

# **KLASIFIKASI MULTILABEL KOMENTAR PADA TWITTER MENGUNAKAN *LONG SHORT TERM MEMORY***

Diajukan Sebagai Syarat Untuk Menyelesaikan  
Pendidikan Program Strata-1 Pada  
Jurusan Teknik Informatika



Oleh :

Fadel Armando

NIM : 09021381924146

**Jurusan Teknik Informatika**

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER UNIVERSITAS SRIWIJAYA**

**2023**

## LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

### KLASIFIKASI MULTILABEL KOMENTAR PADA TWITTER MENGUNAKAN *LONG SHORT TERM MEMORY*

Oleh :

Fadel Armando

NIM : 09021381924146

Palembang, 14 Agustus 2023

Pembimbing I



Dr. Abdiansah, S.Kom., M.Cs.  
NIP. 198410012009121005

Pembimbing II,



Rizki/Kurniati, M.T.  
NIP. 199107122019032016

Mengetahui,

Ketua Jurusan Teknik Informatika



Alvi Syahrini Utami, M.Kom.  
NIP. 197812222006042003

## TANDA LULUS UJIAN KOMPREHENSIF

Pada hari Kamis tanggal 3 Agustus 2023 telah dilaksanakan ujian Komprehensif skripsi oleh Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Nama : Fadel Armando  
NIM : 09021381924146  
Judul : Klasifikasi Multilabel Komentar Pada Twitter Menggunakan *Long Short Term Memory*

dan dinyatakan **LULUS**.

1. Ketua Penguji

Novi Yusliani, M.T  
NIP. 198211082012122001



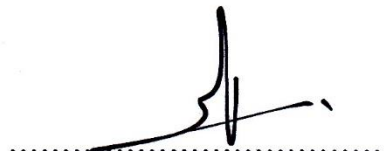
2. Penguji

Alvi Syahrini Utami, M.Kom.  
NIP. 197812222006042003



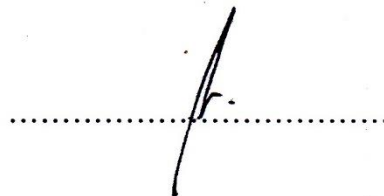
3. Pembimbing 1

Dr. Abdiansah, S.Kom., M.Cs.  
NIP. 198410012009121005



4. Pembimbing 2

Rizki Kurniati, M.T.  
NIP. 199107122019032016



Mengetahui,  
Ketua Jurusan Teknik Informatika



Alvi Syahrini Utami, M.Kom.  
NIP. 197812222006042003

## HALAMAN PERNYATAAN BEBAS PLAGIAT

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Fadel Armando  
NIM : 09021381924146  
Program Studi : Teknik Informatika Bilingual  
Judul : Klasifikasi Multilabel Komentar Pada Twitter  
Menggunakan *Long Short Term Memory*

### Hasil Pengecekan Software iThenticate/Turnitin: 11%

Menyatakan bahwa laporan skripsi saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan/plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan atau plagiat dalam laporan tugas akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya dan tidak ada paksaan dari siapapun.



Palembang, 16 Agustus 2023

Penulis,



Fadel Armando  
NIM. 09021381924146

## **MOTTO DAN PERSEMBAHAN**

“Jangan takut memulai, karena apa yang kamu pikirkan belum tentu terjadi”

Kupersembahkan karya tulis ini kepada:

- Allah SWT
- Orang Tua dan Keluargaku
- Teman-teman penulis
- Universitas Sriwijaya

## **ABSTRACT**

Twitter is one of the most popular social media platforms and users can write comments in the form of tweets freely without any restrictions. These tweets can contain various blasphemies and toxic comments. Toxic comments are comments that are rude, disrespectful, unreasonable, or even to the point of humiliating someone. They can cause serious problems on social media and some people will avoid engaging in unfair and unhealthy debates. Toxic comments can consist of several labels. This research aims to perform multilabel classification of comments. The method used is Long Short Term Memory and Word2Vec as word embedding. The data used amounted to 2,682 tweets which were then divided into 80% training data and 20% test data. After tuning the hyperparameters using random search, the best results were obtained for the LSTM model with a dropout configuration of 0.2, hidden unit 128, recurrent dropout in the LSTM layer 0.3, epochs 20, and batch size 64. Based on the research results, the average value of hamming loss is 0.138.

