

**KOMBINASI TEKNIK AUGMENTASI DAN MODIFIKASI
ARSITEKTUR *TRANSFORMER* DALAM MENDETEKSI DEPRESI
PADA DATASET TWITTER BAHASA INDONESIA**

SKRIPSI

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
Sarjana Sains Bidang Studi Matematika**

Oleh:

AULIA SALSABILA

08011281924049



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS SRIWIJAYA**

2023

HALAMAN PENGESAHAN

**KOMBINASI TEKNIK AUGMENTASI DAN MODIFIKASI
ARSITEKTUR *TRANSFORMER* DALAM MENDETEKSI DEPRESI
PADA DATASET TWITTER BAHASA INDONESIA**

SKRIPSI

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
Sarjana Sains Bidang Studi Matematika**

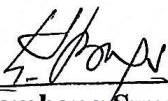
Oleh

**AULIA SALSABILA
NIM. 08011281924049**

**Indralaya, Januari 2023
Pembimbing Utama**

Pembimbing Kedua


Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom
NIP. 197712112003122002


Dr. Bambang Suprihatin S.Si., M.Si
NIP. 197101261994121001

Mengetahui,

Ketua Jurusan Matematika


Drs. Sirgandi Yahdin, M.M
NIP. 19580727 198603 1003

PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Aulia Salsabila
NIM : 08011281924049
Fakultas/Jurusan : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam/Matematika

Menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri dan karya ilmiah ini belum pernah diajukan sebagai pemenuhan persyaratan untuk memperoleh gelar kesarjanaan strata satu (S1) dari Universitas Sriwijaya maupun perguruan tinggi lain.

Semua informasi yang dimuat dalam skripsi ini yang berasal dari penulis lain baik yang dipublikasikan atau tidak telah diberikan penghargaan dengan mengutip nama sumber penulis secara benar. Semua isi dari skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya sebagai penulis.

Demikianlah surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Indralaya, 23 Februari 2023

Penulis



Aulia Salsabila

NIM. 08011281924049

**HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK
KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai civitas akademik Universitas Sriwijaya, yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Aulia Salsabila
NIM : 08011281924049
Fakultas/Jurusan : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam/Matematika
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, saya menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Sriwijaya “hak bebas royalti non-eksklusif (*non-exclusively royalty-free right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul:

“Kombinasi Teknik Augmentasi dan Modifikasi Arsitektur *Transformer* dalam Mendeteksi Depresi pada Dataset Twitter Bahasa Indonesia ”

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan hak bebas royalti non-eksklusif ini Universitas Sriwijaya berhak menyimpan, mengalih media/memformatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan tugas akhir atau skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya.

Indralaya, 23 Februari 2023

Penulis



Aulia Salsabila

NIM. 08011281924049

HALAMAN PERSEMBAHAN

Kupersembahkan skripsi ini untuk:

Yang Maha Kuasa Allah Subhanahu Wa Ta'ala

Kedua Orang tuaku dan Eyang tersayang,

Adik-adikku,

Keluarga besarku,

Semua guru dan dosenku,

Sahabat-sahabatku,

Almameterku

Moto

“Boleh jadi kamu tidak menyenangi sesuatu, padahal itu baik bagimu. Dan boleh jadi kamu menyukai sesuatu, padahal itu tidak baik bagimu. Allah mengetahui, sedang kamu tidak mengetahui”

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Kombinasi Teknik Augmentasi Dan Modifikasi Arsitektur *Transformer* Dalam Mendeteksi Depresi Pada Dataset Twitter Bahasa Indonesia” sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana matematika bidang studi Matematika di Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa proses pembuatan skripsi ini merupakan proses pembelajaran yang sangat berharga serta tak lepas dari kekurangan dan keterbatasan. Dengan segala hormat dan kerendahan diri, penulis mengucapkan terima kasih dan penghargaan kepada:

1. Kedua orang tuaku tercinta, **Fithri Suffi** dan **Syahril Amsah**, yang tak pernah lelah mendidik, menasehati, membimbing, mendukung dan terus mendoakan anaknya. Terima kasih atas segala perjuangan dan pengorbanan hingga detik ini dan sampai kapanpun.
2. Bapak **Drs. Sugandi Yahdin, M.M** selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah memberikan arahan dan motivasi kepada penulis selama proses perkuliahan.
3. Ibu **Dr. Dian Cahyawati Sukanda, M.Si** selaku Sekretaris Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah mengarahkan urusan akademik kepada penulis.
4. Bapak **Dr. Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si** selaku dosen pembimbing utama yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk

memberikan bimbingan, pengarahan dan didikan berharga selama proses pembuatan skripsi, kompetisi atau program mahasiswa, dan perjalanan perkuliahan ini.

5. Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si, M.Kom** selaku dosen pembimbing pendamping yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan, pengarahan dan didikan berharga selama proses pembuatan skripsi, kompetisi atau program mahasiswa, dan perjalanan perkuliahan ini.
6. Ibu **Irmeilyana, S.Si., M.Si** dan Ibu **Des Alwine Zayanti, S.Si., M.Si** selaku dosen pembahas dan penguji yang telah memberikan tanggapan, kritik, dan saran yang sangat bermanfaat untuk perbaikan dan penyelesaian skripsi ini.
7. Ibu **Dr. Ir. Herlina Hanum, M.Si** dan Bapak **Drs. Endro Setyo Cahyono, M.Si** selaku dosen ketua dan sekretaris tim pelaksana.
8. Ibu **Novi Rustiana Dewi, S.Si., M.Si**, selaku dosen pembimbing akademik yang telah membimbing dan mengarahkan urusan akademik penulis.
9. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika FMIPA** yang telah memberikan ilmu, nasihat, motivasi, serta bimbingan selama proses perkuliahan
10. Pak **Irwansyah** selaku admin dan Ibu **Hamidah** selaku pegawai tata usaha Jurusan Matematika FMIPA yang telah membantu penulis selama perkuliahan.
11. **Seluruh guru** yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat hingga mengantarkan penulis pada pendidikan ini.
12. Eyang Perempuan tersayang, **Sulastri**, yang tak pernah lelah mendidik, memberi nasehat, membimbing, dan menjadi teman cerita terbaik.

13. **Adik-adikku** tersayang, **Ghefira Khanza Azzahra, Gheitz Zahira Syifa, Zahwa Raisa Rafif, Muhammad Fazli Rasyad** dan **Muhammad Abidzar Alghifari** yang selalu mendoakan, dan menjadi tempat berbagi cerita, beserta keluarga besar yang selalu mendukung dan memberi nasihat berharga untuk penulis.
14. Sahabat seperjuangan yang selalu menemani, mendukung, dan menguatkan penulis selama masa perkuliahan, masa perantauan dan proses skripsi, **Nyayu Chika Marselina**. Terima kasih atas kerja samanya dan telah menjadi rekan tim terbaik selama ini.
15. Semua sahabat seperjuangan selama masa perkuliahan dan proses skripsi, **Komputasi 2019, NLP Team, Best Friend till Jannah**. Serta sahabat seperjuangan dari masa putih abu-abu, **KabaTaku**.
16. **Keluarga Matematika 2019, Kominfo Akselerasi, rekan-rekan perlombaan**, kakak-kakak tingkat angkatan 2017 dan 2018 serta adik-adik tingkat angkatan 2020 dan 2021.
17. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu. Semoga segala kebaikan yang diberikan mendapatkan balasan terbaik dari Allah.

Semoga skripsi ini dapat menambah pengetahuan dan bermanfaat bagi mahasiswa/mahasiswi Jurusan Matematika Fakultas dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sriwijaya dan semua pihak yang memerlukan.

Indralaya, Januari 2023

A COMBINATION OF AUGMENTATION TECHNIQUES AND MODIFICATION OF TRANSFORMER ARCHITECTURE IN DETECTING DEPRESSION ON THE INDONESIAN LANGUAGE TWITTER DATASET

By:

**Aulia Salsabila
08011281924049**

ABSTRACT

Depression is a mental health disorder that can affect a person's activities in leading a useful life. One way to detect depression on social media, such as Twitter, is by classifying text. In the text classification process, a large amount of text data is needed, but the text data available in Indonesian is still limited, so augmentation techniques are applied to increase the amount of text data. Easy Data Augmentation (EDA) and back translation are some of the commonly used augmentation techniques. Augmentation data can be processed using a certain architecture. One of the architectures that can be used in processing text data is Transformer. The advantages of Transformer, which is able to process all the words at one time simultaneously. In this study, augmentation was carried out on the Indonesian language Twitter dataset using a combination of EDA augmentation techniques and back translation. After augmentation, classification is carried out using the Transformer architecture. Several stages were carried out in this study, namely data augmentation, text preprocessing, tokenization, pad sequences, training, testing, evaluation of results, and conclusions. The results obtained in this study are accuracy, precision, recall, and f1-score above 97% with a very good category. This shows that the Transformer architecture has a good performance in classifying text in detecting depression.

Keywords: Back Translation, Classification, Depression, Easy Data Augmentation, Transformer

**KOMBINASI TEKNIK AUGMENTASI DAN MODIFIKASI
ARSITEKTUR *TRANSFORMER* DALAM MENDETEKSI DEPRESI
PADA DATASET TWITTER BAHASA INDONESIA**

Oleh:

**Aulia Salsabila
08011281924049**

ABSTRAK

Depresi merupakan salah satu gangguan kesehatan mental yang dapat mempengaruhi aktivitas seseorang dalam menjalani kehidupan yang bermanfaat. Salah satu cara untuk mendeteksi depresi pada media sosial, seperti Twitter, yaitu dengan melakukan klasifikasi teks. Pada proses klasifikasi teks, dibutuhkan jumlah data teks yang banyak, tetapi data teks yang tersedia dalam bahasa Indonesia masih terbatas sehingga teknik augmentasi diterapkan untuk memperbanyak jumlah data teks. *Easy Data Augmentation* (EDA) dan *back translation* merupakan beberapa teknik augmentasi yang biasa digunakan. Data augmentasi dapat diolah dengan menggunakan suatu arsitektur tertentu. Salah satu arsitektur yang dapat digunakan dalam mengolah data teks adalah *Transformer*. Kelebihan dari *Transformer*, yaitu mampu memproses semua kata pada satu waktu secara bersamaan. Pada penelitian ini, dilakukan augmentasi pada dataset Twitter bahasa Indonesia menggunakan kombinasi teknik augmentasi EDA dan *back translation*. Setelah diaugmentasi, dilakukan klasifikasi menggunakan arsitektur *Transformer*. Beberapa tahapan yang dilakukan pada penelitian ini, yaitu augmentasi data, *text preprocessing*, tokenisasi, *pad sequence*, *training*, *testing*, evaluasi hasil, dan kesimpulan. Hasil yang diperoleh pada penelitian ini adalah akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* di atas 97% dengan kategori sangat baik. Hal tersebut menunjukkan, bahwa arsitektur *Transformer* memiliki kinerja yang baik dalam melakukan klasifikasi teks dalam mendeteksi depresi.

Kata Kunci: *Back Translation*, Depresi, *Easy Data Augmentation*, Klasifikasi, *Transformer*

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	i
PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH.....	ii
PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH.....	iii
HALAMAN PERSEMBAHAN	iv
KATA PENGANTAR.....	v
ABSTRACT	viii
ABSTRAK	ix
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah.....	4
1.3 Pembatasan Masalah	5
1.4 Tujuan.....	5
1.5 Manfaat.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 Depresi.....	6
2.2 Augmentasi Teks	6
2.2.2 <i>Back Translation</i>	6
2.2.2 <i>Easy Data Augmentation (EDA)</i>	7
2.3 <i>Text Preprocessing</i>	8
2.4 Tokenisasi.....	10
2.5 <i>Padding dan Sequence</i>	10
2.6 <i>Transformers</i>	10
2.6.1 <i>Transformer Encoder</i>	11
2.6.2 <i>Embedding Layer</i>	12
2.6.3 <i>Positional Encoding</i>	12
2.6.4 <i>Self Attention</i>	13
2.6.5 <i>Multi-Head Attention</i>	14

