

**KLASIFIKASI EMOSI PADA TWITTER MENGGUNAKAN
*BIDIRECTIONAL LONG SHORT TERM MEMORY***

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



Oleh:

Rachel Pane
NIM: 09021281924069

**Jurusan Teknik Informatika
FAKULTAS ILMU KOMPUTER UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2023**

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

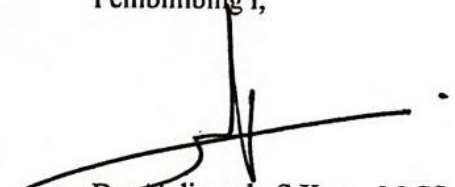
KLASIFIKASI EMOSI PADA TWITTER MENGGUNAKAN *BIDIRECTIONAL LONG SHORT TERM MEMORY*

Oleh:

Rachel Pane
NIM : 09021281924069


Palembang, 7 Juli 2023

Pembimbing I,



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

Pembimbing II,



Desty Rodiah, S.Kom., M.T
NIP. 198912212020122011

Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika



Alvi Syahrini Utami, M.Kom
NIP. 197812222006042003

TANDA LULUS UJIAN SIDANG SKRIPSI

Pada hari Rabu, 26 Juni 2023 telah dilaksanakan sidang skripsi oleh Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Nama : Rachel Pane
NIM : 09021281924069
Judul : Klasifikasi Emosi Pada Twitter Menggunakan *Bidirectional Long Short Term Memory*

dan dinyatakan **LULUS**.


1. Ketua Penguji

Mastura Diana Marieska, M.T.
NIP. 198603212018032001



2. Penguji

Novi Yusliani, S.Kom., M.T.
NIP. 198211082012122001



3. Pembimbing I

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



4. Pembimbing II

Desty Rodiah, S.Kom., M.T.
NIP.198912212020122011



Mengetahui
Ketua Jurusan Teknik Informatika



Alvi Syahrini Utami, M.Kom
NIP. 197812222006042003

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Rachel Pane
NIM : 09021281924069
Program Studi : Teknik Informatika
Judul : Klasifikasi Emosi Pada Twitter Menggunakan
Bidirectional Long Short Term Memory

Hasil Pengecekan *Software iThenticate/Turnitin* : 16%

Menyatakan bahwa Laporan Projek saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan/plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan/plagiat dalam laporan projek ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik Universitas Sriwijaya sesuai dengan ketentuan yang berlaku.

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



Palembang, 7 Juli 2023



Rachel Pane
NIM. 09021281924069

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

“Whatever will be, will be.”

Kupersembahkan Karya Tulis Ini Kepada:

- **Keluargaku**
- **Teman-teman Seperjuangan**
- **Fakultas Ilmu Komputer**
- **Universitas Sriwijaya**

ABSTRACT

Twitter is one of the social media platforms where users can share messages. These messages often contain emotions. The conveyed emotions in these tweets can be recognized through an emotion classification process. However, the text data in tweets is often unstructured, so the appropriate method needs to be applied for emotion classification. The method used in this research involves the utilization of Deep Learning algorithm, specifically Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM), which is an extension of the Long Short Term Memory (LSTM) method for emotion classification. The emotion classification process in this research utilizes 3185 data, which is then divided into 80% training data and 20% testing data. Additionally, the use of Word2Vec word embedding is implemented to maximize the results. After tuning the hyperparameters using random search, the best final result for the Bi-LSTM model is obtained with a dropout layer of 0.2, hidden units of 128, dropout in the Bi-LSTM layer of 0.3, recurrent dropout of 0.4, 10 epochs, and a batch size of 32. The final evaluation results reach an accuracy of 78% with macro precision, macro recall, and macro F-Measure averaging at 79%, 78%, and 78% respectively. Similarly, the weighted precision, weighted recall, and weighted F-Measure reach 79%, 78%, and 78% respectively, which is considered good for analyzing emotions in Twitter texts.