**Keywords:** Hamming Loss, Long Short Term Memory, Multilabel Classification, Twitter, Word2Vec

## ABSTRAK

Twitter adalah salah satu platform media sosial yang populer dan pengguna dapat menulis komentar dalam bentuk *tweet* secara bebas tanpa adanya batasan apapun. Dalam *tweet* tersebut dapat mengandung berbagai hujatan dan komentar *toxic*. Komentar *toxic* adalah komentar yang mengandung kata kasar, tidak sopan, tidak masuk akal, atau bahkan sampai mempermalukan seseorang. Komentar tersebut dapat menimbulkan masalah serius dalam media sosial yang membuat sebagian orang akan menghindari terlibat dalam perdebatan yang tidak adil dan sehat. Komentar *toxic* dapat terdiri dari beberapa label. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi multilabel komentar. Metode yang digunakan adalah *Long Short Term Memory* dan *Word2Vec* sebagai *word embedding*. Data yang digunakan berjumlah 2.682 *tweet* yang kemudian dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji 20%. Setelah melakukan tuning pada hyperparameter menggunakan *random search*, diperoleh hasil terbaik untuk model LSTM dengan konfigurasi *dropout* 0.2, *hidden unit* 128, *recurrent dropout* pada layer LSTM 0.3, *epochs* 20, dan *batch size* 64. Berdasarkan hasil penelitian, didapatkan nilai rata-rata *hamming loss* 0.138.

Kata Kunci : *Hamming Loss*, Klasifikasi Multilabel, *Long Short Term Memory*, Twitter, *Word2Vec*

## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul “Klasifikasi Multilabel Komentar Pada Twitter Menggunakan *Long Short Term Memory*”, sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan program Sarjana (S1) Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Dalam menyelesaikan skripsi ini banyak pihak yang telah memberikan bantuan dan dukungan baik secara langsung maupun tidak langsung. Untuk itu penulis mengucapkan terima kasih setulus-tulusnya kepada:

1. Keluarga tercinta yang telah memberikan dukungan dan doa kepada penulis hingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Bapak Jaidan Jauhari, S.Pd., M.T. (alm) selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer.
3. Ibu Alvi Syahrini Utami, M.Kom. selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika.
4. Bapak Muhammad Ali Buchari, M.T. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan motivasi dalam proses perkuliahan.
5. Bapak Dr. Abdiansah, S.Kom., M.CS. dan Ibu Rizki Kurniati, M.T. selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan arahan, masukan, kritik dan saran kepada saya dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
6. Ibu Alvi Syahrini Utami, M.Kom selaku dosen penguji yang memberikan masukan dan pengetahuan pada penulis dalam penyelesaian skripsi ini dan Ibu Novi Yusliani, M.T selaku ketua penguji.



7. Seluruh Bapak dan Ibu Dosen serta Staff Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer UNSRI yang telah memberikan ilmu dan bantuan kepada penulis selama masa kegiatan perkuliahan.
8. Tauge Saudara Jakik, Julpa yang telah menemani dan membantu penulis selama proses perkuliahan hingga selesai.
9. Teman Bakar Skripsi kak Lutfi, Jeess, Indrak, Ica, Dani, Apek dan Ikik yang telah menemani dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
10. Asyraf serta teman-teman Teknik Informatika Bilingual B 2019.
11. Serta semua pihak yang telah mendukung dalam penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari dalam penyusunan skripsi ini masih terdapat kekurangan dikarenakan keterbatasan pengetahuan dan pengalaman oleh karena itu diharapkan kritik dan saran yang membangun akan menyempurnakan skripsi ini serta bermanfaat bagi kita semua.