2.6.6 <i>Normalization Layer</i>	15
2.6.7 <i>Feed Forward Layer</i>	16
2.6.8 <i>Global Average Pooling (GAP)</i>	17
2.6.9 <i>Activation Function</i>	18
2.6.10 <i>Dropout Layer</i>	18
2.6.11 <i>Loss Function : Sparse Categorical Cross-entropy</i>	19
2.6.12 <i>Optimization Function : Adaptive Moment Estimation (Adam)</i>	19
2.7 <i>Confusion Matrix</i>	20
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	23
3.1 Tempat.....	23
3.2 Waktu	23
3.3 Alat	23
3.4 Metode Penelitian.....	23
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	29
4.1 Deskripsi Data	29
4.2 Augmentasi Data	29
4.3 <i>Preprocessing Data</i>	31
4.4 Tokenisasi.....	32
4.5 <i>Padding Sequence</i>	34
4.6 <i>Arsitektur Transformer</i>	34
4.7 <i>Operasi Manual Transformer</i>	37
4.8 <i>Proses Training</i>	62
4.9 <i>Proses Testing</i>	64
4.10 Evaluasi	65
4.11 Analisis dan Interpretasi Hasil.....	68
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	70
5.1 Kesimpulan.....	70
5.2 Saran	70
DAFTAR PUSTAKA	71
LAMPIRAN.....	75

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Kategori nilai kinerja arsitektur	21
Tabel 4.1. Data sampel teks twitter	29
Tabel 4.2. Tokenisasi	33
Tabel 4.3. Hasil perhitungan rata-rata μ_j untuk setiap mini <i>batch</i>	51
Tabel 4.4. Hasil perhitungan variansi (σ_j^2) untuk setiap mini <i>batch</i>	52
Tabel 4.5. Nilai bobot <i>hidden layer</i> dan <i>output</i>	54
Tabel 4.6. <i>Confusion Matrix</i> klasifikasi data teks.....	65
Tabel 4.7. Perbandingan hasil evaluasi kinerja dengan penelitian sebelumnya ...	68

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Alur kerja metode <i>Back Translation</i>	7
Gambar 2.2. Arsitektur <i>Transformer</i>	11
Gambar 2.3. Arsitektur <i>Transformer Encoder</i>	11
Gambar 2.4. <i>Embedding Layer</i>	12
Gambar 2.5. <i>Scaled Dot-Product Attention</i>	13
Gambar 2.6. <i>Multi-Head Self-Attention</i>	15
Gambar 2.7. Jaringan <i>feed forward layer</i>	16
Gambar 2.8 Ilustrasi <i>Global Average Pooling (GAP)</i>	17
Gambar 2.9 <i>Confusion Matrix</i>	20
Gambar 3.1. Ilustrasi Tahapan Augmentasi.....	24
Gambar 3.2. Proses Tokenisasi	26
Gambar 3.3. Proses <i>Padding dan Sequence</i>	26
Gambar 4.1. Ilustrasi Proses Augmentasi dengan <i>Back Translation</i> dan EDA....	31
Gambar 4.2. Ilustrasi tahapan <i>text preprocessing</i>	32
Gambar 4.3. Proses <i>Padding Sequences</i>	34
Gambar 4.4. Modifikasi Arsitektur <i>Transformer</i>	35
Gambar 4.5. Ilustrasi <i>feed forward layer</i> dengan 5 <i>input</i> dan 2 <i>hidden layer</i>	53
Gambar 4.6. Ilustrasi GAP dengan 4 matriks <i>input</i>	57
Gambar 4.7. Contoh Proses <i>Global Average Pooling</i>	57
Gambar 4.8 Hasil <i>Training Model</i> Arsitektur <i>Transformer</i>	63
Gambar 4.9. Grafik Akurasi Training Arsitektur <i>Transformer</i>	63
Gambar 4.10. Grafik <i>Loss Training</i> Arsitektur <i>Transformer</i>	64

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Depresi adalah kondisi gangguan kesehatan mental yang terkait dengan peningkatan atau penurunan suasana hati seseorang (Waterworth et al., 2015). Depresi ditandai dengan adanya perasaan sedih secara terus-menerus dan kehilangan minat pada suatu aktivitas sehingga mempengaruhi kemampuan seseorang untuk berfungsi dan menjalani kehidupan yang bermanfaat (Maj et al., 2020). Peristiwa kehidupan masa lalu dan pengalaman traumatis merupakan salah satu faktor dari depresi (Waterworth et al., 2015).

Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk mendeteksi depresi di media sosial khususnya twitter adalah dengan klasifikasi teks (Deshpande & Rao, 2018). Klasifikasi teks digunakan untuk mendeteksi pola dari data yang diberikan kepada model secara otomatis, seperti membuat keputusan atau prediksi berdasarkan data yang ada (Soomro et al., 2017). Namun ketersediaan data di twitter sangat terbatas (Handoyo et al., 2021). Keterbatasan data dapat menyebabkan kinerja model dalam memprediksi menjadi tidak optimal dan tidak akurat (Ying, 2019). Salah satu teknik yang dapat digunakan untuk menambah jumlah data adalah dengan teknik augmentasi (Handoyo et al., 2021).

Teknik augmentasi adalah teknik yang digunakan untuk meningkatkan jumlah data sehingga banyak informasi dan pola data yang dapat dipelajari oleh mesin sehingga menghasilkan kinerja model yang lebih baik (Feng et al., 2021). Salah satu teknik augmentasi yang banyak digunakan untuk meningkatkan jumlah data

teks adalah *Easy Data Augmentation* (EDA) (Wei & Zou, 2019). EDA adalah teknik augmentasi sederhana namun kuat dalam meningkatkan kinerja model dalam klasifikasi teks (Subedi et al., 2021). Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang menerapkan EDA seperti penelitian Ibrahim *et al.* (2019) yang menggunakan dataset *wikipedia talk pages* menggunakan arsitektur CNN memperoleh nilai *f1-score* sebesar 82% tetapi tidak menampilkan nilai akurasi, presisi dan *recall*. Penelitian oleh Wei & Zou (2019) menggunakan 5 dataset *benchmark* untuk tugas klasifikasi dengan menerapkan arsitektur LSTM-RNN memperoleh nilai akurasi sebesar 88,3% namun tidak menampilkan nilai presisi, *recall*, dan *f1-score*. Penelitian oleh Kang *et al.* (2021) menggunakan 3 dataset yaitu *kang corpus*, *EBM-NLP corpus*, *jin corpus* dengan menerapkan arsitektur BiLSTM memperoleh nilai *f1-score* sebesar 71%. Namun teknik augmentasi teks menggunakan EDA masih memiliki keterbatasan yaitu cakupan bahasa yang masih sedikit (Wei & Zou, 2019).

Adapun salah satu teknik augmentasi yang dapat mengatasi keterbatasan EDA adalah *back translation*. *Back translation* merupakan teknik yang menterjemahkan bahasa asli ke bahasa tujuan, kemudian menterjemahkannya kembali ke bahasa aslinya sehingga menghasilkan data baru (Subedi et al., 2021). Beberapa penelitian sebelumnya yang menerapkan *back translation* dalam augmentasi data teks yaitu Ma & Li (2020) menggunakan dataset *meituan take away reviews* dengan LSTM memberikan hasil nilai presisi, *recall*, dan *f1-score* adalah 88%, 81%, dan 82% namun tidak memaparkan akurasi. Luo (2021) menggunakan dataset twitter dengan arsitektur BERT menghasilkan akurasi sebesar 73% namun

tidak menampilkan nilai presisi, *recall*, dan *f1-score*. Corbeil & Ghadivel (2020) menggunakan dataset *quora* dengan arsitektur ALBERT menghasilkan nilai akurasi sebesar 86%, presisi 88%, *recall* 92%, dan *f1-score* 90%. Dari penelitian tersebut dapat dilihat bahwa teknik augmentasi sudah sangat baik dalam meningkatkan kinerja model dalam klasifikasi teks.

Salah satu arsitektur jaringan syaraf yang sering digunakan untuk melakukan klasifikasi teks adalah *transformers* (Tezgider et al., 2022). *Transformer* adalah arsitektur baru yang dapat menangani urutan secara paralel atau memproses semua kata pada satu waktu secara bersamaan (Tezgider et al., 2022). *Transformer* menggunakan mekanisme *attention* untuk mengetahui seberapa penting semua kata lain dalam kalimat (Naseem et al., 2020). *Attention* menyediakan konteks untuk setiap posisi dalam urutan input sehingga tidak harus memproses satu kata pada satu waktu (Zhang et al., 2022).