Key Word: Emotion Classification, Twitter, Word2Vec, Bidirectional Long Short Term Memory

ABSTRAK

Twitter merupakan salah satu platform media sosial dimana pengguna dapat membagikan suatu pesan. Dalam pesan tersebut seringkali terkandung sebuah emosi. Emosi yang disampaikan melalui cuitan ini bisa dikenali melalui proses klasifikasi emosi. Namun, data teks pada tweet seringkali tidak terstruktur sehingga untuk melakukan klasifikasi emosi diperlukan penerapan metode yang tepat. Metode yang digunakan pada penelitian ini melibatkan penggunaan algoritma dari *Deep Learning* yaitu *Bidirectional Long Short Term Memory* (Bi-LSTM) yang merupakan lanjutan dari metode *Long Short Term Memory* (LSTM) untuk klasifikasi emosi. Proses klasifikasi emosi dalam penelitian ini menggunakan 3185 data yang kemudian akan dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Selanjutnya, penggunaan *word embedding* Word2Vec juga diterapkan agar hasil yang diberikan maksimal. Setelah melakukan tuning pada hyperparameter menggunakan *random search*, diperoleh hasil akhir terbaik untuk model Bi-LSTM menggunakan layer *dropout* 0.2, *hidden unit* 128, *dropout* pada layer Bi-LSTM 0.3, *recurrent dropout* 0.4, *epochs* 10, dan *batch size* 32 sehingga hasil evaluasi akhir mencapai 78% dengan nilai rata-rata *macro precision*, *macro recall*, dan *macro F-Measure* masing-masing sebesar 79%, 78%, 78% dan juga untuk *weighted precision*, *weighted recall*, dan *weighted F-Measure* masing-masing sebesar 79%, 78%, dan 78% dimana cukup bagus untuk menganalisis emosi pada teks Twitter.

Kata Kunci: Klasifikasi Emosi, Twitter, Word2Vec, *Bidirectional Long Short Term Memory*

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis ucapkan kepada Tuhan yang Maha Esa atas segala rahmat dan karunia-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul “Klasifikasi Emosi Pada Twitter Menggunakan *Bidirectional 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. Pak Dr. Abdiansah, S.Kom., M.CS. dan Ibu Desty Rodiah, S.Kom., M.T. selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan arahan, masukan, kritik dan saran kepada saya dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
5. Ibu Novi Yusliani, M.T selaku dosen penguji yang memberikan masukan dan pengetahuan pada penulis dalam penyelesaian skripsi ini dan Ibu Mastura Diana Marieska, M.T. selaku ketua penguji.

6. 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.
7. Vinito Zummi Zola, Yuniar Pratiwi, Giga Saputra, Friska Rahayu, Debora Hasibuan yang telah menemani dan membantu penulis dari awal perkuliahan hingga menyelesaikan tugas akhir ini.
8. Teman-teman kelas Teknik Informatika Reguler B 2019.
9. 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, 7 Juli 2023

Rachel Pane

DAFTAR ISI

| | Halaman |
|--|---------|
| LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI..... | ii |
| TANDA LULUS UJIAN SIDANG TUGAS AKHIR | iii |
| HALAMAN PERNYATAAN | iv |
| MOTTO DAN PERSEMBAHAN | v |
| ABSTRACT | vi |
| ABSTRAK | vii |
| KATA PENGANTAR | viii |
| DAFTAR ISI..... | x |
| DAFTAR TABEL | xiii |
| DAFTAR GAMBAR | xiv |
| | |
| BAB I PENDAHULUAN | |
| 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 | |
| 2.1. Pendahuluan | II-1 |
| 2.2. Landasan Teori | II-1 |
| 2.2.1. Emosi..... | II-1 |
| 2.2.2. Klasifikasi Teks | II-1 |
| 2.2.3. <i>Text Preprocessing</i> | II-2 |
| 2.2.4. <i>Word2Vec</i> | II-4 |
| 2.2.5. <i>Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM)</i> | II-6 |
| 2.2.6. <i>Confusion Matrix</i> | II-8 |
| 2.2.7. <i>Rational Unified Process</i> | II-9 |
| 2.3. Penelitian Lain Yang Relevan..... | II-11 |
| 2.4. Kesimpulan | II-13 |
| | |
| BAB III METODOLOGI PENELITIAN | |
| 3.1. Pendahuluan | III-1 |
| 3.2. Pengumpulan Data | III-1 |
| 3.3. Tahapan Penelitian | III-3 |
| 3.3.1. Mengumpulkan Data | III-5 |
| 3.3.2. Melakukan <i>split</i> Dataset | III-5 |
| 3.3.3. Melakukan <i>Pre-processing</i> | III-5 |

