

**IMPLEMENTASI *BIDIRECTIONAL LONG SHORT TERM MEMORY (BiLSTM)*  
UNTUK MENDETEKSI DEPRESI PADA  
AUGMENTASI *TWEET* BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN  
*EASY DATA AUGMENTATION (EDA)* DAN *BACK TRANSLATION***

**SKRIPSI**

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

**Oleh:**

**NYAYU CHIKA MARSELINA**

**NIM. 08011281924027**



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

**2023**

**HALAMAN PENGESAHAN**

**IMPLEMENTASI *BIDIRECTIONAL LONG SHORT TERM MEMORY (BiLSTM)*  
UNTUK MENDETEKSI DEPRESI PADA  
AUGMENTASI *TWEET* BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN  
*EASY DATA AUGMENTATION (EDA)* DAN *BACK TRANSLATION***

**SKRIPSI**

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

**Oleh**

**NYAYU CHIKA MARSELINA  
NIM. 08011281924027**

**Pembimbing Kedua**



**Irmeilvana, S.Si., M.Si  
NIP. 197405171999032003**

**Indralaya, Januari 2023  
Pembimbing Utama**



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

**Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika**



**Drs. Sugandi Yandini, M.M  
NIP.: 195807271986031003**

## PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Nyayu Chika Marselina  
NIM : 08011281924027  
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, 9 Februari 2023

Penulis



Nyayu Chika Marselina

NIM. 08011281924027

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

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

Nama : Nyayu Chika Marselina  
NIM : 08011281924027  
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:

"Implementasi *Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM)* untuk Mendeteksi Depresi pada Augmentasi *Tweet* Bahasa Indonesia Menggunakan *Easy Data Augmentation (EDA)* dan *Back Translation*"

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, 9 Februari 2023

Penulis



Nyayu Chika Marselina

NIM. 08011281924027

## HALAMAN PERSEMBAHAN

*Kupersembahkan skripsi ini untuk:*

*Yang Maha Kuasa Allah Subhanahu Wa Ta'ala,*

*Kedua orang tuaku tercinta,*

*Adik-adikku tersayang,*

*Keluarga besarku,*

*Semua guru dan dosenku,*

*Sahabat-sahabatku,*

*Almamaterku,*

*Diriku sendiri*

Motto

*“Without Allah We Are Nothing.”*

## KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadiran Allah SWT karena dengan limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Implementasi *Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM)* untuk Mendeteksi Depresi pada Augmentasi *Tweet* Bahasa Indonesia Menggunakan *Easy Data Augmentation (EDA)* dan *Back Translation*” sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Sains bidang studi Matematika di FMIPA Universitas Sriwijaya.

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

1. Mama dan Papaku tercinta, **Maya dan Kiagus Gunawan**, yang tak pernah lupa mendoakan yang terbaik untuk penulis, telah mendidik, menjadi orang tua sekaligus sahabat, dan selalu memberikan dukungan apapun yang penulis pilih.
2. Bapak **Drs. Sugandi Yahdin, M.M** selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah memberikan arahan dan motivasi kepada penulis selama menempuh perkuliahan.
3. Ibu **Dr. Dian Cahyawati Sukanda, M.Si** selaku Sekretaris Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah memberikan arahan perihal urusan akademik kepada penulis.
4. Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom** selaku dosen pembimbing utama yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan,

arahan, dan didikan berharga selama proses pembuatan skripsi, kompetisi, dan perjalanan perkuliahan ini.

5. Ibu **Irmeilyana, S.Si., M.Si** selaku dosen pembimbing pendamping yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan, arahan, dan didikan selama pembuatan skripsi ini dengan penuh pengertian.
6. Bapak **Drs. Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si** dan Ibu **Dra. Ning Eliyati, M.Pd** selaku dosen pembahas yang telah memberikan tanggapan serta masukan agar skripsi ini dapat diselesaikan dengan lebih baik.
7. Ibu **Dr. Ir. Herlina Hanum, M.Si** dan Ibu **Novi Rustiana Dewi, S.Si., M.Si** selaku ketua dan sekretaris tim pelaksana tugas akhir penulis.
8. Bapak **Drs. Endro Setyo Cahyono, M.Si** selaku dosen pembimbing akademik yang telah membimbing dan mengarahkan urusan akademik penulis.
9. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika FMIPA** Universitas Sriwijaya yang telah memberikan ilmu, 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. Adik-adikku tersayang, **Kiagus Muhammad Zaky** dan **Kiagus Muhammad Ozil**, yang sama-sama berjuang menempuh pendidikan demi masa depan.
12. Sahabatku di bangku sekolah, **Asri Rahmalita, Wahyu Wulandari**, dan rekan terbaik di bidang minat komputasi **Aulia Salsabila**, yang telah mendukung, membantu, dan memotivasi penulis.
13. Sahabatku sejak mahasiswa baru, **Rosita Sinta Dewi** yang telah menjadi tempat berbagi canda tawa dan suka duka di daerah rantau.

