PROPOSAL PROYEK

11S4037 – PEMROSESAN BAHASA ALAMI

Multi-label Emotion Classification using Bi-LSTM with GloVe Word Embedding

Disusun oleh:

12S18004 **Rosalia Pane**

12S18008 **Indah Tri Anastasya Manik**

12S18011 **Nadya Putri Tambunan**

12S18043 **Roy Gunawan napitupulu**

12S18048 **Rifka Uli Siregar**

FAKULTAS INFORMATIKA DAN TEKNIK ELEKTRO

INSTITUT TEKNOLOGI DEL

2021

DAFTAR ISI

BAB I PENDAHULUAN 5
1.1. Latar Belakang 5
1.2. Tujuan 7
1.3. Manfaat 7
1.4. Ruang Lingkup 7
BAB II ISI 8
2.1 Analisis 8
2.1.1 Analisis Data 8
2.1.2 Analisis Metode 11
2.2 Desain 11
2.2.1 *Mapping Label* 12
2.2.2 *Data Preprocessing* 12
2.2.3 *Word Embedding Glove* 15
2.2.4 *Modelling with Bi-LSTM* 15
2.2.5 *Evaluation and Results* 16
2.3 Implementasi 16
2.3.1 *Mapping Label* 16
2.3.2 *Data Preprocessing* 16
2.3.3 *Word Embedding Glove* 22
2.3.3 *Modeling with Bi-LSTM* 23
2.4 Hasil 24
2.4.1 Evaluation BI-LSTM Model – Glove 24
2.4.2 *Accuracy Bi-LSTM Model with GloVe* 25
BAB III PENUTUP 26
3.1 Pembagian Tugas dan Tanggung Jawab 26
3.2 Kesimpulan 28
3.2 Saran 28
DAFTAR PUSTAKA 29

DAFTAR TABEL

Tabel 1. Atribut pada dataset 8
Tabel 2. Pembagian tugas dan tanggung jawab 26

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Distribusi Label pada Dataset 10
Gambar 2. Flowchart desain 12
Gambar 3. Contoh Remove words containing numbers 14
Gambar 4. Contoh clean contractions 14
Gambar 5.Contoh clean special characters 14
Gambar 6.Contoh Correct Spelling 14
Gambar 7.Modeling with Bi-LSTM 15
Gambar 8. Code program mengecek nilai null pada data 17
Gambar 9.Output pengecekan nilai null 17
Gambar 10. Kode Program Clean Text 18
Gambar 11. Hasil Clean Text 18
Gambar 12. Kode Program Clean Constractions 19
Gambar 13. Hasil Clean Constractions 19
Gambar 14. Kode Program Clean Special Characters 20
Gambar 15. Hasil Clean Special Character 20
Gambar 16. Kode Program Correct Spelling 20
Gambar 17. Hasil Correct Spelling 21
Gambar 18. Kode Program Remove Space 21
Gambar 19. Hasil Remove Space 22
Gambar 20. Kode Program Embedding GloVe 23
Gambar 21. Output Embedding GloVe 23
Gambar 22. Kode Program Modelling dengan Bi-LSTM 23
Gambar 23. Output Modelling dengan Bi-LSTM 24
Gambar 24. Kode Evaluasi Bi-LSTM - Glove 24
Gambar 25. Output Evaluasi Bi-LSTM - Glove 24
Gambar 26. Kode Program Akurasi Bi-LSTM – Glove 25
Gambar 27. Output Akurasi Bi-LSTM - Glove 25

BAB I PENDAHULUAN

Bagian ini menyajikan latar belakang, tujuan, manfaat dan ruang lingkup pengerjaan proyek.

1.1. Latar Belakang

Emosi adalah keadaan pikiran yang berlangsung terus-menerus, yang ditandai dengan gejala mental, fisik dan perilaku. Emosi seseorang dapat diidentifikasi secara langsung melalui ekspresi wajah dan ucapannya. Mendeteksi emosi secara otomatis sangat penting karena dapat diterapkan di berbagai bidang. Misalnya dalam dunia pendidikan, analisis emosi dapat dimanfaatkan untuk lingkungan *e-learning*. Selain itu, dalam bisnis yang digunakan untuk mengidentifikasi keluhan pelanggan [1].

Dari pengalaman sehari-hari, beberapa emosi tampaknya berbeda dan terjadi secara independen. Emosi yang secara inheren kontradiktif, seperti love dan hate mungkin memerlukan serangkaian kelas yang terpisah untuk mengakomodasikan aspek dari setiap kelas. Disisi lain, emosi yang identik biasanya berada dibawah valensi emosional yang sama dan sering muncul bersamaan dalam situasi tertentu. Oleh karena itu, berbagai emosi ini dapat dikelompokkan bersama. Deteksi emosi, yang berperan sebagai masalah klasifikasi *multi-label* dapat membantu menjelaskan sifat kompleks dari emosi yang terjadi bersamaan, sehingga memberikan pemahaman tentang karakteristik setiap emosi [2].

Pendeteksian emosi merupakan salah satu masalah yang muncul di bidang *Natural Language Processing* (NLP). NLP digunakan untuk memproses data seperti teks yang terstruktur maupun tidak menjadi pengetahuan bermakna untuk berbagai masalah bisnis. NLP telah banyak digunakan untuk solusi masalah seperti klasifikasi, pemodelan topik, *text generation*, QA *system*, rekomendasi, dan lainnya [3].

Baru-baru ini, masalah klasifikasi *multi-label* telah menarik minat yang cukup besar karena penerapannya ke berbagai *domain*, termasuk klasifikasi teks, klasifikasi adegan dan video, dan bioinformatika [4]. Berbeda dengan masalah klasifikasi tradisional label tunggal (yaitu, multi-kelas atau biner), di mana sebuah *instance* dikaitkan dengan hanya satu label dari satu set label yang terbatas, dalam masalah klasifikasi *multi-label*, sebuah *instance* dikaitkan dengan *subset* dari label [5].

Pendeteksian emosi menggunakan klasifikasi *multi-label* menjadi masalah karena suatu kalimat cenderung melibatkan lebih dari satu kategori emosi. Sehingga, tantangan utama yang muncul adalah bagaimana memodelkan ketergantungan antar label menggunakan pendekatan klasifikasi. Misalnya, emosi dengan label "*angry*" dan "*disgust*" memiliki ketergantungan daripada emosi "*sad*" dan "*joy*" yang saling bertentangan [6]. Analisis emosi melalui sebuah teks tampaknya juga menjadi tantangan karena faktanya bahwa ekspresi tekstual tidak selalu secara langsung melibatkan kata-kata yang berhubungan dengan emosi, tetapi seringkali suatu kalimat perlu dipahami untuk memberikan sebuah makna [7].

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah klasifikasi multi-label adalah metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (Bi-LSTM). Metode Bi-LSTM merupakan perkembangan dari model LSTM dengan dua lapisan, dimana lapisan pertama bergerak maju (*forward*) untuk memahami dan memproses dari kata pertama menuju kata terakhir, demikian sebaliknya lapisan atasnya bergerak mundur (*backward*) untuk memahami dan memproses dari kata terakhir menuju kata pertama. Oleh karena itu, Bi-LSTM sangat baik digunakan untuk mengenali pola dalam kalimat, dikarenakan setiap kata dalam kalimat diproses secara sekuensial [8].