| | | |
|--------|--|--------|
| 3.3.4. | Membangun Model Bi-LSTM | III-6 |
| 3.3.5. | Melakukan <i>Training</i> dan <i>Testing</i> Model Bi-LSTM | III-8 |
| 3.3.6. | Analisis Hasil Penelitian dan Membuat Kesimpulan | III-8 |
| 3.3.7. | Membuat Laporan dan Publikasi..... | III-10 |
| 3.4. | Metode Pengembangan Perangkat Lunak | III-10 |
| 3.4.1. | Fase Insepsi | III-10 |
| 3.4.2. | Fase Elaborasi..... | III-11 |
| 3.4.3. | Fase Konstruksi | III-11 |
| 3.4.4. | Fase Transisi..... | III-12 |
| 3.5. | Manajemen Proyek Penelitian..... | III-12 |
| 3.6. | Kesimpulan..... | III-15 |

BAB IV PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK

| | | |
|----------|--|-------|
| 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-4 |
| 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-13 |
| 4.2.4. | Implementasi | IV-20 |
| 4.2.4.1. | <i>Use Case</i> | IV-21 |
| 4.2.4.2. | Tabel Definisi Pengguna | IV-21 |
| 4.2.4.3. | Tabel Definisi <i>Use Case</i> | IV-22 |
| 4.2.4.4. | Tabel Skenario <i>Use Case</i> | IV-23 |
| 4.3. | Fase Elaborasi | IV-29 |
| 4.3.1. | Pemodelan Bisnis | IV-29 |
| 4.3.2. | Perancangan Data..... | IV-30 |
| 4.3.3. | Perancangan <i>Interface</i> | IV-30 |
| 4.3.4. | Kebutuhan Sistem | IV-31 |
| 4.3.5. | Diagram Aktivitas | IV-32 |
| 4.3.6. | Diagram <i>Sequence</i> | IV-35 |
| 4.4. | Fase Konstruksi | IV-38 |
| 4.4.1. | Kebutuhan Sistem | IV-38 |
| 4.4.2. | Diagram Kelas..... | IV-39 |
| 4.4.3. | Implementasi | IV-39 |
| 4.4.3.1. | Implementasi Kelas | IV-40 |
| 4.4.3.2. | Implementasi <i>Interface</i> | IV-41 |
| 4.5. | Fase Transisi..... | IV-42 |
| 4.5.1. | Pemodelan Bisnis | IV-42 |
| 4.5.2. | Rencana Pengujian | IV-42 |
| 4.5.3. | Implementasi | IV-44 |
| 4.5.3.1. | Pengujian <i>Use Case</i> Input Data..... | IV-45 |
| 4.5.3.2. | Pengujian <i>Use Case</i> Membuat Model..... | IV-45 |