Beberapa penelitian sebelumnya yang menerapkan arsitektur *transformers* dalam klasifikasi teks diantaranya adalah penelitian Zhang et al. (2022) menerapkan modifikasi arsitektur *transformers* dalam tugas *sentiment analysis* pada dataset twitter memperoleh nilai akurasi sebesar 94%. Penelitian oleh Naseem et al. (2020) mengkombinasikan arsitektur *transformers* dan BiLSTM menggunakan dataset twitter menghasilkan akurasi sebesar 95,6%. Kim et al. (2021) menerapkan arsitektur *pre-trained transformers* yaitu *Robustly optimized Bidirectional Encoder Representations* (RoBERTa) pada dataset twitter memberikan hasil akurasi sebesar 80,2%. Namun arsitektur *transformer* memiliki kelemahan yaitu *range* data yang terlalu besar pada lapisan tengah sehingga

menyebabkan proses *training* menjadi tidak stabil dan lambat untuk konvergen (Xu et al., 2019).

Salah satu teknik yang dapat digunakan untuk mengatasi *range* data yang terlalu besar adalah dengan teknik *layer normalization*. *Layer normalization* adalah teknik normalisasi sederhana yang dapat meningkatkan kecepatan proses *training* untuk berbagai model jaringan syaraf (Ba et al., 2016). Penelitian sebelumnya yang telah menggunakan *layer normalization* adalah Rodrawangpai & Daungjaiboon (2022) menerapkan kombinasi *RoBERTa* dan *layer normalization* dalam mengklasifikasi teks narasi dan menghasilkan nilai presisi sebesar 82%, recall 83% dan *f1 score* 83% namun tidak memaparkan akurasi.

Pada penelitian ini akan membahas dua hal, yang pertama adalah menangani kebutuhan data dengan menerapkan kombinasi teknik augmentasi dengan menggunakan metode EDA dan *back translation* dan yang kedua adalah memodifikasi arsitektur *transformers* dengan menambahkan *layer normalization* untuk membuat proses *training* menjadi lebih stabil sehingga memperoleh arsitektur baru yang dapat meningkatkan hasil kinerja dalam menghasilkan model yang dapat mengklasifikasi teks. Parameter yang digunakan dalam mengevaluasi hasil kinerja arsitektur adalah akurasi, presisi, recall, dan *f1-score*.

1.2 Perumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mengatasi kebutuhan data dengan menerapkan kombinasi teknik augmentasi EDA dan *back translation*.

2. Bagaimana hasil evaluasi kinerja klasifikasi teks menggunakan modifikasi arsitektur *transformer* dalam mendeteksi depresi.

1.3 Pembatasan Masalah

Beberapa pembatasan masalah dalam penelitian ini:

1. Penelitian yang dilakukan hanya membahas kombinasi teknik augmentasi EDA dan *back translation*.
2. Klasifikasi teks depresi menggunakan modifikasi arsitektur *transformer* dengan menambahkan *layer normalization*.
3. Ukuran evaluasi kinerja dalam augmentasi dan klasifikasi teks ini hanya akan mengukur berdasarkan nilai akurasi, presisi, recall dan *f1-score*.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Melakukan penerapan kombinasi teknik augmentasi EDA dan *back translation* untuk mengatasi keterbatasan data twitter.
2. Mengetahui hasil evaluasi kinerja dalam klasifikasi teks data twitter menggunakan arsitektur *transformers* dengan melibatkan *layer normalization*.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini antara lain:

1. Dapat digunakan sebagai referensi penelitian dalam melakukan augmentasi teks.
2. Dapat digunakan sebagai referensi baru pada bidang *deep learning* untuk melakukan penelitian mengenai klasifikasi teks.