14. Sahabat seperjuangan selama masa perkuliahan dan skripsi, *Best Friend till Jannah*, *NLP Team*, dan **teman-teman komputasi**. Terima kasih atas diskusi, saran, dan kerjasamanya.
15. **Keluarga Matematika 2019, BPH LDF Kosmic 2020/2021, Tim PJ MOM Kominfo Himastik Gelora Karya dan Akselerasi, Tim KKN Angkatan 95 Desa Pampangan**, dan **rekan-rekan perlombaan** selama perkuliahan.
16. Kakak-kakak tingkat angkatan **2017, 2018** serta adik-adik tingkat angkatan **2020 dan 2021** atas bantuan selama perkuliahan.
17. Semua pihak yang yang tidak dapat disebutkan satu persatu. Semoga segala kebaikan yang diberikan, mendapat balasan terbaik dari Allah SWT.  
Semoga skripsi ini dapat menambah pengetahuan dan bermanfaat bagi mahasiswa/mahasiswi Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya dan semua pihak yang memerlukan.

Indralaya, Januari 2023

Penulis



**IMPLEMENTATION OF BIDIRECTIONAL LONG SHORT TERM  
MEMORY (BiLSTM) TO DETECT DEPRESSION IN  
INDONESIAN TWEET AUGMENTATION USING  
EASY DATA AUGMENTATION (EDA) AND BACK TRANSLATION**

**By:**

**Nyayu Chika Marselina  
08011281924027**

**ABSTRACT**

Depression is a mental disorder that can interfere with daily activities. One way that can be done to detect depression on social media, especially Twitter, is by classifying the text in the tweets that are shared. In classification, a large amount of data is needed so that the results obtained are optimal, but sometimes the availability of data is limited. Augmentation is one way that can be used to increase the amount of data. Several augmentation techniques that can be used, namely Easy Data Augmentation (EDA) and back translation. Augmentation techniques help deep learning-based classification methods work more optimally. Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) is a deep learning algorithm that can be used for text classification. The advantage of BiLSTM is that it can identify a pattern in a sentence because each word is processed sequentially. In this study, augmentation of Indonesian tweets used EDA and back translation followed by classification using the BiLSTM architecture. The stages in this study are data collection, text preprocessing, data augmentation, tokenization, pad sequences, training, testing, evaluation, analysis and interpretation of results, and making conclusions. The results obtained from this study, namely accuracy, precision, recall, and f1-score were 98.68% each. These results indicate that the BiLSTM architecture is able to classify text in determining depressed and not depressed classes very well.

**Keywords:** Back Translation, Bidirectional Long Short Term Memory, Depression, Easy Data Augmentation, Text Classification

**IMPLEMENTASI *BIDIRECTIONAL LONG SHORT TERM MEMORY*  
(*BiLSTM*) UNTUK MENDETEKSI DEPRESI PADA  
AUGMENTASI *TWEET* BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN  
*EASY DATA AUGMENTATION* (EDA) DAN *BACK TRANSLATION***

Oleh:

**Nyayu Chika Marselina  
08011281924027**

**ABSTRAK**

Depresi merupakan salah satu gangguan mental yang dapat mengganggu aktivitas sehari-hari. Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk mendeteksi depresi di media sosial khususnya Twitter, yakni dengan mengklasifikasikan teks pada *tweet* yang dibagikan. Dalam klasifikasi, dibutuhkan data dengan jumlah yang banyak agar hasil yang diperoleh optimal, tetapi terkadang ketersediaan data terbatas. Augmentasi merupakan salah satu cara yang dapat digunakan untuk memperbanyak jumlah data. Beberapa teknik augmentasi yang dapat digunakan, yakni *Easy Data Augmentation* (EDA) dan *back translation*. Teknik augmentasi membantu metode klasifikasi berbasis *deep learning* bekerja lebih optimal. *Bidirectional Long Short Term Memory* (*BiLSTM*) adalah salah satu algoritma *deep learning* yang dapat digunakan untuk klasifikasi teks. Kelebihan *BiLSTM* adalah dapat mengetahui suatu pola pada kalimat karena setiap kata diproses secara berurutan. Pada penelitian ini, augmentasi *tweet* bahasa Indonesia dilakukan dengan menggunakan EDA dan *back translation* yang dilanjutkan dengan melakukan klasifikasi menggunakan arsitektur *BiLSTM*. Adapun tahapan pada penelitian ini, yaitu pengumpulan data, *text preprocessing*, augmentasi data, tokenisasi, *pad sequence*, *training*, *testing*, evaluasi, analisis dan interpretasi hasil, serta menarik kesimpulan. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini, yakni akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* masing-masing sebesar 98,68%. Hasil tersebut menunjukkan, bahwa arsitektur *BiLSTM* mampu melakukan klasifikasi teks dalam menentukan kelas depresi dan tidak depresi dengan sangat baik.