| | |
|--|-------|
| 4.5.3.3. Pengujian <i>Use Case</i> Input Model..... | IV-46 |
| 4.5.3.4. Pengujian <i>Use Case</i> Uji Model..... | IV-47 |
| 4.5.3.5. Pengujian <i>Use Case</i> Prediksi Emosi..... | IV-48 |
| 4.6. Kesimpulan..... | IV-49 |
| | |
| BAB V HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN | |
| 5.1. Pendahuluan..... | V-1 |
| 5.2. Data Hasil Penelitian..... | V-1 |
| 5.2.1. Konfigurasi Percobaan..... | V-1 |
| 5.2.1.1. Data Hasil Konfigurasi..... | V-2 |
| 5.3. Analisis Hasil Penelitian..... | V-4 |
| 5.4. Kesimpulan..... | V-6 |
| | |
| BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN | |
| 6.1. Pendahuluan..... | VI-1 |
| 6.2. Kesimpulan..... | VI-1 |
| 6.3. Saran..... | VI-1 |
| | |
| DAFTAR PUSTAKA..... | xv |

DAFTAR TABEL

| | Halaman |
|---|---------|
| Tabel II-1. <i>Confusion Matrix</i> | II-8 |
| Tabel III-1. Contoh <i>Tweet</i> | III-2 |
| Tabel III-2. Rancangan Tabel Hasil <i>Training</i> | III-8 |
| Tabel III-3. Rancangan Tabel <i>Confusion Matrix</i> | III-9 |
| Tabel III-4. Rancangan Tabel Hasil Kinerja Model..... | III-9 |
| Tabel IV-1. Kebutuhan Fungsional Perangkat Lunak..... | IV-3 |
| Tabel IV-2. Kebutuhan Non-Fungsional Perangkat Lunak | IV-3 |
| Tabel IV-3. <i>Dataset</i> yang Digunakan | IV-5 |
| Tabel IV-4. Contoh <i>Tweet</i> | IV-6 |
| Tabel IV-5. Hasil Proses <i>Cleaning</i> | IV-7 |
| Tabel IV-6. Hasil Proses <i>Case Folding</i> | IV-7 |
| Tabel IV-7. Hasil Proses Normalisasi | IV-8 |
| Tabel IV-8. Kamus Token..... | IV-9 |
| Tabel IV-9. Hasil Proses Tokenisasi | IV-10 |
| Tabel IV-10. Hasil Proses <i>Padding</i> | IV-11 |
| Tabel IV-11. Contoh <i>Word Vector</i> dengan 400 Dimensi..... | IV-13 |
| Tabel IV-12. Rentang Nilai <i>Hyperparameter</i> | IV-14 |
| Tabel IV-13. Contoh <i>Embedding</i> | IV-15 |
| Tabel IV-14. Contoh Bobot dan Bias..... | IV-15 |
| Tabel IV-15. Contoh <i>Layer Softmax</i> | IV-20 |
| Tabel IV-16. Definisi Pengguna | IV-22 |
| Tabel IV-17. Definisi <i>Use Case</i> | IV-22 |
| Tabel IV-18. Skenario <i>Input Data</i> | IV-23 |
| Tabel IV-19. Skenario Membuat Model | IV-24 |
| Tabel IV-20. Skenario <i>Input Model</i> | IV-26 |
| Tabel IV-21. Skenario Uji Model | IV-27 |
| Tabel IV-22. Skenario Prediksi Emosi..... | IV-28 |
| Tabel IV-23. Implementasi Kelas | IV-40 |
| Tabel IV-24. Rencana Pengujian <i>Use Case Input Data</i> | IV-43 |
| Tabel IV-25. Rencana Pengujian <i>Use Case Buat Model</i> | IV-43 |
| Tabel IV-26. Rencana Pengujian <i>Use Case Input Model</i> | IV-43 |
| Tabel IV-27. Rencana Pengujian <i>Use Case Uji Model</i> | IV-44 |
| Tabel IV-28. Rencana Pengujian <i>Use Case Prediksi Emosi</i> | IV-44 |
| Tabel IV-29. Hasil Pengujian <i>Use Case Input Data</i> | IV-45 |
| Tabel IV-30. Hasil Pengujian <i>Use Case Buat Model</i> | IV-45 |
| Tabel IV-31. Hasil Pengujian <i>Use Case Input Model</i> | IV-46 |
| Tabel IV-32. Hasil Pengujian <i>Use Case Uji Model</i> | IV-47 |
| Tabel IV-33. Hasil Pengujian <i>Use Case Prediksi Emosi</i> | IV-48 |
| Tabel V-1. Hasil <i>Training</i> | V-2 |
| Tabel V-2. <i>Confusion Matrix</i> | V-4 |
| Tabel V-3. Hasil Kinerja Model..... | V-4 |