Palembang, 16 Agustus 2023



Fadel Armando

# DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI .....	ii
TANDA LULUS UJIAN KOMPREHENSIF.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN BEBAS PLAGIAT .....	iv
MOTTO DAN PERSEMBAHAN .....	v
ABSTRACT .....	vi
ABSTRAK .....	vii
KATA PENGANTAR .....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR .....	xv
BAB I PENDAHULUAN .....	I-1
1.1    Pendahuluan .....	I-1
1.2    Latar Belakang .....	I-1
1.3    Rumusan Masalah .....	I-3
1.4    Tujuan Penelitian.....	I-3
1.5    Manfaat Penelitian.....	I-3
1.6    Batasan Masalah.....	I-4
1.7    Sistematika Penulisan.....	I-4
1.8    Kesimpulan.....	I-5
BAB II KAJIAN LITERATUR .....	II-1
2.1    Pendahuluan .....	II-1
2.2    Landasan Teori .....	II-1
2.2.1    Komentar <i>Toxic</i> .....	II-1
2.2.2    Twitter .....	II-2
2.2.3    Klasifikasi Teks.....	II-2
2.2.4    Klasifikasi Multilabel.....	II-3
2.2.5 <i>Text Pre-processing</i> .....	II-3
2.2.6 <i>Word Embedding</i> .....	II-5
2.2.7 <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i> .....	II-6

2.2.8	<i>Hamming Loss</i> .....	II-10
2.2.9	<i>Rational Unified Process</i> .....	II-10
2.3	Penelitian Lain yang Relevan .....	II-12
2.4	Kesimpulan.....	II-13
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....		III-1
3.1	Pendahuluan .....	III-1
3.2	Pengumpulan Data .....	III-1
3.3	Tahapan Penelitian .....	III-3
3.3.1	Kerangka Kerja .....	III-4
3.3.2	Kriteria Pengujian .....	III-5
3.3.3	Format Data Pengujian.....	III-5
3.3.4	Alat yang digunakan dalam Pelaksanaan Penelitian .....	III-7
3.3.5	Pengujian Penelitian.....	III-7
3.3.6	Analisis Hasil Penelitian dan Membuat Kesimpulan.....	III-8
3.4	Metode Pengembangan Perangkat Lunak .....	III-8
3.4.1	Fase Insepsi .....	III-8
3.4.2	Fase Elaborasi .....	III-9
3.4.3	Fase Konstruksi.....	III-9
3.4.4	Fase Transisi .....	III-10
3.5	Kesimpulan.....	III-10
BAB IV PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK .....		IV-1
4.1	Pendahuluan .....	IV-1
4.2	Fase Insepsi .....	IV-1
4.2.1	Pemodelan Bisnis .....	IV-1
4.2.2	Kebutuhan Sistem .....	IV-2
4.2.3	Analisis dan Desain.....	IV-3
4.2.3.1	Analisis Kebutuhan Perangkat Lunak.....	IV-4
4.2.3.2	Analisis Data.....	IV-4
4.2.3.3	Analisis <i>pre-processing</i> .....	IV-5
4.2.3.4	Analisis Proses Klasifikasi .....	IV-20
4.2.4	Implementasi.....	IV-21
4.2.4.1	<i>Use Case</i> .....	IV-21

4.2.4.2	Tabel Definisi Pengguna.....	IV-22
4.2.4.3	Tabel Definisi <i>Use Case</i> .....	IV-23
4.2.4.4	Tabel Skenario <i>Use Case</i> .....	IV-23
4.3	Fase Elaborasi.....	IV-27
4.3.1	Pemodelan Bisnis .....	IV-27
4.3.2	Perancangan Data.....	IV-27
4.3.3	Perancangan Antar Muka.....	IV-28
4.3.4	Kebutuhan Sistem .....	IV-28
4.3.5	<i>Activity Diagram</i> .....	IV-29
4.3.6	<i>Sequence Diagram</i> .....	IV-31
4.4	Fase Konstruksi .....	IV-33
4.4.1.	Kebutuhan Sistem .....	IV-34
4.4.2.	Diagram Kelas.....	IV-34
4.4.3.	Implementasi .....	IV-34
4.4.3.1	Implementasi Kelas.....	IV-35
4.4.3.2	Implementasi Antarmuka.....	IV-36
4.5	Fase Transisi.....	IV-37
4.5.1	Pemodelan Bisnis .....	IV-37
4.5.2	Rencana Pengujian .....	IV-37
4.5.3	Implementasi .....	IV-38
4.5.3.1	Pengujian <i>Use Case</i> Input Data .....	IV-39
4.5.3.2	Pengujian <i>Use Case</i> Memproses Data .....	IV-39
4.5.3.3	Pengujian <i>Use Case</i> Proses Klasifikasi .....	IV-40
4.5.3.4	Pengujian <i>Use Case</i> Proses Pengujian Klasifikasi .....	IV-41
4.6	Kesimpulan.....	IV-41
BAB V HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN.....		V-1
5.1	Pendahuluan .....	V-1
5.2	Data Hasil Penelitian .....	V-1
5.2.1	Konfigurasi Percobaan .....	V-1
5.2.2	Data Hasil Konfigurasi.....	V-2
5.3	Analisis Hasil Penelitian .....	V-4
5.4	Kesimpulan.....	V-7

BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN .....	VI-1
6.1    Pendahuluan .....	VI-1
6.2    Kesimpulan.....	VI-1
6.3    Saran .....	VI-1
DAFTAR PUSTAKA .....	xvi
LAMPIRAN.....	xx

## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel III- 1 Pembagian Dataset.....	III-2
Tabel III- 2 Contoh <i>Tweet</i> .....	III-2
Tabel III- 3 Rancangan Tabel Hasil Uji Setiap Kombinasi .....	III-6
Tabel III- 4 Rancangan Tabel Hasil Uji Setiap Kategori.....	III-6
Tabel III- 5 Rancangan Tabel Hasil Uji Kesalahan Setiap Kategori .....	III-6
Tabel III- 6 Rancangan Tabel Hasil Analisis Klasifikasi.....	III-8
Tabel IV- 1 Kebutuhan Fungsional Perangkat Lunak.....	IV-3
Tabel IV- 2 Kebutuhan Non-Fungsional Perangkat Lunak .....	IV-3
Tabel IV- 3 Kombinasi Kategori Data .....	IV-5
Tabel IV- 4 Contoh <i>Tweet</i> .....	IV-6
Tabel IV- 5 Hasil Proses <i>Cleaning</i> .....	IV-8
Tabel IV- 6 Hasil Proses <i>Case Folding</i> .....	IV-9
Tabel IV- 7 Hasil Proses Normalisasi.....	IV-11
Tabel IV- 8 Kamus Token.....	IV-13
Tabel IV- 9 Hasil Proses Tokenisasi.....	IV-15
Tabel IV- 10 Hasil Proses <i>Padding</i> .....	IV-17
Tabel IV- 11 Contoh <i>Word Vector</i> dengan 400 Dimensi.....	IV-19
Tabel IV- 12 Rentang Nilai <i>Hyperparameter</i> .....	IV-20
Tabel IV- 13 Definisi Pengguna .....	IV-22
Tabel IV- 14 Definisi <i>Use Case</i> .....	IV-23
Tabel IV- 15 Skenario Input Data.....	IV-24
Tabel IV- 16 Skenario Memproses Data.....	IV-24
Tabel IV- 17 Melakukan Proses Klasifikasi .....	IV-25
Tabel IV- 18 Melakukan Proses Pengujian Klasifikasi .....	IV-26
Tabel IV- 19 Implementasi Kelas .....	IV-35
Tabel IV- 20 Rencana Pengujian Input Data .....	IV-37
Tabel IV- 21 Rencana Pengujian Memproses Data .....	IV-37
Tabel IV- 22 Rencana Pengujian Proses Klasifikasi .....	IV-38
Tabel IV- 23 Rencana Pengujian Proses Pengujian Klasifikasi.....	IV-38
Tabel IV- 24 Hasil Pengujian <i>Use Case</i> Input Data .....	IV-39
Tabel IV- 25 Hasil Pengujian <i>Use Case</i> Memproses Data .....	IV-39
Tabel IV- 26 Hasil Pengujian <i>Use Case</i> Proses Klasifikasi.....	IV-40
Tabel IV- 27 Hasil Pengujian <i>Use Case</i> Proses Pengujian Klasifikasi.....	IV-41
Tabel V- 1 Konfigurasi <i>Hyperparameter</i> .....	V-1
Tabel V- 2 Hasil <i>Training</i> .....	V-2
Tabel V- 3 Jumlah Kombinasi Kategori Data Uji.....	V-4
Tabel V- 4 Jumlah Kategori Data Uji .....	V-5
Tabel V- 5 Jumlah Kesalahan Prediksi Pada Kategori .....	V-5
Tabel V- 6 Contoh Data yang Salah Klasifikasi .....	V-5
Tabel V- 7 <i>Hamming Loss</i> .....	V-6