Kata Kunci: *Back Translation*, *Bidirectional Long Short Term Memory*, Depresi, *Easy Data Augmentation*, Klasifikasi Teks

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	<b>i</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b> .....	<b>v</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>vi</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>ix</b>
<b>ABSTRAK</b> .....	<b>x</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>xi</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Perumusan Masalah .....	4
1.3 Pembatasan Masalah .....	5
1.4 Tujuan .....	5
1.5 Manfaat .....	5
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	<b>6</b>
2.1 Depresi .....	6
2.2 <i>Text Preprocessing</i> .....	6
2.3 Augmentasi Teks.....	8
2.3.1 <i>Easy Data Augmentation (EDA)</i> .....	8
2.3.2 <i>Back Translation</i> .....	9
2.4 Tokenisasi .....	10
2.5 <i>Pad Sequence</i> .....	10
2.6 <i>Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM)</i> .....	11
2.6.1 <i>Embedding Layer</i> .....	11
2.6.2 <i>Spatial Dropout Layer</i> .....	12
2.6.3 <i>BiLSTM Layer</i> .....	13
2.6.4 Fungsi Aktivasi.....	16
2.6.5 <i>Loss Function: Sparse Categorical Cross-entropy</i> .....	17
2.6.6 <i>Optimizer: Adaptive Moment Estimation (Adam)</i> .....	18
2.7 <i>Confusion Matrix</i> .....	18
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	<b>21</b>
3.1 Tempat.....	21
3.2 Waktu .....	21
3.3 Alat.....	21

3.4	Metode Penelitian.....	21
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>		<b>28</b>
4.1	Deskripsi Data.....	28
4.2	<i>Text Preprocessing</i> .....	29
4.3	Augmentasi Data.....	31
4.4	Tokenisasi .....	33
4.5	<i>Pad Sequence</i> .....	35
4.6	Arsitektur <i>BiLSTM</i> .....	36
4.7	Operasi Manual pada <i>BiLSTM</i> .....	38
4.8	<i>Training</i> .....	61
4.9	<i>Testing</i> .....	64
4.10	Evaluasi.....	65
4.11	Analisis dan Interpretasi Hasil .....	69
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>		<b>72</b>
5.1	Kesimpulan .....	72
5.2	Saran.....	72
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>73</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>		<b>81</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Contoh penerapan teknik augmentasi EDA .....	9
Tabel 2.2. <i>Confusion matrix</i> pada klasifikasi <i>tweet</i> depresi.....	19
Tabel 2.3. Kategori nilai evaluasi kinerja model .....	20
Tabel 4.1. Beberapa contoh pada dataset <i>tweet</i> depresi .....	28
Tabel 4.2. <i>Confusion matrix</i> yang diperoleh pada tahap pengujian.....	65
Tabel 4.3. Perbandingan hasil evaluasi kinerja dengan penelitian terdahulu .....	70

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2 1. Contoh Penerapan <i>Back Translation</i> .....	10
Gambar 2.2. Ilustrasi <i>Embedding Layer</i> .....	11
Gambar 2.3. Ilustrasi <i>Spatial Dropout Layer</i> .....	12
Gambar 2.4. Ilustrasi Arsitektur LSTM .....	13
Gambar 2.5. Ilustrasi Arsitektur <i>BiLSTM</i> .....	15
Gambar 3.1 Ilustrasi Proses Augmentasi .....	23
Gambar 3.2. Ilustrasi Proses Tokenisasi .....	24
Gambar 3.3. Ilustrasi Proses <i>Pad Sequence</i> .....	25
Gambar 4.1. Contoh Penerapan <i>Text Preprocessing</i> pada Data Tweet .....	30
Gambar 4.2. Hasil Augmentasi Data Menggunakan EDA dan <i>Back Translation</i>	32
Gambar 4.3. <i>Index</i> Kata pada Salah Satu <i>Tweet</i> .....	34
Gambar 4.4. Penerapan Tokenisasi .....	35
Gambar 4.5. Penerapan <i>Pad Sequence</i> .....	36
Gambar 4.6. Arsitektur <i>BiLSTM</i> .....	37
Gambar 4.7. Contoh Proses pada <i>Spatial Dropout</i> .....	41
Gambar 4.8. Hasil Tahap <i>Training</i> Model Menggunakan Arsitektur <i>BiLSTM</i> .....	62
Gambar 4.9. Grafik Akurasi pada Data <i>Training</i> dan Data Validasi .....	63
Gambar 4.10. Grafik <i>Loss</i> pada Data <i>Training</i> dan Data Validasi .....	64

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Depresi merupakan salah satu gangguan mental yang ditandai dengan suasana *mood* yang buruk, hilang rasa minat atau motivasi pada hobi, dan energi yang berkurang sehingga dapat mengganggu kegiatan sehari-hari (Maratha *et al.*, 2022). Untuk tingkat lebih lanjut, depresi dapat menyebabkan seseorang memiliki kecenderungan untuk melukai diri sendiri sampai melakukan percobaan bunuh diri (Knipe *et al.*, 2022). Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk mendeteksi depresi di media sosial khususnya Twitter, yakni dengan melakukan klasifikasi teks pada *tweet* yang dibagikan (Amanat *et al.*, 2022). Klasifikasi merupakan pengelompokan data sesuai dengan karakteristik data ke dalam suatu kelas (Cyril *et al.*, 2021). Dalam melakukan klasifikasi teks pada *tweet*, diperlukan data *tweet* dalam jumlah yang banyak agar memperoleh hasil yang optimal. Namun, terkadang jumlah data *tweet* yang ada terbatas (Shahi *et al.*, 2021). Augmentasi merupakan salah satu cara yang dapat dilakukan untuk memperbanyak jumlah data (Pérez-García *et al.*, 2021).