DAFTAR GAMBAR

| | Halaman |
|---|---------|
| Gambar II-1. CBOW Satu Kata Konteks | II-5 |
| Gambar II-2. CBOW <i>Multiple</i> Kata Konteks | II-5 |
| Gambar II-3. Arsitektur <i>Skip-Gram</i> | II-6 |
| Gambar II-4. Arsitektur Bi-LSTM | II-7 |
| Gambar II-5. Arsitektur RUP | II-9 |
| Gambar III-1. Distribusi Jumlah <i>Tweet</i> Per Kelas Emosi | III-2 |
| Gambar III-2. Diagram Tahapan Penelitian | III-4 |
| Gambar III-3. Arsitektur Sistem | III-7 |
| Gambar IV-1. Diagram <i>Use Case</i> | IV-21 |
| Gambar IV-2. Rancangan <i>Interface Input</i> Data dan Membuat Model..... | IV-30 |
| Gambar IV-3. Rancangan <i>Interface Input</i> Model dan Uji Model..... | IV-31 |
| Gambar IV-4. Rancangan <i>Interface</i> Prediksi Emosi..... | IV-31 |
| Gambar IV-5. Diagram Aktivitas <i>Input</i> Data..... | IV-32 |
| Gambar IV-6. Diagram Aktivitas Buat Model..... | IV-33 |
| Gambar IV-7. Diagram Aktivitas <i>Input</i> Model..... | IV-33 |
| Gambar IV-8. Diagram Aktivitas Uji Model | IV-34 |
| Gambar IV-9. Diagram Aktivitas Prediksi Emosi | IV-35 |
| Gambar IV-10. Diagram <i>Sequence Input</i> Data | IV-36 |
| Gambar IV-11. Diagram <i>Sequence</i> Buat Model | IV-36 |
| Gambar IV-12. Diagram <i>Sequence Input</i> Model | IV-37 |
| Gambar IV-13. Diagram <i>Sequence</i> Uji Model..... | IV-37 |
| Gambar IV-14. Diagram <i>Sequence</i> Prediksi Emosi..... | IV-38 |
| Gambar IV-15. Diagram Kelas | IV-39 |
| Gambar IV-16. <i>Interface Input</i> Data dan Membuat Model | IV-41 |
| Gambar IV-17. <i>Interface Input</i> Model dan Uji Model..... | IV-41 |
| Gambar IV-18. <i>Interface</i> Prediksi Emosi..... | IV-42 |
| Gambar V-1. Hasil <i>Training Accuracy</i> | V-3 |
| Gambar V-2. Hasil <i>Training Loss</i> | V-3 |

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Pendahuluan

Pada bab ini akan membahas latar belakang penelitian tentang klasifikasi emosi pada Twitter menggunakan *Bidirectional Long Short Term Memory* (Bi-LSTM), rumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, batasan masalah atau ruang lingkup, sistematika penulisan laporan, serta kesimpulan.

1.2. Latar Belakang

Salah satu platform media sosial dengan total pengguna aktif harian terbesar adalah Twitter. Di Twitter, pengguna dapat membagikan suatu pesan yang disebut dengan cuitan atau *tweet*. Ungkapan yang disampaikan melalui *tweet* ini dapat merefleksikan bagaimana emosi atau perasaan yang sedang dialami seseorang. Menurut Shaver, Murdaya, Fraley (2001), terdapat lima emosi dasar yang dirasakan manusia, yaitu senang (*happiness*), sedih (*sadness*), marah (*anger*), takut (*anxiety/ fear*), dan cinta (*love*) (Shaver, Murdaya, dan Fraley, 2001). Dikarenakan emosi yang diungkapkan ini sangat beragam jenisnya maka perlu dilakukan klasifikasi.