Kemudian dalam melakukan klasifikasi, metode Bi-LSTM akan digabungkan dengan salah satu pendekatan pembobotan kata yaitu *pre-trained word embeddings GloVe*. Dimana, *GloVe* merupakan salah satu pendekatan yang memiliki akurasi yang baik untuk memproses pembobotan kata dalam data dibanding model *word embeddings* lain seperti CBOW dan *skip-grams*. Secara keseluruhan, *GloVe* mengungguli model lain dalam hal analogi kata, kemiripan kata dan tugas *named entity recognition* [9]

Oleh karena itu, berdasarkan uraian dari permasalahan sebelumnya, penulis berfokus pada pengklasifikasian emosi *multi-label*, yang bertujuan untuk mengembangkan sistem otomatis untuk mengkategorikan kalimat ke dalam netral dan 27 emosi seperti *admiration, amusement, anger* dan emosi lainnya. Penggunaan pendekatan Bi-LSTM dan *word embedding GloVe* akan membantu dalam membentuk matriks *embedding* pada masalah klasifikasi *multi-label* dengan menggunakan *dataset GoEmotions* yang diperoleh dari *Hugging Face.*

1.2. Tujuan

Tujuan dari proyek *multi-label emotion classification* ini, antara lain:

1. Menerapkan metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (Bi-LSTM) dengan *GloVe* sebagai *word embedding* dalam menganalisis teks apakah teks tersebut termasuk ke dalam teks dengan beberapa label (*multi-label*).
2. Untuk mengetahui bagaimana tingkat akurasi menggunakan metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (Bi-LSTM) dengan *GloVe* sebagai *word embedding* dalam melakukan pengklasifkasian *multi-label*.

1.3. Manfaat

Berikut adalah manfaat dari pembuatan *multi-label emotion classification* menggunakan metode Bi-LSTM dan *GloVe* antara lain:

1. Mengetahui cara dan proses klasifikasi *multi-label emotion* menggunakan metode Bi-LSTM dan *GloVe* sebagai *word embedding*.
2. Mengetahui tingkat akurasi menggunakan metode Bi-LSTM dan *GloVe* sebagai *word embedding* dalam melakukan klasifikasi *multi-label emotion*.

1.4. Ruang Lingkup

Ruang lingkup dalam pengerjaan proyek ini yaitu menggunakan metode Bi-LSTM dan *word embedding GloVe* dengan menggunakan *dataset GoEmotions* yang diperoleh dari *Hugging Face* [10].

BAB II ISI

Pada bab ini mencakup analisis yaitu analisis terhadap data dan analisis terhadap metode.

2.1 Analisis

Pada *subbab* ini dijelaskan analisis yang dilakukan terhadap data dan metode yang digunakan dalam pengimplementasian *multi-label* klasifikasi emosi.

2.1.1 Analisis Data

Dataset yang digunakan dalam proyek ini menggunakan *dataset GoEmotions* yang diperoleh dari *Hugging Face* [10]. *Dataset GoEmotions* terdiri dari 43410 baris dan 37 kolom. *Dataset* tersebut telah diberikan beberapa kelas/label yaitu pada setiap teks dalam data tersebut. Pada Tabel 1 berikut menampilkan gambaran dari dataset yang digunakan yang terdiri dari nama atribut, tipe atribut dan keterangan.

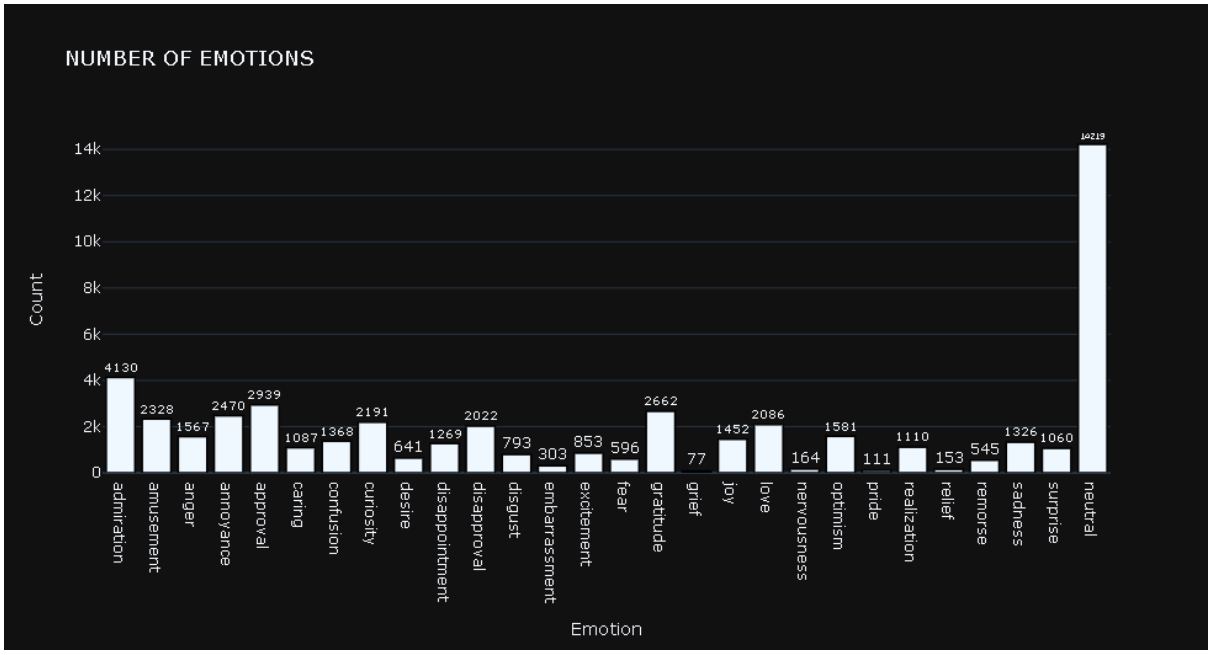
Tabel 1. Atribut pada dataset

No	Nama Atribut	Tipe Atribut	Keterangan
1	*text*	Kategorikal	Komentar yang berasal dari Reddit
2	*id*	Kategorikal	Berisi id text
3	*author*	Kategorikal	Nama pengguna penulis komentar di Reddit
4	*subreddit*	Kategorikal	Subreddit tempat komentar berasal
5	*link_id*	Kategorikal	ID tautan komentar
6	*parent_id*	Kategorikal	ID *parent* dari komentar
7	*created_utc*	Numerik	*Timestamp* komentar
8	*rater_id*	Numerik	ID unik dari annotator
9	*example_very_unclear*	Kategorikal	Apakah annotator menandai label yang tidak jelas atau sulit untuk diberi label (dalam hal ini mereka tidak memilih label emosi)
10	*admiration*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *admiration* (1) dan *non-admiration* (0)
11	*amusement*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *amusement*(1) dan *non-amusement* (0)
12	*anger*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *anger*(1) dan *non-anger* (0)