Augmentasi adalah teknik untuk meningkatkan kinerja model dan memperbanyak data dengan upaya yang minimum (Gao *et al.*, 2021). *Easy Data Augmentation* (EDA) merupakan salah satu teknik augmentasi yang banyak digunakan pada augmentasi data teks (Maslej-Krešňáková *et al.*, 2022). EDA telah diterapkan pada beberapa penelitian, seperti Wei and Zou (2019) yang menerapkan EDA pada klasifikasi ulasan pelanggan menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Xiang *et al.* (2021) menerapkan

EDA dalam klasifikasi mengenai ulasan film menggunakan *Robustly Optimizers Bidirectional Encoder Representations Transformer Pre-Training Approach (RoBERTa)*. Guo (2020) menerapkan EDA dalam analisis sentimen ulasan film menggunakan CNN. Ketiga penelitian tersebut memperoleh nilai akurasi di atas 85%, tetapi tidak menampilkan nilai presisi, *recall*, dan *f1-score*. Proses augmentasi teks dengan EDA masih memiliki keterbatasan.

EDA memiliki kekurangan, yakni hanya dapat melakukan augmentasi data dalam bahasa Inggris (Maslej-Krešňáková *et al.*, 2022). Salah satu teknik augmentasi lainnya yang dapat mengatasi kekurangan EDA dalam keterbatasan bahasa adalah *back translation* (Lee *et al.*, 2021). Teknik *back translation* merupakan teknik menerjemahkan suatu dokumen teks dari bahasa awal ke bahasa lain yang kemudian diterjemahkan kembali ke bahasa awal (Martinus and Abbott, 2019). *Back translation* telah diterapkan pada beberapa penelitian, antara lain Batra *et al.* (2021) menerapkan *back translation* dari bahasa Inggris ke bahasa Spanyol dalam mendeteksi emosi menggunakan algoritma *Bidirectional Encoder Representations (BERT)* yang menghasilkan nilai rata-rata presisi, *recall*, dan *f1-score* di atas 85%, tetapi tidak menghitung nilai akurasi. Liesting *et al.* (2021) menerapkan *back translation* dari bahasa Belanda dan Spanyol ke bahasa Jepang dalam ulasan restoran menggunakan *Long Short Term Memory (LSTM)* memperoleh nilai akurasi di atas 85%, tetapi tidak mengukur kinerja lainnya. Wei *et al.* (2021) menerapkan *back translation* dari bahasa Inggris ke bahasa India pada deteksi bahasa kasar dan ujaran kebencian menggunakan algoritma *Bidirectional*



*Long Short Term Memory (BiLSTM)* dan menghasilkan nilai akurasi, *recall*, dan *f1-score* di atas 85%, tetapi memperoleh nilai presisi di bawah 80%.

Penerapan teknik augmentasi membantu metode klasifikasi bekerja lebih optimal dalam mempelajari suatu pola atau informasi terutama pada metode klasifikasi berbasis *deep learning* (Zheng *et al.*, 2021). Salah satu algoritma *deep learning* yang banyak digunakan pada klasifikasi teks adalah LSTM (Luan and Lin, 2019). Algoritma LSTM merupakan arsitektur yang terdiri dari beberapa blok memori sehingga dapat membuat prediksi dan menyelesaikan suatu masalah secara efektif (Alharbi, 2021). Kelebihan dari LSTM adalah mampu menyimpan informasi dengan memori yang besar secara efisien (Lees *et al.*, 2021). LSTM telah diterapkan pada beberapa penelitian klasifikasi teks, antara lain Riza and Charibaldi (2021) yang melakukan deteksi emosi pada *tweet* dengan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* yang masih berada di bawah 75%. Dutta and Das (2021) menggunakan data *tweet* mengenai mobil otonom dengan nilai akurasi, presisi, dan *recall* yang masih berada di bawah 85% dan tidak menghitung nilai *f1-score*. Agustiningsih *et al.* (2022) pada data *tweet* mengenai vaksin *Corona Virus Disease* 2019 (COVID-19) di Indonesia memperoleh nilai akurasi di atas 85%, tetapi tidak menghitung nilai presisi, *recall*, dan *f1-score*.

LSTM juga memiliki kekurangan, yakni memproses *input* hanya dari satu arah (Jaseena and Kovoov, 2021). Algoritma LSTM dikembangkan lebih lanjut menjadi *BiLSTM* (Adil *et al.*, 2021). Algoritma *BiLSTM* adalah algoritma lanjutan dari LSTM yang memproses data *input* melalui dua arah, yakni *forward* dan *backward* (Yang *et al.*, 2022). Kelebihan *BiLSTM* adalah dapat mengetahui suatu pola pada

kalimat karena setiap kata diproses secara berurutan (Firmawan and Siahaan, 2022). *BiLSTM* telah diterapkan pada beberapa penelitian, seperti Mansouri *et al.* (2022) menerapkan *BiLSTM* dalam klasifikasi teks pada *tweet* mengenai vaksin *Corona Virus Disease 19* (COVID-19) dan Pimpalkar and Raj R (2022) yang menerapkan *BiLSTM* dalam klasifikasi teks pada ulasan film. Kedua penelitian tersebut memperoleh nilai akurasi di atas 90%, tetapi tidak menghitung nilai presisi, *recall*, dan *f1-score*. Penelitian Mahajan and Mansotra (2021) menerapkan *BiLSTM* dalam mendeteksi ungkapan kebencian di media sosial dengan nilai presisi, *recall*, dan *f1-score* di atas 90%, tetapi tidak menghitung akurasi.