Dalam melakukan klasifikasi, beberapa penelitian umumnya menggunakan metode *Naïve Bayes* (NB), *Support Vector Machine* (SVM), *K-Nearest Neighbor* (KNN). Namun, dalam beberapa tahun terakhir, metode *deep learning* secara bertahap telah menggantikan metode *machine learning* dan telah

menjadi metode utama untuk melakukan klasifikasi emosi (Tang, Qin, dan Liu, 2015). Penelitian yang membandingkan metode *Support Vector Machine* sebagai model *machine learning* klasik terbaik dengan *Long Short Term Memory* (LSTM) sebagai model *deep learning* telah dilakukan oleh Ghulam et al. (2019), dan membuktikan bahwa *deep learning* memberikan kinerja yang lebih baik daripada *machine learning* (Ghulam et al., 2019).

Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM) adalah salah satu metode *deep learning* sebagai perkembangan dari metode LSTM. Bi-LSTM memiliki dua buah *layer* LSTM yang prosesnya saling berkebalikan arah. Model ini sangat baik untuk mengenal pola dalam kalimat karena setiap kata dalam dokumen akan diproses secara sekuensial (Santosa, Bijaksana, dan Romadhony, 2021). Dalam penelitian yang dilakukan oleh Xu et al. (2019), yang membandingkan beberapa metode *deep learning* yaitu RNN, CNN, LSTM, Bi-LSTM, dan NB pada klasifikasi teks menunjukkan hasil *precision*, *recall*, dan *F1-score* tertinggi diperoleh Bi-LSTM (Xu et al., 2019). Penelitian lain yang mendukung hal ini dilakukan oleh Nugroho et al. (2021), yang melakukan deteksi depresi pengguna Twitter pada bahasa Indonesia menunjukkan akurasi tertinggi yaitu 94.12% diperoleh menggunakan Bi-LSTM dibandingkan model *machine learning* tradisional dan LSTM standar (Nugroho et al., 2021).

Berdasarkan referensi penelitian yang diuraikan diatas, maka disusunlah penelitian yang berjudul “Klasifikasi Emosi pada Twitter menggunakan *Bidirectional Long Short Term Memory*”.

1.3. Rumusan Masalah

Batasan permasalahan yang telah dijelaskan pada latar belakang, maka rumusan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Bagaimana melakukan klasifikasi emosi pada Twitter menggunakan *Bidirectional Long Short Term Memory* (Bi-LSTM)?
2. Bagaimana hasil kinerja metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (Bi-LSTM) pada klasifikasi emosi pada Twitter?

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Menghasilkan perangkat lunak untuk klasifikasi emosi pada Twitter menggunakan *Bidirectional Long Short Term Memory*
2. Mengetahui hasil kinerja *Bidirectional Long Short Term Memory* pada klasifikasi emosi.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini adalah:

1. Sebagai bahan studi dan tambahan ilmu pengetahuan dalam klasifikasi teks bagi mahasiswa/mahasiswi Fakultas Ilmu Komputer terutama Teknik Informatika yang ingin melakukan penelitian selanjutnya.
2. Sebagai media dalam mengembangkan ilmu pengetahuan teknologi dalam bidang *deep learning*.

1.6. Batasan Masalah

Batasan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Data yang digunakan merupakan *tweet* berbahasa Indonesia yang diambil dari media sosial Twitter.
2. Emosi yang dikenali diklasifikasikan menjadi 5 kategori, yaitu: senang (*happy*), sedih (*sadness*), marah (*anger*), takut (*fear*), dan cinta (*love*).

1.7. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan tugas akhir mengikuti standar penulisan tugas akhir Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya yaitu sebagai berikut.