13	*annoyance*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *annoyance*(1) dan *non-annoyance* (0)
14	*approval*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *approval* (1) dan *non-approval* (0)
15	*caring*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *caring* (1) dan *non-caring* (0)
16	*confusion*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *confusion*(1) dan *non-confusion* (0)
17	*curiosity*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *curiosity* (1) dan *non-curiosity* (0)
18	*desire*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *desire* (1) dan *non-desire* (0)
19	*disappointment*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *disappointment* (1) dan *non-disappointment* (0)
20	*disapproval*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *disapproval* (1) dan *non-disapproval* (0)
21	*disgust*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *disgust* (1) dan *non-disgust* (0)
22	*embarrassment*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *embarrassment* (1) dan *non-embarrassment* (0)
23	*excitement*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *excitement* (1) dan *non-excitement* (0)
24	*fear*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *fear* (1) dan *non-fear* (0)
25	*gratitude*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *gratitude* (1) dan *non-gratitude* (0)
26	*grief*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *grief* (1) dan *non-grief* (0)
27	*joy*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *joy* (1) dan *non-joy* (0)
28	*love*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *love* (1) dan *non-love* (0)
29	*nervousness*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *nervousness* (1) dan *non-nervousness* (0)
30	*optimism*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *optimism* (1) dan *non-optimism* (0)
31	*pride*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *pride* (1) dan *non-pride* (0)

32	*realization*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *realization* (1) dan *non-realization* (0)
33	*relief*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *relief* (1) dan *non-relief* (0)
34	*remorse*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *remorse* (1) dan *non-remorse* (0)
35	*sadness*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *sadness* (1) dan *non-sadness* (0)
36	*surprise*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *surprise* (1) dan *non-surprise* (0)
37	*neutral*	Kategorikal	Berisi pengelompokan *text* antara *neutral* (1) dan *non-neutral* (0)

Berikut adalah distribusi label pada *dataset* ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Distribusi Label pada Dataset

Setiap label dari dataset *GoEmotions*, selanjutnya akan dilakukan pengklasifikasian dengan di *mapping* ke dalam 7 label. Berikut daftar label yang digunakan untuk klasifikasi.

- *anger: anger, annoyance, disapproval*
- *disgust: disgust*
- *fear: fear, nervousness*
- *joy: joy, amusement, approval, excitement, gratitude, love, optimism, relief, pride, admiration, desire, caring*

- *sadness: sadness, disappointment, embarrassment, grief, remorse*
- *surprise: surprise, realization, confusion, curiosity*
- *neutral: neutral*

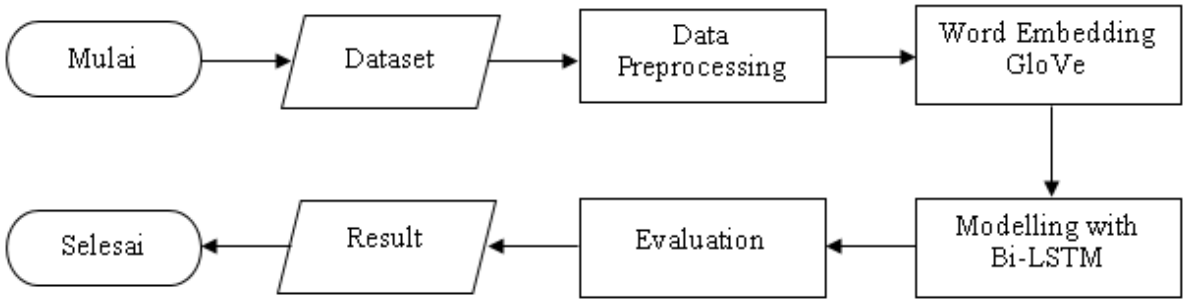
2.1.2 Analisis Metode

Pada klasifikasi kelas (seperti *binary* dan *multi-class*), *output* yang diterima akan tunggal dari beberapa opsi yang diberikan. *Binary class* akan memberikan kemungkinan kelas "N" sebanyak 2 (N = 2) sementara *multi-class* akan memberi kemungkinan sebanyak N > 2. Berbeda dengan *Multi-label text classification*, jenis pengklasifikasian ini memprediksi beberapa kemungkinan label yang akan dilibatkan dalam teks tertentu. Artinya, *output* yang dihasilkan akan lebih dari satu.

Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) adalah perkembangan dari model LSTM dimana terdapat dua lapisan yang prosesnya saling berkebalikan arah, model ini sangat baik untuk mengenali pola dalam kalimat karena setiap kata dalam kalimat diproses secara sekuensial. Dengan adanya lapisan dua arah yang saling berlawanan ini maka model dapat memahami dan mengambil perspektif dari kata terdahulu dan kata terdepan, sehingga proses pembelajaran akan semakin dalam yang berdampak pada model akan lebih memahami konteks pada klasifikasi emosi tersebut. *GloVe* merupakan salah satu pendekatan yang memiliki akurasi yang baik untuk memproses pembobotan kata dalam data dibanding model *word embeddings* lain seperti CBOW dan *skip-grams*. Sehingga dalam melakukan klasifikasi, metode Bi-LSTM akan digabungkan dengan salah satu pendekatan pembobotan kata yaitu *pre-trained word embeddings GloVe*.
Analisis *multi-label emotion classification* pada komentar Reddit yang terdapat dalam *dataset GoEmotions* diklasifikasikan dengan metode Bi-LSTM yang akan digabungkan dengan salah satu pendekatan pembobotan kata yaitu *pre-trained word embeddings GloVe*.

2.2 Desain

Pada subbab ini dijelaskan desain pemrosesan bahasa alami yaitu yang ditampilkan dalam bentuk *flowchart* atau diagram alir seperti ditunjukkan pada Gambar 2 berikut ini.



Gambar 2. Flowchart desain

2.2.1 *Mapping Label*

Pada tahap ini akan dilakukan *mapping* (pemetaan) untuk setiap label dari dataset *GoEmotions* ke dalam 7 label. Berikut daftar label yang digunakan untuk klasifikasi.

- *anger: anger, annoyance, disapproval*
- *disgust: disgust*
- *fear: fear, nervousness*
- *joy: joy, amusement, approval, excitement, gratitude, love, optimism, relief, pride, admiration, desire, caring*
- *sadness: sadness, disappointment, embarrassment, grief, remorse*
- *surprise: surprise, realization, confusion, curiosity*
- *neutral: neutral*

2.2.2 *Data Preprocessing*

Preprocessing adalah proses pengubahan bentuk data yang belum terstruktur menjadi data yang terstruktur. Tahap *preprocessing* mengubah data tekstual menjadi data yang siap dijadikan model *text mining* [12]. Ada beberapa tahapan yang biasa dilakukan pada tahap ini, yaitu *tokenization*, *stop-word removal*, *lowercase conversion*, dan *lemmatization* [12]. Oleh karena itu perlu dilakukan data *preprocessing* untuk menghilangkan kata-kata pada teks atau dokumen yang mengandung beberapa format yang keberadaannya tidak penting dalam *text mining.*

2.2.1.1 *Data Cleaning*

Data yang diperoleh dari dataset memiliki beberapa *noise* yang perlu dibersihkan, misalnya string yang kosong (*incomplete data/missing value*). *Data cleaning* dilakukan ketika data yang diperoleh tidak lengkap (*missing value*), terdapat *error* (*noisy data*) dan juga tidak konsisten. *Data cleaning* perlu dilakukan karena ketiga masalah di atas dapat mengakibatkan hasil prediksi dalam klasifikasi

menjadi tidak akurat. Untuk mengatasi *noisy* data dilakukan beberapa cara yakni *binning, regression, clustering* dan *semi supervised method* [11].