Pada penelitian ini, digunakan penggabungan teknik augmentasi EDA dan *back translation* untuk memperbanyak data. Selanjutnya, data yang telah diaugmentasi tersebut akan digunakan pada klasifikasi teks dengan dua kelas, yakni depresi dan tidak depresi. Klasifikasi teks dilakukan dengan menggunakan arsitektur *BiLSTM* untuk memperoleh informasi pada data *tweet* depresi berdasarkan urutan data. Untuk melihat kinerja dari teknik augmentasi dan *BiLSTM* dalam klasifikasi teks, parameter yang digunakan sebagai hasil akhir dari penelitian ini adalah akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.

## 1.2 Perumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini, sebagai berikut:

1. Bagaimana penerapan teknik augmentasi EDA dan *back translation* dalam mengatasi keterbatasan data *tweet*.
2. Bagaimana hasil evaluasi kinerja klasifikasi teks pada data *tweet* yang telah diaugmentasi dalam mendeteksi pengguna yang cenderung depresi.

### 1.3 Pembatasan Masalah

Beberapa pembatasan masalah pada penelitian ini, sebagai berikut:

1. Data yang digunakan pada penelitian ini hanya berasal dari Kaggle.
2. Penerapan *back translation* pada penelitian ini hanya menggunakan bahasa Indonesia dan bahasa Inggris.
3. Ukuran evaluasi kinerja pada augmentasi dan klasifikasi teks dalam mendeteksi depresi pada *tweet* menggunakan akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.

### 1.4 Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Menerapkan teknik augmentasi EDA dan *back translation* dalam mengatasi keterbatasan data *tweet*.
2. Mengetahui hasil evaluasi kinerja klasifikasi teks pada data *tweet* yang telah diaugmentasi dalam mendeteksi pengguna yang cenderung depresi.

### 1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini, sebagai berikut:

1. Dapat memperoleh hasil dari *tweet* yang cenderung menunjukkan depresi dengan yang tidak depresi melalui proses klasifikasi teks.
2. Dapat digunakan sebagai referensi dalam melakukan augmentasi teks menggunakan EDA dan *back translation*.
3. Dapat digunakan sebagai referensi bagi pihak yang akan melakukan penelitian mengenai klasifikasi teks dalam mendeteksi depresi menggunakan arsitektur *BiLSTM*.

## DAFTAR PUSTAKA

- Adil, M. *et al.* (2021) 'Attention-Based STL-BiLSTM Network to Forecast Tourist Arrival', *Processes*, 9, pp. 1–19. doi: 10.3390/pr9101759.
- Agustiniingsih, K. K. *et al.* (2022) 'Sentiment Analysis of COVID-19 Vaccines in Indonesia on Twitter Using Pre-Trained and Self-Training Word Embeddings', *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi (Journal of Computer Science and Information)*, 15(1), pp. 39–46.
- Ahmadi, M. *et al.* (2021) 'FWNNet: Presentation of a New Classifier of Brain Tumor Diagnosis Based on Fuzzy Logic and the Wavelet-Based Neural Network Using Machine-Learning Methods', *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, pp. 1–13. doi: 10.1155/2021/8542637.
- Alharbi, O. (2021) 'A Deep Learning Approach Combining CNN and Bi-LSTM with SVM Classifier for Arabic Sentiment Analysis', *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 12(6), pp. 165–172. doi: 10.14569/IJACSA.2021.0120618.
- Ali, M. *et al.* (2021) 'Machine learning - A novel approach of well logs similarity based on synchronization measures to predict shear sonic logs', *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 203, pp. 1–10. doi: <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.108602>.
- Alotaibi, H. *et al.* (2021) 'DNA Profiling: An Investigation of Six Machine Learning Algorithms for Estimating the Number of Contributors in DNA Mixtures', (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(11), pp. 130–137. doi: 10.14569/IJACSA.2021.0121115.
- Amanat, A. *et al.* (2022) 'Deep Learning for Depression Detection from Textual Data', *Electronics (Switzerland)*, 11(5), pp. 1–13. doi: 10.3390/electronics11050676.
- Aslam, N. *et al.* (2022) 'Sentiment Analysis and Emotion Detection on Cryptocurrency Related Tweets Using Ensemble LSTM-GRU Model', *IEEE Access*, 10, pp. 39313–39324. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3165621.
- Batra, H. *et al.* (2021) 'BERT-Based Sentiment Analysis: A Software Engineering Perspective', in Strauss, C. *et al.* (eds) *International Conference on Database and Expert Systems Applications*. Cham: Springer International Publishing, pp. 138–148.
- Beddiar, D. R. *et al.* (2021) 'Data expansion using back translation and paraphrasing for hate speech detection', *Online Social Networks and Media*, 24(100153), pp. 1–13. doi: 10.1016/j.osnem.2021.100153.