BAB I. PENDAHULUAN

Pada bab ini akan membahas pokok pikiran yang melandasi penelitian, seperti latar belakang, rumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, batasan masalah atau ruang lingkup serta sistematika penulisan.

BAB II. KAJIAN LITERATUR

Pada bab ini membahas dasar teori yang digunakan dalam penelitian, seperti pengertian Klasifikasi Emosi, Media Sosial, Twitter, Metode *Bidirectional Long Short Term Memory (Bi-LSTM)*, dan beberapa literature mengenai penelitian lain yang relevan dengan penelitian ini.

BAB III. METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini membahas mengenai alur yang akan dilaksanakan pada penelitian. Seperti pengumpulan data, analisis data dan perancangan

pembangunan sistem. Serta setiap tahapan pada penelitian dijelaskan secara rinci berdasarkan kerangka kerja yang dibuat.

BAB IV. PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK

Pada bab ini akan membahas proses perancangan perangkat lunak yang akan dikembangkan. Dimulai dari analisis kebutuhan, perancangan, konstruksi dan yang akhirnya akan dilakukan pengujian untuk memastikan perangkat lunak sudah sesuai dengan kebutuhan penelitian.

BAB V. HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

Pada bab ini akan membahas hasil pengujian berdasarkan langkah-langkah yang telah ditetapkan sebelumnya. Tabel hasil pengujian akan menjadi acuan dalam membuat kesimpulan pada bab berikutnya.

BAB VI. KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini akan membahas kesimpulan secara keseluruhan dari hasil penelitian yang telah dilakukan.

1.8. Kesimpulan

Pada bab ini telah dijelaskan pokok pikiran dalam penelitian yang akan dilakukan, seperti latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdillah, J., Asror, I., Firdaus, Y., & Wibowo, A. (2020). Emotion Classification of Song Lyrics using Bidirectional LSTM Method. *RESTI Journal (System Engineering and Information Technology)*, 4(4), 723–729.
- Aziz Sharfuddin, A., Nafis Tihami, M., & Saiful Islam, M. (2018). A Deep Recurrent Neural Network with BiLSTM model for Sentiment Classification. *2018 International Conference on Bangla Speech and Language Processing, ICBSLP 2018, October*. <https://doi.org/10.1109/ICBSLP.2018.8554396>
- Chatterjee, A., Narahari, K. N., Joshi, M., & Agrawal, P. (2019). *SemEval-2019 Task 3 : EmoContext Conte[1]* A. Chatterjee, K. N. Narahari, M. Joshi, and P. Agrawal, “SemEval-2019 Task 3 : EmoContext Contextual Emotion Detection in Text,” pp. 39–48, 2019.xtual Emotion Detection in Text. 39–48.
- Faisal, M. R., & Nugrahadi, D. T. (2020). *Studi Ekstraksi Fitur Berbasis Vektor Word2Vec pada Pembentukan Fitur Berdimensi Rendah*. 8(1), 62–69.
- Feldman, R., & Sanger, J. (2005). *The Text Mining Handbook: Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data*.
- Fitria, A., & Widowati, H. (2017). Implementasi Metode Rational Unified Process Dalam Pengembangan Sistem Administrasi Kependudukan. *Jurnal Teknologi Rekayasa*, 22, 27–36.
- Ghulam, H., Zeng, F., Li, W., & Xiao, Y. (2019). Deep Learning-Based Sentiment Analysis for Roman Urdu Text. *Procedia Computer Science*, 147, 131–135. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.01.202>
- Hartawan, G. P. (2017). Implementasi Rational Unified Process Dalam Sistem Informasi E-Sekolah (Studi Kasus SMA Negeri 1 Cibadak). *Jurnal SANTIKA : Jurnal Ilmiah Sains Dan Teknologi*, Volume 7 N(<https://jurnal.ummi.ac.id/index.php/santika/issue/view/27>), 563–571. <https://jurnal.ummi.ac.id/index.php/santika/issue/view/27>
- Haryanto, D. J., Muflikhah, L., & Fauzi, M. A. (2018). Analisis Sentimen Review Barang Berbahasa Indonesia Dengan Metode Support Vector Machine Dan Query Expansion. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (J-PTIHK) Universitas Brawijaya*, 2(9), 2909–2916.
- Isnain, A. R., Sihabuddin, A., & Suyanto, Y. (2020). Bidirectional Long Short Term Memory Method and Word2vec Extraction Approach for Hate Speech Detection. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 14(2), 169. <https://doi.org/10.22146/ijccs.51743>
- Julianto, R., Bintari, E. D., & Indrianti, I. (2017). Analisis Sentimen Layanan Provider Telepon Seluler pada Twitter Menggunakan Metode Naïve