2.2.1.1.1 *Clean Text*

Pada tahap *clean text* dilakukan beberapa proses *data cleanig*, seperti:

- *Clean emoji*

  Tahapan ini merupakan tahapan *preprocessing* untuk menghapus emoji karena tidak dapat dianalisis. Dilakukan dengan mengkodekan *string* menggunakan pengkodean ASCII yang selanjutnya akan didekodekan untuk menghapus emoji.

- *Make text lowercase*

  Lower Casing atau *case folding* atau adalah salah satu tahap dari *preprocessing* untuk *text mining*, dimana semua huruf diubah menjadi huruf kecil untuk mencegah sensitivitas huruf besar-kecil. Dengan cara ini, kita dapat meningkatkan kinerja *classifier* tanpa mempertimbangkan ketidakkonsistenan teks.

- *Remove text in square brackets*

  Karakter [dan] merupakan karakter khusus dalam *regex*. Karakter tersebut digunakan untuk menampilkan daftar karakter yang cocok. Proses ini akan menghapus teks dalam kurung {}, kotak [], dan/atau bulat (), serta kurung itu sendiri.

- *Remove links*

  Penggunaan *remove links* akan membantu dalam menghapus *url* atau *link* yang terdapat dalam teks. Munculnya *remove links* membuat data tidak efektif dan tidak memiliki arti.

- *Remove punctuation*

  Penggunaan *punctuation* (tanda baca) seperti spasi, tanda konvensional atau tipografi tertentu biasanya membantu pembaca untuk memahami teks tertulis. Tetapi dalam pemrosesan data, tanda baca tersebut perlu dihapus untuk menghilangkan bagian data yang tidak membantu, atau *noise*.

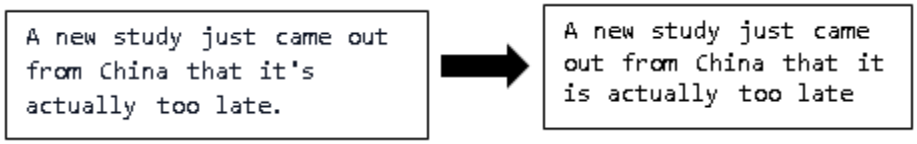
- *Remove words containing numbers*

  Selama proses pembersihan data biasanya diperlukan penghapusan angka dari data di *Natural Language Processing*. Misalkan data memiliki string abcd1234efg567, dan dilakukan penghapusan digit/angka dari string untuk mendapatkan string seperti abcdefg.

Gambar 3. Contoh Remove words containing numbers

2.2.1.1.2 *Clean Contractions*

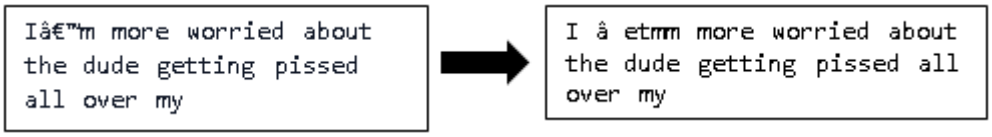
Kata-kata yang ditulis dengan apostrof (‘) disebut sebagai *contractions*. Tujuannya adalah untuk membakukan teks aar lebih masuk akal. Misalnya: *don’t* menjadi *do not, can’t* menjadi *cannot*.



Gambar 4. Contoh clean contractions

2.2.1.1.3 *Clean Special Characters*

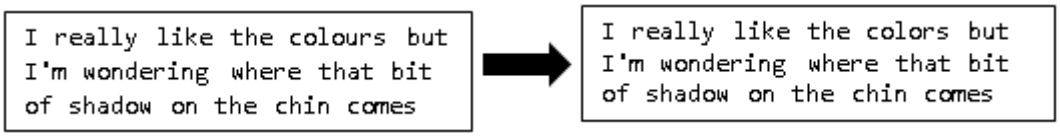
Proses ini bertujuan untuk menghapus spesial karakter yang terdiri dari *non alphanumeric* karakter seperti ! ++ << [% , <=<=] & — <><> | ‘ . = ~ (/ == ~=) /! >>// >>= ! { ? ` * } @ : ; ^ |= &= += -= = /= *=



Gambar 5.Contoh clean special characters

2.2.1.1.4 *Correct Spelling*

Kesalahan ejaan sering terjadi dan telah banyak fitur perangkat lunak yang menyediakan perbaikan dari kesalahan tersebut. *Python* menawarkan banyak modul yang bertujuan untuk membuat penulisan pemeriksa ejaan sederhana menjadi mudah. Dalam hal ini akan digunakan kamus sederhana yang sudah didefinisikan sebelumnya untuk melakukan perbaikan kesalahan ejaan kata.



Gambar 6.Contoh Correct Spelling

2.2.1.1.5 *Remove Space*

Terkadang sebuah data sering memiliki karakter spasi di depan, di akhir, atau beberapa karakter spasi yang disematkan dimana karakter ini terkadang bisa menyebabkan hasil yang tidak diharapkan saat mengurutkan, memfilter, atau mencari data. Keberadaan spasi berlebih juga bisa

menjadi kendala dalam pengolahan data. Maka pada tahap ini tanda spasi yang berlebih akan dihapus untuk membenahi teks-teks tersebut supaya terlihat lebih rapi dan lebih konsisten yang akhirnya akan mempermudah dalam pengolahan data lebih lanjut.

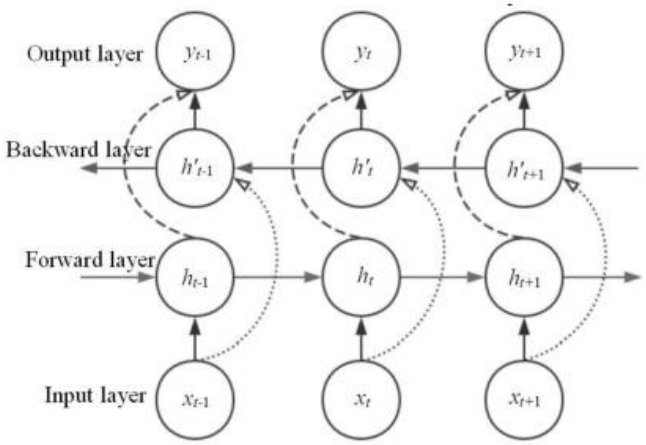
2.2.3 *Word Embedding Glove*

Teks memiliki dimensi dan tidak terstruktur, artinya setiap kata unik dapat dilihat sebagai dimensi yang terpisah. Oleh karena itu, *feature extraction* menjadi salah satu kebutuhan untuk pendeteksian objek, *data mining*, serta pengenalan pola dalam *machine learning* yang digunakan untuk mengekstrak fitur berbeda yang ada dalam dataset untuk mewakili dan menggambarkan sebuah data [12].