- Carneiro, M. B. *et al.* (2021) 'Recommender System for Postpartum Depression Monitoring based on Sentiment Analysis', in *2020 IEEE International Conference on E-health Networking, Application & Services (HEALTHCOM)*, pp. 1–6. doi: 10.1109/HEALTHCOM49281.2021.9398922.
- Chen, H. C. *et al.* (2022) 'AlexNet Convolutional Neural Network for Disease Detection and Classification of Tomato Leaf', *Electronics*, 11(6), pp. 1–17. doi: 10.3390/electronics11060951.
- Cheung, T. *et al.* (2021) 'Network analysis of depressive symptoms in Hong Kong residents during the COVID-19 pandemic', *Translational Psychiatry*, 11(460), pp. 1–8. doi: 10.1038/s41398-021-01543-z.
- Chotirat, S. and Meesad, P. (2021) 'Part-of-Speech tagging enhancement to natural language processing for Thai wh-question classification with deep learning', *Heliyon*, 7(10), pp. 1–13. doi: 10.1016/j.heliyon.2021.e08216.
- Cui, L. *et al.* (2022) 'Factors affecting the evolution of Chinese elderly depression: a cross-sectional study', *BMC Geriatrics*, 22(109), pp. 1–11. doi: 10.1186/s12877-021-02675-z.
- Cyril, C. P. D. *et al.* (2021) 'An automated learning model for sentiment analysis and data classification of Twitter data using balanced CA-SVM', *Concurrent Engineering*, 29(4), pp. 386–395. doi: 10.1177/1063293X211031485.
- Ding, B. *et al.* (2018) 'Activation functions and their characteristics in deep neural networks', in *2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, pp. 1836–1841. doi: 10.1109/CCDC.2018.8407425.
- Dutta, A. and Das, S. (2021) 'Tweets About Self-Driving Cars: Deep Sentiment Analysis Using Long Short-Term Memory Network (LSTM)', in Gupta, D. *et al.* (eds) *International Conference on Innovative Computing and Communications*. Singapore: Springer Singapore, pp. 515–523.
- Elsaraiti, M. and Merabet, A. (2021) 'A Comparative Analysis of the ARIMA and LSTM Predictive Models and Their Effectiveness for Predicting Wind Speed', *Energies*, 14(20), pp. 1–16. doi: 10.3390/en14206782.
- Ezhilarasi, S. and Maheswari, P. U. (2021) 'Designing the Neural Model for POS Tag Classification and Prediction of Words from Ancient Stone Inscription Script', *International Journal of Aquatic Science*, 12(3), pp. 1718–1728.
- Firmawan, D. B. and Siahaan, D. (2022) 'Bidirectional Long Short-Term Memory for Entailment Identification in Requirement Specifications Using Information from Use Case Diagrams', in *2021 International Seminar on Machine Learning, Optimization, and Data Science (ISMODE)*, pp. 331–336. doi: 10.1109/ISMODE53584.2022.9743037.

- Fitri, E. D. *et al.* (2022) ‘The Main Character’s Depression in Jasmine Warga’s My Heart and Other Black Holes’, *Journal Albion: Journal of English Literature, Language, and Culture*, 4(1), pp. 6–12.
- Gao, Y. *et al.* (2021) ‘Enabling Data Diversity: Efficient Automatic Augmentation via Regularized Adversarial Training’, in Feragen, A. *et al.* (eds) *International Conference on Information Processing in Medical Imaging*. Cham: Springer International Publishing, pp. 85–97.
- Gordon-Rodriguez, E. *et al.* (2020) ‘Uses and Abuses of the Cross-Entropy Loss: Case Studies in Modern Deep Learning’, in Zosa Forde, J. *et al.* (eds) *Proceedings on ‘I Can’t Believe It’s Not Better!’ at NeurIPS Workshops*. PMLR (Proceedings of Machine Learning Research), pp. 1–10. Available at: <https://proceedings.mlr.press/v137/gordon-rodriguez20a.html>.
- Govindasamy, K. AL and Palanichamy, N. (2021) ‘Depression Detection Using Machine Learning Techniques on Twitter Data’, in *2021 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)*, pp. 960–966. doi: 10.1109/ICICCS51141.2021.9432203.
- Guo, H. (2020) ‘Nonlinear Mixup: Out-Of-Manifold Data Augmentation for Text Classification’, in *The Thirty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-20)*, pp. 4044–4051. Available at: [www.aaai.org](http://www.aaai.org).
- Habibi, M. N. and Sunjana (2019) ‘Analysis of Indonesia Politics Polarization before 2019 President Election Using Sentiment Analysis and Social Network Analysis’, *Modern Education and Computer Science*, 11, pp. 22–30. doi: 10.5815/ijmecs.2019.11.04.
- Hancock, J. T. and Khoshgoftaar, T. M. (2020) ‘Survey on categorical data for neural networks’, *Journal of Big Data*, 7(28), pp. 1–41. doi: 10.1186/s40537-020-00305-w.
- Handayani, Y. *et al.* (2020) ‘Sentiment Analysis of Bank BNI User Comments Using the Support Vector Machine Method’, in *2020 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (ISemantic)*, pp. 202–207. doi: 10.1109/iSemantic50169.2020.9234230.
- Hidayat, T. H. J. *et al.* (2022) ‘Sentiment analysis of twitter data related to Rinca Island development using Doc2Vec and SVM and logistic regression as classifier’, in *Sixth Information Systems International Conference (ISICO 2021)*. Elsevier B.V., pp. 660–667. doi: 10.1016/j.procs.2021.12.187.
- Hidayatullah, A. F. *et al.* (2020) ‘Attention-based CNN-BiLSTM for dialect identification on Javanese text’, *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, 5(4), pp. 317–324. doi: 10.22219/kinetik.v5i4.1121.