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar II- 1 Arsitektur <i>Long Short-Term Memory</i> (Chevalier, 2018) .....	II-6
Gambar II- 2 Arsitektur <i>Rational Unified Process</i> (Kruchten, 2000).....	II-11
Gambar III- 1 Distribusi Jumlah <i>Tweet</i> per Kategori.....	III-1
Gambar III- 2 Diagram Tahapan Penelitian.....	III-3
Gambar III- 3 Diagram Tahapan Proses Perangkat Lunak .....	III-4
Gambar IV- 1 Diagram <i>Use Case</i> .....	IV-22
Gambar IV- 2 Rancangan Antarmuka.....	IV-28
Gambar IV- 3 Diagram <i>Activity</i> Input Data .....	IV-29
Gambar IV- 4 Diagram <i>Activity</i> Memproses Data.....	IV-30
Gambar IV- 5 Diagram <i>Activity</i> Proses Klasifikasi .....	IV-30
Gambar IV- 6 Diagram <i>Activity</i> Pengujian Klasifikasi.....	IV-31
Gambar IV- 7 Diagram <i>Sequence</i> Input Data .....	IV-32
Gambar IV- 8 Diagram <i>Sequence</i> Memproses Data .....	IV-32
Gambar IV- 9 Diagram <i>Sequence</i> Proses Klasifikasi .....	IV-33
Gambar IV- 10 Diagram <i>Sequence</i> Pengujian Klasifikasi.....	IV-33
Gambar IV- 11 Diagram Kelas .....	IV-34
Gambar IV- 12 Antarmuka Perangkat Lunak .....	IV-36
Gambar V- 1 Hasil <i>Training Accuracy</i> .....	V-3
Gambar V- 2 Hasil <i>Training Loss</i> .....	V-4

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Pendahuluan**

Pada bab ini akan dideskripsikan tentang latar belakang yang digunakan dalam penelitian, meliputi rumusan masalah yang akan diangkat, manfaat dan tujuan dari penelitian, batasan masalah yang digunakan, sistematika untuk penulisan dan kesimpulan dari bab ini.

### **1.2 Latar Belakang**

Twitter adalah platform media sosial yang populer digunakan di wilayah Indonesia dengan total pengguna mencapai lebih dari 20 juta orang dan menempati posisi ketiga di dunia (Amin et al., 2018). Pada platform media sosial ini pengguna dapat menulis *tweet* secara bebas tanpa adanya batasan apapun. Dalam *tweet* tersebut tidak hanya mengandung komentar yang baik, tetapi juga berbagai hujatan dan komentar *toxic*. Komentar *toxic* adalah komentar yang memiliki unsur kebencian, merendahkan, membahayakan, dan menghina yang diberikan oleh pengguna internet (Sidiq et al., 2020). Komentar tersebut dapat menimbulkan masalah serius dalam media sosial yang membuat sebagian orang akan menghindari terlibat dalam perdebatan yang tidak adil dan sehat (Rumagit, 2020). Komentar *toxic* ini diklasifikasikan menjadi empat label, yaitu pornografi, sara, radikalisme dan pencemaran nama baik.

Penelitian yang dilakukan Vidyullatha et al., (2021) dalam klasifikasi komentar *toxic* menggunakan *BR Method with Multinomial Naive Bayes classifiers*



dan *BR Method with SVM classifiers*. Hasil dari penelitian tersebut metode kedua mendapatkan akurasi tertinggi sebesar 88,16 %. Penelitian yang dilakukan Rahul et al., (2020) mengenai klasifikasi komentar *toxic* menggunakan metode *Logistic Regression*, *Naive Bayes*, *Decision Tree*, *Random Forest*, *K-Nearest Neighbor* (KNN), dan *Support Vector Machine* (SVM). Dari penelitian tersebut, metode *Logistic Regression* mendapatkan nilai yang paling baik dengan akurasi 89,46 %. Rahul et al., memberikan saran pada penelitian lebih lanjut untuk menggunakan *Long Short Term Memory* dalam meningkatkan hasil yang telah di dapat.

*Long Short Term Memory* adalah salah satu jenis arsitektur RNN yang dimodifikasi untuk mengatasi masalah dalam mempertahankan memori jangka panjang dan memanipulasi informasi yang tidak lagi dibutuhkan. Pada *Long Short Term Memory*, satu set *gates* digunakan untuk mengontrol kapan informasi memasuki memori. *Long Short Term Memory* paling cocok untuk data *sequence* seperti prediksi dan klasifikasi teks (Manaswi, 2018).