Glove merupakan metode *unsupervised* yang menggunakan matriks *co-occurrence* untuk menghasilkan representasi ruang vektor dari kata-kata. Dilakukan dengan cara menghitung seberapa sering kata-kata yang berbeda muncul dalam sebuah korpus. Metode *GloVe* ini membutuhkan semantik dan konteks yang digunakan untuk menjadi pertimbangan dan tidak menggunakan N-gram yang diterapkan pada data [13].

2.2.4 *Modelling with Bi-LSTM*

Setelah dilakukan *word embedding*, selanjutnya akan dilakukan klasifikasi teks menggunakan Bi-LSTM. Input *forward* dan input *backward* merupakan dua jenis masukan yang akan dimasukkan ke dalam arsitektur Bi-LSTM. Bi-LSTM akan sangat bermanfaat dalam hal pelabelan sekuensial apabila memiliki akses terhadap kedua informasi dari sebelum dan sesudahnya.



Gambar 7.Modeling with Bi-LSTM

2.2.5 *Evaluation and Results*

Setelah model selesai dibangun, selanjutnya adalah melakukan evaluasi. Pada tahapan ini proses evaluasi dari hasil yang didapatkan, dilakukan dengan *F1 score*. *F1 score* digunakan karena data yang digunakan sangat tidak seimbang.

2.3 Implementasi

Pada sub bab ini dijelaskan tahap implementasi pemrosesan bahasa alami, yaitu *multi-label classification* menggunakan algoritma Bi-LSTM (*Bidirectional Long Short Term Memory*) dengan *GloVe* sebagai *word embedding*.

2.3.1 *Mapping Label*

Berikut merupakan kode program untuk *mapping* (pemetaan) label kedalam 7 label yang telah dikategorikan sebelumnya.

```
emotion_list = ['admiration', 'amusement', 'anger', 'annoyance', 'approval',
'caring', 'confusion', 'curiosity', 'desire', 'disappointment',
'disapproval', 'disgust', 'embarrassment', 'excitement', 'fear','gratitude',
'grief', 'joy', 'love', 'nervousness', 'optimism','pride', 'realization',
'relief', 'remorse', 'sadness', 'surprise', 'neutral']

enkman_mapping = {
        "anger": ["anger", "annoyance", "disapproval"],
        "disgust": ["disgust"],
        "fear": ["fear", "nervousness"],
        "joy": ["joy", "amusement", "approval", "excitement",
"gratitude",  "love", "optimism", "relief", "pride", "admiration", "desire",
"caring"],
        "sadness": ["sadness", "disappointment", "embarrassment",
"grief",  "remorse"],
        "surprise": ["surprise", "realization", "confusion", "curiosity"],
        "neutral": ["neutral"],
        }
enkman_mapping_rev = {v:key for key, value in enkman_mapping.items() for v
in value}
```

2.3.2 *Data Preprocessing*

Pada bagian ini akan dibahas data preprocessing yang dilakukan sebelum digunakan dalam pemodelan, mencakup *data cleaning* yang terdiri atas *clean text*, *clean contractions*, *clean special characters*, *correct spelling*, dan *remove space*.

2.3.2.1 *Data cleaning*

Pada bagian ini, sebelum melakukan tahapan lainnya perlu dilakukan pemeriksaan terhadap missing value dari data yang digunakan. Berikut adalah kode program dalam mendeteksi *missing value* pada data ditunjukkan pada Gambar 8.

```
# Data Cleaning: mengecek nilai null pada data
data.isna().sum()
```

Gambar 8. Code program mengecek nilai null pada data

Hasil pendeteksian *missing value* pada data ditampilkan pada Gambar 9. Pada gambar tersebut dapat dilihat ringkasan nilai *null* untuk setiap atribut dan dapat dilihat bahwa setiap atribut pada data tidak memiliki *missing value*.

```
text                    0
id                      0
author                  0
subreddit               0
link_id                 0
parent_id               0
created_utc             0
rater_id                0
example_very_unclear    0
admiration              0
amusement               0
anger                   0
annoyance               0
approval                0
caring                  0
confusion               0
curiosity               0
desire                  0
disappointment          0
disapproval             0
disgust                 0
embarrassment           0
excitement              0
fear                    0
gratitude               0
grief                   0
joy                     0
love                    0
nervousness             0
optimism                0
pride                   0
realization             0
relief                  0
remorse                 0
sadness                 0
surprise                0
neutral                 0
dtype: int64
```

Gambar 9.Output pengecekan nilai null

2.3.2.1.1 *Clean Text*

Pada bagian ini *clean text* dilakukan untuk menghapus emoji, mengubah semua teks dalam format huruf kecil (*lowercase*), menghapus teks dalam tanda kurung siku, menghapus link, menghapus tanda baca. Berikut adalah kode program yang dilakukan dalam *clean text* pada data.

```
def clean_text(text):
    '''Clean emoji, Make text lowercase, remove text in square brackets,
remove links, remove punctuation
    and remove words containing numbers.'''
    text = emoji.demojize(text)
    text = re.sub(r'\:(.*?)\:','',text)
    text = str(text).lower()    #Making Text Lowercase
    text = re.sub('\[.*?\]', '', text)
    # the next 2 lines remove html text
    text = re.sub('https?://\S+|www\.\S+', '', text)
    text = re.sub('<.*?>+', '', text)
    text = re.sub('\n', '', text)
    text = re.sub('\w*\d\w*', '', text)
    # replacing everything with space except (a-z, A-Z, ".", "?", "!", ",",
"'")
    text = re.sub(r"[^a-zA-Z?.!,¿']+", " ", text)
    return text
```

Gambar 10. Kode Program *Clean Text*

Hasil *clean text* yang dilakukan pada data yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 11.

	text	id	author	subreddit	link_id	parent_id	created_utc	rater_id	example_very_unclear	admiration	...	love	r
0	that game hurt.	eew5j0j	Brdd9	nrl	t3_ajis4z	t1_eew18eq	1.548381e+09	1	False	0	...	0	
1	sexuality shouldn t be a grouping category it...	eemcysk	TheGreen888	unpopularopinion	t3_ai4q37	t3_ai4q37	1.548084e+09	37	True	0	...	0	
2	you do right, if you don't care then fuck 'em!	ed2mah1	Labalool	confessions	t3_abru74	t1_ed2m7g7	1.546428e+09	37	False	0	...	0	
3	man i love reddit.	eeibobj	MrsRobertshaw	facepalm	t3_ahulml	t3_ahulml	1.547965e+09	18	False	0	...	1	
4	was nowhere near them, he was by the falcon.	eda6yn6	American_Fascist713	starwarsspeculation	t3_ackt2f	t1_eda65q2	1.546669e+09	2	False	0	...	0	