- Bayesian Classification. *Journal of Big Data Analytic and Artificial Intelligence*, 3(1), 23–30.
- Karyadi, Y. (2022). Prediksi Kualitas Udara Dengan Metoda LSTM, Bidirectional LSTM, dan GRU. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 9(1), 671–684. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v9i1.1588>
- 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>
- Mujilahwati, S. (2016). Pre-Processing Text Mining Pada Data Twitter. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi, 2016*(Sentika), 2089–9815.
- Negara, A. B. P., Muhardi, H., & Sajid, F. (2021). Perbandingan Algoritma Klasifikasi terhadap Emosi Tweet Berbahasa Indonesia. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 7(2), 242. <https://doi.org/10.26418/jp.v7i2.48198>
- Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer Dan Informatika)*, 5(2), 697–711.
- Nugroho, K. S., Akbar, I., Suksmawati, A. N., & Istiadi, I. (2021). Deteksi Depresi dan Kecemasan Pengguna Twitter. *The 4th Conference on Innovation and Application of Science and Technology (CIASTECH 2021)*, *Ciastech*, 287–296.
- Perwitasari, R., Afwani, R., & Anjarwani, S. E. (2020). PENERAPAN METODE RATIONAL UNIFIED PROCESS (RUP) DALAM PENGEMBANGAN SISTEM INFORMASI MEDICAL CHECK UP PADA CITRA MEDICAL CENTRE (The Application of RationalUnifiedProcess (RUP) in Development of a Medical CheckUpInformation System at Citra Medical Centre). *Jtika*, 2(1), 76–88. <http://jtika.if.unram.ac.id/index.php/JTIKA/>
- Rong, X. (2014). *word2vec Parameter Learning Explained*. 1–21. <http://arxiv.org/abs/1411.2738>
- Santosa, R. D. W., Bijaksana, M. A., & Romadhony, A. (2021). Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) untuk Mendeteksi Penggunaan Kalimat Abusive Pada Teks Bahasa Indonesia. *E-Proceeding of Engineering*, 8(1), 691–702.
- 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, November, 90–95.
<https://doi.org/10.1109/IALP.2018.8629262>

Shaver, P. R., Murdaya, U., & Fraley, R. C. (2001). Structure of the Indonesian emotion lexicon. *Asian Journal of Social Psychology, 4*(3), 201–224.
<https://doi.org/10.1111/1467-839X.00086>

Tang, D., Qin, B., & Liu, T. (2015). Deep learning for sentiment analysis: Successful approaches and future challenges. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 5*(6), 292–303.
<https://doi.org/10.1002/widm.1171>

Torregrosa, J., Bello-Orgaz, G., Martínez-Cámara, E., Ser, J. Del, & Camacho, D. (2022). A survey on extremism analysis using natural language processing: definitions, literature review, trends and challenges. In *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing* (Issue 0123456789). Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/s12652-021-03658-z>

Xu, G., Meng, Y., Qiu, X., Yu, Z., & Wu, X. (2019). Sentiment analysis of comment texts based on BiLSTM. *IEEE Access, 7*, 51522–51532.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909919>

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>