Penelitian Gupta et al. (2021) dalam melakukan klasifikasi komentar *toxic* menggunakan *Long Short Term Memory* menunjukkan hasil akurasi sebesar 98,05 % dengan teknik *Word Embedding*. Dalam penelitian lain yang dilakukan oleh Rumagit (2020) tentang klasifikasi komentar *toxic* dengan *Long Short Term Memory* dalam bahasa Indonesia mendapatkan nilai akurasi mencapai 95,58% . Penelitian lain yang dilakukan oleh Sharma & Patel (2018) membandingkan performa *Long Short Term Memory*, *Convolutional Neural Network* dan *Neural Network* dalam klasifikasi komentar *toxic*. Dari penelitian tersebut LSTM mendapatkan akurasi yang paling tinggi sebesar 98,77 %.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan sebelumnya, *Long Short Term Memory* menunjukkan performa yang paling baik dalam melakukan klasifikasi. Klasifikasi multilabel komentar *toxic* dilakukan untuk mengurangi tingkat *cyberbullying* dan diskriminasi di dunia maya yang membahayakan masyarakat. Pada penelitian ini *Long Short Term Memory* akan digunakan dalam melakukan klasifikasi multilabel komentar.

### **1.3 Rumusan Masalah**

Berdasarkan penjelasan pada latar belakang sebelumnya maka rumusan masalah dari penelitian ini adalah :

1. Bagaimana melakukan klasifikasi multilabel komentar menggunakan *Long Short Term Memory* ?
2. Bagaimana kinerja *Long Short Term Memory* dalam klasifikasi multilabel komentar?

### **1.4 Tujuan Penelitian**

Tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Menghasilkan perangkat lunak untuk klasifikasi multilabel komentar menggunakan *Long Short Term Memory*.
2. Mengetahui kinerja *hamming loss* pada *Long Short Term Memory* dalam klasifikasi multilabel komentar.

### **1.5 Manfaat Penelitian**

Manfaat Penelitian yang diperoleh adalah :

1. Mengurangi tingkat komentar *toxic* dalam berkomunikasi di media sosial.
2. Hasil penelitian dapat menjadi referensi untuk bidang terkait.

## 1.6 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah :

1. Dataset yang digunakan adalah *tweet* berbahasa Indonesia yang berasal dari *Github*.
2. Klasifikasi terdiri dari 4 label, yaitu pornografi, sara, radikalisme dan pencemaran nama baik.

## 1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika untuk penulisan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

### **BAB I. PENDAHULUAN**

Pada bab ini membahas tentang latar belakang, perumusan masalah, tujuan dan manfaat dari penelitian, batasan masalah, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan pada penyusunan penelitian ini.

### **BAB II. KAJIAN LITERATUR**

Pada bab ini membahas dasar-dasar teori yang akan digunakan pada penelitian yaitu pengertian dari klasifikasi teks, klasifikasi multilabel, komentar *toxic*, metode *Long Short Term Memory*, twitter dan berbagai studi terkait yang relevan.

### **BAB III. METODOLOGI PENELITIAN**

Pada bab ini membahas langkah-langkah dalam penelitian yang akan dijalani, seperti proses pengumpulan data, perancangan dari sistem yang dibuat dan rincian setiap tahapan dalam melakukan penelitian sesuai dengan kerangka kerja yang telah disusun.

#### **BAB IV. PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK**

Pada bab ini tahapan dalam merancang perangkat lunak yang dibuat akan dijelaskan. Proses dimulai dengan menganalisis kebutuhan, dilanjutkan dengan merancang, mengkonstruksi dan akhirnya pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa perangkat lunak telah memenuhi kebutuhan dari penelitian.

#### **BAB V. HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN**

Pada bab ini hasil dari pengujian yang telah dilakukan berdasarkan tahapan-tahapan yang disusun akan dijelaskan. Tabel untuk hasil pengujian yang dibuat akan digunakan sebagai acuan untuk menyusun kesimpulan pada bab selanjutnya.

#### **BAB VI. KESIMPULAN DAN SARAN**

Pada bab berisi kesimpulan dari penjelasan bab sebelumnya dan saran untuk melakukan penelitian selanjutnya

##### **1.8 Kesimpulan**

Pada bab ini telah dijelaskan mengenai rencana penelitian yang akan dilakukan termasuk latar belakang dari penelitian, rumusan masalah, tujuan dan manfaat dari penelitian yang dilakukan, batasan masalah serta bagaimana sistematika dari penulisan akan dibuat.