5 rows × 37 columns

Activate W

Gambar 11. Hasil *Clean Text*

2.3.2.1.2 *Clean Constractions*

Pada bagian ini *clean contractions* dilakukan untuk membakukan teks seperti kata yang ditulis dengan apostrof(‘). Berikut adalah kode program yang dilakukan dalam *clean contractions* pada data.

```
def clean_contractions(text, mapping):
    '''Clean contraction using contraction mapping'''
    specials = ["’", "‘", "´", "`"]
    for s in specials:
        text = text.replace(s, "'")
    for word in mapping.keys():
        if ""+word+"" in text:
            text = text.replace(""+word+"", ""+mapping[word]+"")
    #Remove Punctuations
    text = re.sub('[%s]' % re.escape(string.punctuation), '', text)
    # creating a space between a word and the punctuation following it
    # eg: "dia sangat manis." => "dia sangat manis ."
    text = re.sub(r"([?.!,¿])", r" \1 ", text)
    text = re.sub(r'[" "]+', " ", text)
    return text
```

Gambar 12. Kode Program *Clean Constractions*

Hasil *clean contractions* yang dilakukan pada data yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 13.

	text	id	author	subreddit	link_id	parent_id	created_utc	rater_id	example_very_unclear	admiration	...	love
0	that game hurt	eew5j0j	Brdd9	nrl	t3_ajis4z	t1_eew18eq	1.548381e+09	1	False	0	...	0
1	sexuality shouldn t be a grouping category it...	eemcysk	TheGreen888	unpopularopinion	t3_ai4q37	t3_ai4q37	1.548084e+09	37	True	0	...	0
2	you do right if you do not care then fuck em	ed2mah1	Labalool	confessions	t3_abru74	t1_ed2m7g7	1.546428e+09	37	False	0	...	0

Gambar 13. Hasil *Clean Constractions*

2.3.2.1.3 *Clean Special Charaacters*

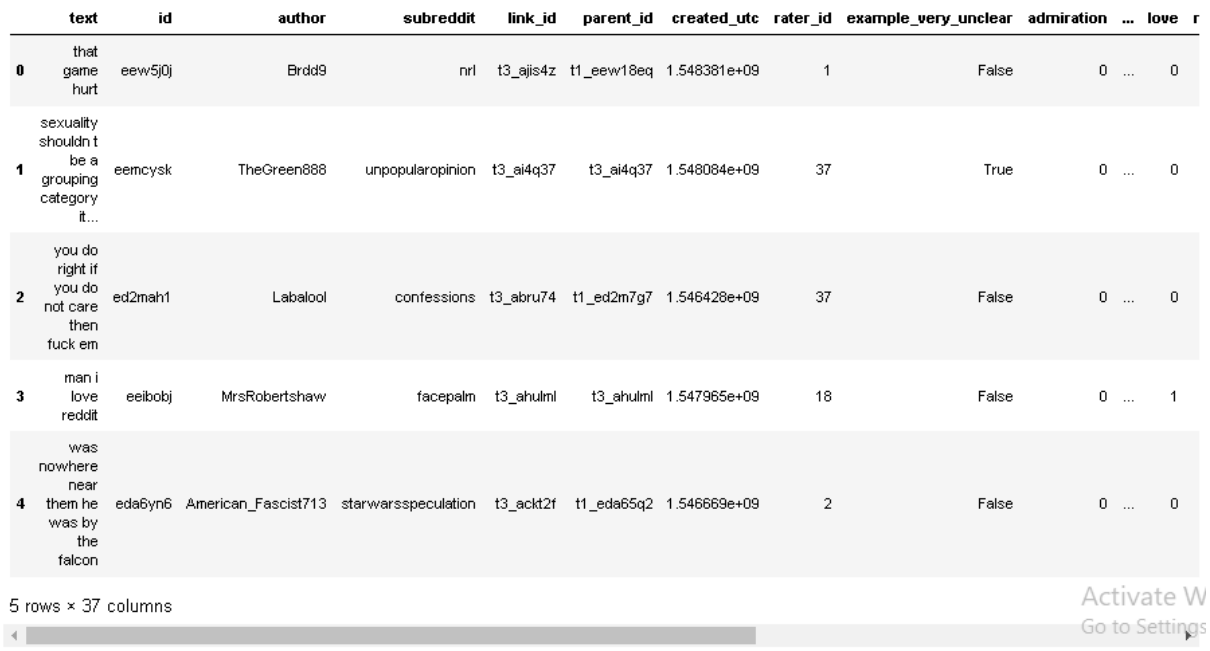
Pada bagian ini *clean special characters* dilakukan untuk menghapus *non alphanumeric*. Berikut adalah kode program yang dilakukan dalam *clean special characters* pada data.

```
def clean_special_chars(text, punct, mapping):
    '''Cleans special characters present(if any)'''
    for p in mapping:
        text = text.replace(p, mapping[p])

    for p in punct:
        text = text.replace(p, f' {p} ')

    specials = {'\u200b': ' ', '…': ' ... ', '\ufeff': '', 'करना': '', 'है':
''}
```

```
    for s in specials:
        text = text.replace(s, specials[s])
    return text
```

Gambar 14. Kode Program *Clean Special Characters*

Hasil *clean special characters* yang dilakukan pada data yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 15.



	text	id	author	subreddit	link_id	parent_id	created_utc	rater_id	example_very_unclear	admiration	...	love	r
0	that game hurt	eew5j0j	Brdd9	nrl	t3_ajis4z	t1_eew18eq	1.548381e+09	1	False	0	...	0	
1	sexuality shouldn t be a grouping category it...	eemcysk	TheGreen888	unpopularopinion	t3_ai4q37	t3_ai4q37	1.548084e+09	37	True	0	...	0	
2	you do right if you do not care then fuck em	ed2mah1	Labalool	confessions	t3_abru74	t1_ed2m7g7	1.546428e+09	37	False	0	...	0	
3	man i love reddit	eeibobj	MrsRobertshaw	facepalm	t3_ahulml	t3_ahulml	1.547965e+09	18	False	0	...	1	
4	was nowhere near them he was by the falcon	eda6yn6	American_Fascist713	starwarsspeculation	t3_ackt2f	t1_eda65q2	1.546669e+09	2	False	0	...	0	

5 rows × 37 columns

Activate W
Go to Settings

Gambar 15. Hasil *Clean Special Character*

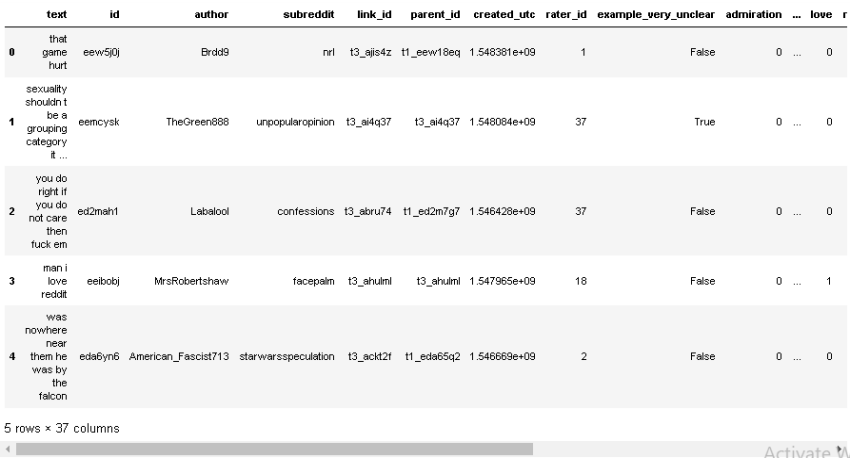
2.3.2.1.4 *Correct Spelling*

Pada bagian ini *correct spelling* dilakukan untuk memperbaiki penulisan ejaan yang salah. Berikut adalah kode program yang dilakukan dalam *correct spelling* pada data.

```
def correct_spelling(x, dic):
    '''Corrects common spelling errors'''
    for word in dic.keys():
        x = x.replace(word, dic[word])
    return x
```

