentimen Aplikasi PeduliLindungi,” *Scientific: Journal of Computer Science and Informatics*, vol. 1, no. 1, pp. 9–19, Jan. 2024, doi: 10.34304/scientific.v1i1.231.
- [21] A. R. D. Putra and Afyati, “Comparative Sentiment Analysis of Indonesian Leadership Transitions on Platform X Using LSTM and Naïve Bayes: A Dual-Label Evaluation Using Lexicon-Based and Manual Annotation,” *Jurnal Teknologi dan Open Source (JTOS)*, vol. 8, no. 2, pp. 639–649, Dec. 2025, doi: 10.36378/jtos.v8i2.4596.
- [22] G. S. Prahasto and E. B. Setiawan, “Twitter Social Media-Based Sentiment Analysis Using Bi-LSTM Method With Genetic Algorithms Optimization,” *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 11, no. 1, pp. 20–26, 2025, doi: 10.23917/khif.v11i1.3959.