- Idri, A. *et al.* (2018) 'Evaluating Pred(p) and standardized accuracy criteria in software development effort estimation', *Journal of Software: Evolution and Process*, 30, pp. 1–15. doi: <https://doi.org/10.1002/smr.1925>.
- Issifu, A. M. and Ganiz, M. C. (2021) 'A Simple Data Augmentation Method to Improve the Performance of Named Entity Recognition Models in Medical Domain', in *2021 6th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*, pp. 763–768. doi: [10.1109/UBMK52708.2021.9558986](https://doi.org/10.1109/UBMK52708.2021.9558986).
- Jap, D. *et al.* (2021) 'Fault Injection Attacks on SoftMax Function in Deep Neural Networks', in *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Computing Frontiers*, pp. 238–240. doi: [10.1145/3457388.3458870](https://doi.org/10.1145/3457388.3458870).
- Jaseena, K. U. and Kovoov, B. C. (2021) 'Decomposition-based hybrid wind speed forecasting model using deep bidirectional LSTM networks', *Energy Conversion and Management*, 234(113944), pp. 1–26. doi: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2021.113944>.
- Knipe, D. *et al.* (2022) 'Suicide and self-harm', *The Lancet*, 399(10338), pp. 1903–1916. doi: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(22\)00173-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(22)00173-8).
- Kwon, S. and Lee, Y. (2022) 'Explainability-based mix-up approach for text data augmentation', *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, pp. 1–13. doi: [10.1145/3533048](https://doi.org/10.1145/3533048).
- Lee, J. *et al.* (2021) 'Back-Translated Task Adaptive Pretraining: Improving Accuracy and Robustness on Text Classification', *Computation and Language*, 1, pp. 1–10. Available at: <http://arxiv.org/abs/2107.10474>.
- Lees, T. *et al.* (2021) 'Benchmarking data-driven rainfall–runoff models in Great Britain : a comparison of long short-term memory ( LSTM )-based models with four lumped conceptual models', *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(10), pp. 5517–5534. doi: <https://doi.org/10.5194/hess-25-5517-2021>.
- Li, X. *et al.* (2021) 'A Novel Framework for Early Pitting Fault Diagnosis of Rotating Machinery Based on Dilated CNN Combined With Spatial Dropout', *IEEE Access*, 9, pp. 29243–29252. doi: [10.1109/ACCESS.2021.3058993](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3058993).
- Liesting, T. *et al.* (2021) 'Data Augmentation in a Hybrid Approach for Aspect-Based Sentiment Analysis', in *Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on Applied Computing*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery (SAC '21), pp. 828–835. doi: [10.1145/3412841.3441958](https://doi.org/10.1145/3412841.3441958).
- Lihua, L. (2022) 'Simulation physics-informed deep neural network by adaptive Adam optimization method to perform a comparative study of the system', *Engineering with Computers*, 38(2), pp. 1111–1130. doi: [10.1007/s00366-021-01301-1](https://doi.org/10.1007/s00366-021-01301-1).

- Lopez-Martin, M. *et al.* (2021) ‘Network intrusion detection with a novel hierarchy of distances between embeddings of hash IP addresses’, *Knowledge-Based Systems*, 219(106887), pp. 1–21. doi: 10.1016/j.knosys.2021.106887.
- Luan, Y. and Lin, S. (2019) ‘Research on Text Classification Based on CNN and LSTM’, in *2019 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications (ICAICA)*, pp. 352–355. doi: 10.1109/ICAICA.2019.8873454.
- Mahajan, R. and Mansotra, V. (2021) ‘Correlating Crime and Social Media: Using Semantic Sentiment Analysis’, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 12(3), pp. 309–316. doi: 10.14569/IJACSA.2021.0120338.
- Mansouri, N. *et al.* (2022) ‘TextBlob and BiLSTM for Sentiment analysis toward COVID-19 vaccines’, in *2022 7th International Conference on Data Science and Machine Learning Applications (CDMA)*, pp. 73–78. doi: 10.1109/CDMA54072.2022.00017.
- Maratha, S. *et al.* (2022) ‘Alternative Therapeutic Strategies for the Treatment of Depressive Disorders- A Review’, *Annals of the Romanian Society for Cell Biology*, 26(1), pp. 903–916.
- Markoulidakis, I. *et al.* (2021) ‘Multiclass Confusion Matrix Reduction Method and Its Application on Net Promoter Score Classification Problem’, *Technologies*, 9(4), pp. 1–22. doi: 10.1145/3453892.3461323.
- Martins, R. *et al.* (2021) ‘Identifying Depression Clues Using Emotions and AI’, in *Proceedings of the 13th International Conference on Agents and Artificial Intelligence*, pp. 1137–1143. doi: 10.5220/0010332811371143.
- Martinus, L. and Abbott, J. (2019) ‘A Focus on Neural Machine Translation for African Languages’, *Computation and Language*, 1, pp. 1–11. Available at: <http://arxiv.org/abs/1906.05685>.
- Maslej-Krešňáková, V. *et al.* (2022) ‘Use of Data Augmentation Techniques in Detection of Antisocial Behavior Using Deep Learning Methods’, *Future Internet*, 14(9), pp. 1–15. doi: 10.3390/fi14090260.
- Mishra, S. *et al.* (2022) ‘Public reactions towards Covid-19 vaccination through twitter before and after second wave in India’, *Social Network Analysis and Mining*, 12(57), pp. 1–16. doi: 10.1007/s13278-022-00885-w.
- Nathani, D. *et al.* (2019) ‘Learning Attention-based Embeddings for Relation Prediction in Knowledge Graphs’, in *57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Proceedings of the Conference*, pp. 1–10. doi: 10.18653/v1/p19-1466.