Gambar 16. Kode Program *Correct Spelling*

Hasil *correct spelling* yang dilakukan pada data yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 17.



	text	id	author	subreddit	link_id	parent_id	created_utc	rater_id	example_very_unclear	admiration	...	love	r
0	that game hurt	eew5j0j	Brdd9	nrl	t3_ajis4z	t1_eew18eq	1.548381e+09	1	False	0	...	0	
1	sexuality shouldn t be a grouping category it ...	eemcysk	TheGreen888	unpopularopinion	t3_ai4q37	t3_ai4q37	1.548084e+09	37	True	0	...	0	
2	you do right if you do not care then fuck em	ed2mah1	Labalool	confessions	t3_abru74	t1_ed2m7g7	1.546428e+09	37	False	0	...	0	
3	man i love reddit	eeibobj	MrsRobertshaw	facepalm	t3_ahulml	t3_ahulml	1.547965e+09	18	False	0	...	1	
4	was nowhere near them he was by the falcon	eda6yn6	American_Fascist713	starwarsspeculation	t3_ackt2f	t1_eda65q2	1.546669e+09	2	False	0	...	0	

5 rows × 37 columns

Gambar 17. Hasil Correct Spelling

2.3.2.1.5 *Remove Space*

Pada bagian ini *remove space* dilakukan untuk menghapus spasi yang berlebihan agar teks terlihat lebih rapi dan lebih konsisten. Berikut adalah kode program yang dilakukan dalam *remove space* pada data.

```
def remove_space(text):
    '''Removes awkward spaces'''
    # removes awkward spaces
    text = text.strip()
    text = text.split()
    return " ".join(text)
```

Gambar 18. Kode Program *Remove Space*

Hasil *remove space* yang dilakukan pada data yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 19.

	text	id	author	subreddit	link_id	parent_id	created_utc	rater_id	example_very_unclear	admiration	...	love	r
0	that game hurt	eew5j0j	Brdd9	nrl	t3_ajis4z	t1_eew18eq	1.548381e+09	1	False	0	...	0	
1	sexuality shouldn t be a grouping category it ...	eemcysk	TheGreen888	unpopularopinion	t3_ai4q37	t3_ai4q37	1.548084e+09	37	True	0	...	0	
2	you do right if you do not care then fuck em	ed2mah1	Labalool	confessions	t3_abru74	t1_ed2m7g7	1.546428e+09	37	False	0	...	0	
3	man i love reddit	eeibobj	MrsRobertshaw	facepalm	t3_ahulml	t3_ahulml	1.547965e+09	18	False	0	...	1	
4	was nowhere near them he was by the falcon	eda6yn6	American_Fascist713	starwarsspeculation	t3_ackt2f	t1_eda65q2	1.546669e+09	2	False	0	...	0	

5 rows × 37 columns

Activate W
Go to Setting

Gambar 19. Hasil *Remove Space*

2.3.3 *Word Embedding Glove*

Word embedding GloVe digunakan untuk mempelajari hubungan kata-kata dengan menghitung seberapa sering kata-kata muncul bersama satu sama lain dalam sebuah korpus yang diberikan. Dalam *multi-class classification* ini, maka nilai akurasi yang diperoleh dari *embedding GloVe* adalah seperti dibawah ini.

```
def create_embedding_matrix(filepath, word_index, embedding_dim):
    vocab_size = len(word_index)+1
    embedding_matrix = np.zeros((vocab_size, embedding_dim))

    with open(filepath,encoding='utf-8') as f:
        for line in f:
            word, *vector = line.split()
            if word in word_index:
                idx = word_index[word]
                embedding_matrix[idx] = np.array(vector,
dtype=np.float32)[:embedding_dim]

    return embedding_matrix

embedding_dim = 300
embedding_matrix = create_embedding_matrix('glove.6B.300d.txt',
tokenizer.word_index, embedding_dim)
```

```
nonzero_elements = np.count_nonzero(np.count_nonzero(embedding_matrix,
axis=1))
embedding_accuracy = nonzero_elements / vocab_size
print('embedding accuracy: ' + str(embedding_accuracy))
```

Gambar 20. Kode Program *Embedding GloVe*

Output:

```
embedding accuracy: 0.977577834904313
```

Gambar 21. *Output Embedding GloVe*

2.3.3 *Modeling with Bi-LSTM*

```
# create the model
model = Sequential()
model.add(Embedding(vocab_size, embedding_dim,
weights=[embedding_matrix], input_length=maxlen, trainable=True))

model.add(Bidirectional(LSTM(256, dropout=0.2, recurrent_dropout=0.2)))
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.50))
model.add(Dense(28, activation='softmax'))
# Adam Optimiser
model.compile(loss='binary_crossentropy',optimizer='adam',
metrics=['accuracy'])
model.summary()
```

Gambar 22. Kode Program Modelling dengan Bi-LSTM

Output:

```
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
embedding (Embedding)        (None, 20, 300)           2100600
_________________________________________________________________
bidirectional (Bidirectional (None, 512)               1140736
_________________________________________________________________
dense (Dense)                (None, 128)               65664
_________________________________________________________________
dropout (Dropout)            (None, 128)               0
_________________________________________________________________
dense_1 (Dense)              (None, 28)                3612
======================Total params:
3,310,612==============================================

Trainable params: 3,310,612
```

```
Non-trainable params: 0
```

Gambar 23. Output Modelling dengan Bi-LSTM

2.4 Hasil

Pada subbab ini akan dijelaskan evaluasi kuantitatif berdasarkan implementasi *Natural Language Processing*, yaitu *multi-class classification* dengan menggunakan metode Bi-LSTM dan *word embedding GloVe*.

2.4.1 Evaluation BI-LSTM Model – Glove

Berikut adalah kode program evaluasi terhadap model Bi-LSTM dan *word embedding GloVe* yang telah dibangun.

```
from sklearn.metrics import precision_score
from sklearn.metrics import recall_score
from sklearn.metrics import f1_score
from sklearn.metrics import classification_report

#making predictions
y_pred = model.predict(X_test)

thresholds=[0.1,0.2,0.25,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9]
for val in thresholds:
    pred=y_pred.copy()

    pred[pred>=val]=1
    pred[pred<val]=0

    precision = precision_score(y_test, pred, average='micro')
    recall = recall_score(y_test, pred, average='micro')
    f1 = f1_score(y_test, pred, average='micro')

    print("Threshold: {:.4f}, Precision: {:.4f}, Recall: {:.4f}, F1-measure:
{:.4f}".format(val, precision, recall, f1))
```