DAFTAR PUSTAKA

- Ba, J. L., Kiros, J. R., & Hinton, G. E. (2016). *Layer Normalization*. <http://arxiv.org/abs/1607.06450>
- Banerjee, K., Vishak Prasad, C., Gupta, R. R., Vyas, K., Anushree, H., & Mishra, B. (2021). Exploring alternatives to softmax function. *Proceedings of the 2nd International Conference on Deep Learning Theory and Applications, DeLTA 2021*, 81–86. <https://doi.org/10.5220/0010502000810086>
- Bazi, Y., Bashmal, L., Al Rahhal, M. M., Dayil, R. Al, & Ajlan, N. Al. (2021). Vision transformers for remote sensing image classification. *Remote Sensing*, 13(3), 1–20. <https://doi.org/10.3390/rs13030516>
- Corbeil, J.-P., & Ghadivel, H. A. (2020). *BET: A Backtranslation Approach for Easy Data Augmentation in Transformer-based Paraphrase Identification Context*. 1–12. <http://arxiv.org/abs/2009.12452>
- Deshpande, M., & Rao, V. (2018). Depression detection using emotion artificial intelligence. *Proceedings of the International Conference on Intelligent Sustainable Systems, ICISS 2017, Iciss*, 858–862. <https://doi.org/10.1109/ISS1.2017.8389299>
- Etaiwi, W., & Naymat, G. (2017). The Impact of applying Different Preprocessing Steps on Review Spam Detection. *Procedia Computer Science*, 113, 273–279. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.08.368>
- Feng, S. Y., Gangal, V., Wei, J., Chandar, S., Vosoughi, S., Mitamura, T., & Hovy, E. (2021). A Survey of Data Augmentation Approaches for NLP. *Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL-IJCNLP 2021*, 968–988. <https://doi.org/10.18653/v1/2021.findings-acl.84>
- Ghazal, T. M., Afifi, M. A. M., & Kalra, D. (2020). Data Mining and Exploration: A Comparison Study among Data Mining Techniques on Iris Data Set. *Talent Development & Excellence*, 12(1), 3854–3861.
- Handoyo, A. T., Hidayaturrehman, & Suhartono, D. (2021). *Sarcasm Detection in Twitter -- Performance Impact while using Data Augmentation: Word Embeddings*. <http://arxiv.org/abs/2108.09924>
- Hsiao, T. Y., Chang, Y. C., Chou, H. H., & Chiu, C. Te. (2019). Filter-based deep-compression with global average pooling for convolutional networks. *Journal of Systems Architecture*, 95(June 2018), 9–18.

<https://doi.org/10.1016/j.sysarc.2019.02.008>

- Ibrahim, M., Torki, M., & El-Makky, N. (2019). Imbalanced Toxic Comments Classification Using Data Augmentation and Deep Learning. *Proceedings - 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2018*, 875–878. <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2018.00141>
- Ide, H., & Kurita, T. (2017). Improvement of learning for CNN with ReLU activation by sparse regularization. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2017-May*, 2684–2691. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2017.7966185>
- Kang, T., Perotte, A., Tang, Y., Ta, C., & Weng, C. (2021). UMLS-based data augmentation for natural language processing of clinical research literature. *Journal of the American Medical Informatics Association : JAMIA*, 28(4), 812–823. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocaa309>
- Kim, S. Y., Ganesan, K., Dickens, P., & Panda, S. (2021). Public sentiment toward solar energy—opinion mining of twitter using a transformer-based language model. *Sustainability (Switzerland)*, 13(5), 1–19. <https://doi.org/10.3390/su13052673>
- Li, P., Zhong, P., Mao, K., Wang, D., Yang, X., Liu, Y., Yin, J., & See, S. (2021). ACT: An Attentive Convolutional Transformer for Efficient Text Classification. *35th AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2021, 15*, 13261–13269.
- Lin, M., Chen, Q., & Yan, S. (2014). Network in network. *2nd International Conference on Learning Representations, ICLR 2014 - Conference Track Proceedings*, 1–10.
- Lopez-Martin, M., Carro, B., Arribas, J. I., & Sanchez-Esguevillas, A. (2021). Network intrusion detection with a novel hierarchy of distances between embeddings of hash IP addresses. *Knowledge-Based Systems*, 219, 106887. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.106887>
- Luo, H. (2021). Emotion detection for spanish with data augmentation and transformer-based models. *CEUR Workshop Proceedings*, 2943(September), 35–42.
- Ma, J., & Li, L. (2020). Data Augmentation for Chinese Text Classification Using Back-Translation. *Journal of Physics: Conference Series*, 1651(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1651/1/012039>