## DAFTAR PUSTAKA

- Agarwal, B., & Mittal, N. (2014). Text Classification Using Machine Learning Methods-A Survey. In *et al. Proceedings of the Second International Conference on Soft Computing for Problem Solving (SocProS 2012), December 28-30, 2012. Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 236, pp. 701–709). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-81-322-1602-5>
- Alsharef, A., Aggarwal, K., Sonia, Koundal, D., Alyami, H., & Ameyed, D. (2022). An Automated Toxicity Classification on Social Media Using LSTM and Word Embedding. *Computational Intelligence and Neuroscience, 2022*, 8467349. <https://doi.org/10.1155/2022/8467349>
- Amin, I., Pramestri, Z., Hodge, G., & Lee, J. G. (2018). Social media insights for sustainable development and humanitarian action in Indonesia. *Journal of Physics: Conference Series, 971*(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/971/1/012040>
- Budiman, I., Faisal, M. R., & Nugrahadi, D. T. (2020). Studi Ekstraksi Fitur Berbasis Vektor Word2Vec pada Pembentukan Fitur Berdimensi Rendah. *Jurnal Komputasi, 8*(1), 62–69.
- Chevalier, G. (2018). *LARNN: Linear Attention Recurrent Neural Network*. <http://arxiv.org/abs/1808.05578>
- Evans, A., Twomey, J., & Talan, S. (2011). Twitter as a Public Relations Tool. *Public Relations Journal, 5*(1), 1–20.
- Gupta, A., Nayyar, A., Arora, S., & Jain, R. (2021). Detection and Classification of Toxic Comments by Using LSTM and Bi-LSTM Approach. In *Luhach, A.K., Jat, D.S., Bin Ghazali, K.H., Gao, XZ., Lingras, P. (eds) Advanced Informatics for Computing Research. ICAICR 2020. Communications in Computer and Information Science, vol 1393*. (pp. 100–112). Springer, Singapore. [https://doi.org/10.1007/978-981-16-3660-8\\_10](https://doi.org/10.1007/978-981-16-3660-8_10)
- Kruchten, P. (2000). The Rational Unified Process--An Introduction. *Rational Software*.

- Le, X. H., Ho, H. V., Lee, G., & Jung, S. (2019). Application of Long Short-Term Memory (LSTM) neural network for flood forecasting. *Water*, *11*(7), 1–19. <https://doi.org/10.3390/w11071387>
- Li, D., & Qian, J. (2016). Text sentiment analysis based on long short-term memory. *2016 First IEEE International Conference on Computer Communication and the Internet (ICCCI)*, 471–475. <https://doi.org/10.1109/CCI.2016.7778967>
- Manaswi, N. K. (2018). RNN and LSTM. In *Deep Learning with Applications Using Python* (pp. 115–122). <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3516-4>
- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2009). *An Introduction to Information Retrieval*.
- Mhatre, M., Phondekar, D., Kadam, P., Chawathe, A., & Ghag, K. (2017). Dimensionality reduction for sentiment analysis using pre-processing techniques. *Proceedings of the IEEE 2017 International Conference on Computing Methodologies and Communication*, 16–21. <https://doi.org/10.1109/ICCMC.2017.8282676>
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space. *1st International Conference on Learning Representations, ICLR 2013 - Workshop Track Proceedings*, 1–12.
- Minaee, S., Kalchbrenner, N., Cambria, E., Nikzad, N., Chenaghlu, M., & Gao, J. (2020). *Deep Learning Based Text Classification: A Comprehensive Review*. *1*(1), 1–43. <http://arxiv.org/abs/2004.03705>
- Mujilawahati, S. (2016). Pre-Processing Text Mining Pada Data Twitter. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi 2016 (SENTIKA 2016)*, 49–56.
- Nabiilah, G. Z., Prasetyo, S. Y., Izdihar, Z. N., & Girsang, A. S. (2023). BERT base model for toxic comment analysis on Indonesian social media. *Procedia Computer Science*, *216*, 714–721. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.188>
- Pereira, R. B., Plastino, A., Zadrozny, B., & Merschmann, L. H. C. (2018). Correlation analysis of performance measures for multi-label classification. *Information Processing and Management*, *54*(3), 359–369. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2018.01.002>