Gambar 24. Kode Evaluasi *Bi-LSTM - Glove*

Output:

```
Threshold: 0.1000, Precision: 0.5056, Recall: 0.5540, F1-measure: 0.5287
Threshold: 0.2000, Precision: 0.5200, Recall: 0.5305, F1-measure: 0.5252
Threshold: 0.2500, Precision: 0.5269, Recall: 0.5244, F1-measure: 0.5256
Threshold: 0.3000, Precision: 0.5335, Recall: 0.5164, F1-measure: 0.5248
Threshold: 0.4000, Precision: 0.5432, Recall: 0.5075, F1-measure: 0.5248
Threshold: 0.5000, Precision: 0.5493, Recall: 0.4972, F1-measure: 0.5219
Threshold: 0.6000, Precision: 0.5571, Recall: 0.4878, F1-measure: 0.5202
Threshold: 0.7000, Precision: 0.5602, Recall: 0.4737, F1-measure: 0.5134
Threshold: 0.8000, Precision: 0.5727, Recall: 0.4587, F1-measure: 0.5094
Threshold: 0.9000, Precision: 0.5902, Recall: 0.4394, F1-measure: 0.5038
```

Gambar 25. *Output* Evaluasi *Bi-LSTM - Glove*

2.4.2 *Accuracy Bi-LSTM Model with GloVe*

Berikut merupakan kode program untuk melihat akurasi yang dihasilkan melalui penggabungan Bi-LSTM dengan *GloVe word embedding* :

```
pred = y_pred.copy()
pred[pred>=0.2] = 1
pred[pred<0.2] =0
print("Average F1-Score across Multi-Lables: {}".format(f1_score(y_test,
pred, average='micro')))
```

Gambar 26. Kode Program Akurasi *Bi-LSTM – Glove*

Output:

```
Average F1-Score across Multi-Labels: 0.5252149663025795
```

Gambar 27. *Output* Akurasi *Bi-LSTM - Glove*

BAB III PENUTUP

3.1 Pembagian Tugas dan Tanggung Jawab

Pada subbab ini dijelaskan pembagian tugas dan tanggung jawab dari setiap anggota dalam pengerjaan proyek.

Tabel 2. Pembagian tugas dan tanggung jawab

Name	*Role*	*Task*
Rosalia Pane	*Data Analyst*	Berperan dalam mengumpulkan, mengidentifikasi, menafsirkan serta menganalisis data, model, dan strategi yang efisien untuk digunakan dalam pengerjaan proyek.
	Programmer	Berperan dalam mengimplementasikan code untuk membangun sistem dan melakukan pengujian terhadap sistem yang sudah dibangun.
Indah Tri Anastasya Manik	*Data Analyst*	Berperan dalam mengumpulkan, mengidentifikasi, menafsirkan serta menganalisis data, model, dan strategi yang efisien untuk digunakan dalam pengerjaan proyek.
	Programmer	Berperan dalam mengimplementasikan code untuk membangun sistem dan melakukan pengujian terhadap sistem yang sudah dibangun.
Nadya Putri Tambunan	*Data Analyst*	Berperan dalam mengumpulkan,

		mengidentifikasi, menafsirkan serta menganalisis data, model, dan strategi yang efisien untuk digunakan dalam pengerjaan proyek.
	Programmer	Berperan dalam mengumpulkan, mengidentifikasi, menafsirkan serta menganalisis data, model, dan strategi yang efisien untuk digunakan dalam pengerjaan proyek.
Roy Gunawan Napitupulu	*Data Analyst*	Berperan dalam mengumpulkan, mengidentifikasi, menafsirkan serta menganalisis data, model, dan strategi yang efisien untuk digunakan dalam pengerjaan proyek.
	Programmer	Berperan dalam mengumpulkan, mengidentifikasi, menafsirkan serta menganalisis data, model, dan strategi yang efisien untuk digunakan dalam pengerjaan proyek.
Rifka Uli Siregar	*Data Analyst*	Berperan dalam mengumpulkan, mengidentifikasi, menafsirkan serta menganalisis data, model, dan strategi yang efisien untuk digunakan dalam pengerjaan proyek.
	Programmer	Berperan dalam mengumpulkan,

		mengidentifikasi, menafsirkan serta menganalisis data, model, dan strategi yang efisien untuk digunakan dalam pengerjaan proyek.

3.2 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan oleh penulis, berikut merupakan kesimpulan yang didapatkan yaitu:

1. Penggunaan *word embedding GloVe* (dengan 300 Dimensi) menghasilkan akurasi yang baik untuk penyematan kata pada *multi-label classification emotions.*
2. Penggabungan metode Bi-LSTM dan *GloVe* dalam penelitian ini menghasilkan nilai akurasi 0.56

3.2 Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh penulis, ada beberapa hal yang perlu diperhatikan, yaitu:

1. Melakukan penelitian dengan metode *deep learning* lainnya untuk mengetahui perbandingan akurasi.
2. Perlu diperhatikan kembali *accuracy* yang telah didapatkan, dikarenakan nilai yang telah diperoleh tidak sepenuhnya mutlak, bisa bergantung terhadap *preprocessing data* dsb.

DAFTAR PUSTAKA

[1] M. S. a. M. r. a. A. M. Saputri, "Emotion Classification on indonesian twitter dataset," in *2018 International Conference on Asian Language Processing (IALP)*, 2018, pp. 90--95.

[2] V. R. Berhitoe, Multi-label emotion detection in Twitter, 2017.

[3] A. Das, "Multi-Label Emotion Classification with PyTorch + HuggingFace's Transformers and W&B for Tracking," [Online]. Available: https://towardsdatascience.com/multi-label-emotion-classification-with-pytorch-huggingfaces-transformers-and-w-b-for-tracking-a060d817923. [Accessed 10 November 2021].

[4] J. a. P. B. a. H. G. a. F. E. Read, "Classifier chains for multi-label classification," *Machine learning*, vol. 85, no. 3, pp. 333--359, 2011.

[5] M. a. M. A. Jabreel, "A deep learning-based approach for multi-label emotion classification in tweets," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 6, p. 1123, 2019.

[6] D. a. J. X. a. L. J. a. L. S. a. Z. Q. a. Z. G. Zhang, "Multi-modal Multi-label Emotion Detection with Modality and Label Dependence," in *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 2020, pp. 3584--3593.

[7] A. R. a. K. K. A. Murthy, "A Review of Different Approaches for Detecting Emotion from Text," in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2021, p. 012009.

[8] H. F. a. H. A. F. Fadli, "Identifikasi Cyberbullying pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode LSTM dan BiLSTM," *AUTOMATA*, vol. 2, no. 1, 2021.

[9] J. a. S. R. a. M. C. D. Pennington, "Glove: Global vectors for word representation," in *Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP)*, 2014, pp. 1532--1543.

[10] D. a. M.-A. D. a. K. J. a. C. A. a. N. G. a. R. S. Demszky, "GoEmotions: A dataset of fine-grained emotions," *arXiv preprint arXiv:2005.00547*, 2020.

[11] J. a. P. J. a. K. M. Han, Data mining: concepts and techniques, Elseiver, 2011.

[12] A. O. a. J. S. Salau, "Feature extraction: a survey of the types, techniques, applications," in *2019 International Conference on Signal Processing and Communication (ICSC)}*,, 2019.

[13] M. Eklund, Comparing Feature Extraction Methods and Effects of Pre-Processing Methods for Multi-Label Classification of Textual Data, 2018.