- Maj, M., Stein, D. J., Parker, G., Zimmerman, M., Fava, G. A., De Hert, M., Demyttenaere, K., McIntyre, R. S., Widiger, T., & Wittchen, H. U. (2020). The clinical characterization of the adult patient with depression aimed at personalization of management. *World Psychiatry*, *19*(3), 269–293. <https://doi.org/10.1002/wps.20771>
- Naseem, U., Razzak, I., Musial, K., & Imran, M. (2020). Transformer based Deep Intelligent Contextual Embedding for Twitter sentiment analysis. *Future Generation Computer Systems*, *113*, 58–69. <https://doi.org/10.1016/j.future.2020.06.050>
- Omote, Y., Tamura, A., & Ninomiya, T. (2019). Dependency-based relative positional encoding for transformer NMT. *International Conference Recent Advances in Natural Language Processing, RANLP, 2019-Septe*, 854–861. https://doi.org/10.26615/978-954-452-056-4_099
- Pouliakis, A., Karakitsou, E., Margari, N., Bountris, P., Haritou, M., panayiotides, J., Koutsouris, D., & Karakitsos, P. (2016). Artificial Neural Networks as Decision Support Tools in Cytopathology: Past, Present, and Future. *Biomedical Engineering and Computational Biology*, *7*(February), BECB.S31601. <https://doi.org/10.4137/beceb.s31601>
- Rodrawangpai, B., & Daungjaiboon, W. (2022). Improving text classification with transformers and layer normalization. *Machine Learning with Applications*, *10*(March), 100403. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100403>
- Ruder, S. (2016). *An overview of gradient descent optimization algorithms*. 1–14. <http://arxiv.org/abs/1609.04747>
- Shon, S., Tang, H., & Glass, J. (2018). FRAME-LEVEL SPEAKER EMBEDDINGS FOR TEXT-INDEPENDENT SPEAKER RECOGNITION AND ANALYSIS OF END-TO-END MODEL Suwon Shon , Hao Tang , James Glass Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory Massachusetts Institute of Technology. *2018 IEEE Spoken Language Technology Workshop (SLT)*, 1007–1013.
- Soomro, T. A., Afifi, A. J., Gao, J., Hellwich, O., Khan, M. A. U., Paul, M., & Zheng, L. (2017). Boosting Sensitivity of a Retinal Vessel Segmentation Algorithm with Convolutional Neural Network. *DICTA 2017 - 2017 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications*, *2017-Decem*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/DICTA.2017.8227413>

- Subedi, I. M., Singh, M., Ramasamy, V., & Walia, G. S. (2021). Application of back-translation: A transfer learning approach to identify ambiguous software requirements. *Proceedings of the 2021 ACMSE Conference - ACMSE 2021: The Annual ACM Southeast Conference*, 130–137. <https://doi.org/10.1145/3409334.3452068>
- Tezgider, M., Yildiz, B., & Aydin, G. (2022). Text classification using improved bidirectional transformer. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 34(9), 1–12. <https://doi.org/10.1002/cpe.6486>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems, 2017-Decem(Nips)*, 5999–6009.
- Waterworth, S., Arroll, B., Raphael, D., Parsons, J., & Gott, M. (2015). A qualitative study of nurses' clinical experience in recognising low mood and depression in older patients with multiple long-term conditions. *Journal of Clinical Nursing*, 24(17–18), 2562–2570. <https://doi.org/10.1111/jocn.12863>
- Wei, J., & Zou, K. (2019). EDA: Easy data augmentation techniques for boosting performance on text classification tasks. *EMNLP-IJCNLP 2019 - 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and 9th International Joint Conference on Natural Language Processing, Proceedings of the Conference*, 6382–6388. <https://doi.org/10.18653/v1/d19-1670>
- Xu, J., Sun, X., Zhang, Z., Zhao, G., & Lin, J. (2019). Understanding and improving layer normalization. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 32(NeurIPS), 1–11.
- Ying, X. (2019). An Overview of Overfitting and its Solutions. *Journal of Physics: Conference Series*, 1168(2). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1168/2/022022>
- Zhang, T., Gong, X., & Chen, C. L. P. (2022). BMT-Net: Broad Multitask Transformer Network for Sentiment Analysis. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 52(7), 6232–6243. <https://doi.org/10.1109/TCYB.2021.3050508>