- Pratama, E. D. (2022). Implementasi Model Long-Short Term Memory (LSTM) pada Klasifikasi Teks Data SMS Spam Berbahasa Indonesia. *The Journal on Machine Learning and Computational Intelligence (JMLCI)*, 1(2), 38–42.
- Rahul, Kajla, H., Hooda, J., & Saini, G. (2020). Classification of Online Toxic Comments Using Machine Learning Algorithms. *Proceedings of the International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, ICICCS 2020, Iciccs*, 1119–1123. <https://doi.org/10.1109/ICICCS48265.2020.9120939>
- Risch, J., & Krestel, R. (2020). Toxic Comment Detection in Online Discussions. In Agarwal, B., Nayak, R., Mittal, N., Patnaik, S. (eds) *Deep Learning Based Approaches for Sentiment Analysis. Algorithms for Intelligent Systems*. (pp. 85–109). Springer, Singapore. [https://doi.org/10.1007/978-981-15-1216-2\\_4](https://doi.org/10.1007/978-981-15-1216-2_4)
- Rong, X. (2014). *word2vec Parameter Learning Explained*. 1–21. <http://arxiv.org/abs/1411.2738>
- Rumagit, R. Y. (2020). Multilabel Classification for Toxic Comments in Indonesian. *Engineering, Mathematics and Computer Science (EMACS) Journal*, 2(1), 29–34. <https://doi.org/10.21512/emacsjournal.v2i1.6256>
- Sahuri, G. (2018). Studi Perbandingan Penggabungan Metode Pemilihan Fitur dengan Metode Klasifikasi dalam Klasifikasi Teks. *INFORMATION SYSTEM APPLICATION, 01(02)*, 1–5.
- Saputri, M. S., Mahendra, R., & Adriani, M. (2019). Emotion Classification on Indonesian Twitter Dataset. *Proceedings of the 2018 International Conference on Asian Language Processing, IALP 2018*, 90–95. <https://doi.org/10.1109/IALP.2018.8629262>
- Sari, W. K., Rini, D. P., & Firsandaya Malik, R. (2020). Multilabel Classification for News Article Using Long Short-Term Memory. *Sriwijaya Journal of Informatic and Applications, 01(01)*, 34–44. <http://sjia.ejournal.unsri.ac.id>
- Sharma, R., & Patel, M. (2018). Toxic Comment Classification Using Neural Networks and Machine Learning. *IARJSET*, 5(9), 47–52. <https://doi.org/10.17148/IARJSET.2018.597>
- Sidiq, R. P., Dermawan, B. A., & Umaidah, Y. (2020). Sentimen Analisis Komentar

- Toxic pada Grup Facebook Game Online Menggunakan Klasifikasi Naïve Bayes. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 5(3), 356. <https://doi.org/10.32493/informatika.v5i3.6571>
- Tarekegn, A. N., Giacobini, M., & Michalak, K. (2021). A review of methods for imbalanced multi-label classification. *Pattern Recognition*, 118, 107965. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2021.107965>
- Tia, T. K., & Kusuma, W. A. (2018). MODEL SIMULASI PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK MENGGUNAKAN RATIONAL UNIFIED PROCESS (RUP). *Teknika: Engineering and Sains Journal*, 2(1), 33. <https://doi.org/10.51804/tesj.v2i1.226.33-40>
- Vidyullatha, P., Narayan Padhy, S., Geetha Priya, J., Srija, K., & Koppiseti, S. (2021). Identification and Classification of Toxic Comment Using Machine Learning Methods. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education*, 12(9), 70–74.
- Wiraguna, A., Said Al Faraby, S.T., M. S., & Prof. Dr. Adiwijaya, S.Si, M. S. (2019). Klasifikasi Topik Multi Label pada Hadis Bukhari dalam Terjemahan Bahasa Indonesia Menggunakan Random Forest. *E-Proceeding of Engineering*, 6(1), 2144–2153.
- Zhu, Y., Yan, E., & Wang, F. (2017). Semantic relatedness and similarity of biomedical terms: Examining the effects of recency, size, and section of biomedical publications on the performance of word2vec. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 17(1), 1–8. <https://doi.org/10.1186/s12911-017-0498-1>