- Nguyen, H. D. *et al.* (2021) 'Forecasting and Anomaly Detection approaches using LSTM and LSTM Autoencoder techniques with the applications in supply chain management', *International Journal of Information Management*, 57, pp. 1–13. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102282>.
- Pérez-García, F. *et al.* (2021) 'TorchIO: A Python library for efficient loading, preprocessing, augmentation and patch-based sampling of medical images in deep learning', *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 208(106236), pp. 1–12. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106236>.
- Pimpalkar, A. and Raj R, J. R. (2022) 'MBiLSTM GloVe: Embedding GloVe knowledge into the corpus using multi-layer BiLSTM deep learning model for social media sentiment analysis', *Expert Systems with Applications*, 203, pp. 1–14. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117581>.
- Polus, M. E. and Abbas, T. (2021) 'Development for Performance of Porter Stemmer Algorithm', *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 1(2), pp. 6–13. doi: [10.15587/1729-4061.2021.225362](https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.225362).
- Prabhakar, S. K. and Won, D.-O. (2021) 'Medical Text Classification Using Hybrid Deep Learning Models with Multihead Attention', *Computational Intelligence Neuroscience*, 2021, pp. 1–16. doi: [10.1155/2021/9425655](https://doi.org/10.1155/2021/9425655).
- Rahmadayana, F. and Sibaroni, Y. (2021) 'Sentiment Analysis of Work from Home Activity using SVM with Randomized Search Optimization', *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(5), pp. 936–942. doi: [10.29207/resti.v5i5.3457](https://doi.org/10.29207/resti.v5i5.3457).
- Rajput, G. *et al.* (2021) 'VLSI implementation of transcendental function hyperbolic tangent for deep neural network accelerators', *Microprocessors and Microsystems*, 84, pp. 1–10.
- Razmi, N. A. *et al.* (2021) 'Visualizing stemming techniques on online news articles text analytics', *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 10(1), pp. 365–373. doi: [10.11591/eei.v10i1.2504](https://doi.org/10.11591/eei.v10i1.2504).
- Rehman, A. U. *et al.* (2019) 'A Hybrid CNN-LSTM Model for Improving Accuracy of Movie Reviews Sentiment Analysis', *Multimedia Tools and Applications*, 78(18), pp. 26597–26613. doi: [10.1007/s11042-019-07788-7](https://doi.org/10.1007/s11042-019-07788-7).
- Renjith, S. *et al.* (2021) 'An ensemble deep learning technique for detecting suicidal ideation from posts in social media platforms', *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 1, pp. 1–12. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.11.010>.
- Riza, M. A. and Charibaldi, N. (2021) 'Emotion Detection in Twitter Social Media Using Long Short-Term Memory (LSTM) and Fast Text', *International Journal*

- of Artificial Intelligence & Robotics (IJAIR)*, 3(1), pp. 15–26. doi: 10.25139/ijair.v3i1.3827.
- Saeedi, D. *et al.* (2022) ‘CS/NLP at SemEval-2022 Task 4: Effective Data Augmentation Methods for Patronizing Language Detection and Multi-label Classification with RoBERTa and GPT3’, in *Proceedings of the 16th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2022)*, pp. 503–508. doi: 10.18653/v1/2022.semeval-1.69.
- Shahi, G. K. *et al.* (2021) ‘An exploratory study of COVID-19 misinformation on Twitter’, *Online Social Networks and Media*, 22(100104), pp. 1–16. doi: <https://doi.org/10.1016/j.osnem.2020.100104>.
- Sharma, N. *et al.* (2021) ‘Comprehensive Analysis of Feature Selection on Early Heart Strok Prediction’, in *2021 10th IEEE International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT)*, pp. 142–147. doi: 10.1109/CSNT51715.2021.9509629.
- Shoeb, A. A. M. and Melo, G. de (2021) ‘Assessing Emoji Use in Modern Text Processing Tools’, in *Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing*, pp. 1379–1388. doi: 10.18653/v1/2021.acl-long.110.
- Shunk, J. (2022) ‘Neuron-Specific Dropout: A Deterministic Regularization Technique to Prevent Neural Networks from Overfitting & Reduce Dependence on Large Training Samples’, *Computer Science: Machine Learning*, 1, pp. 1–19. Available at: <http://arxiv.org/abs/2201.06938>.
- Tyagi, P. *et al.* (2021) ‘Analysis of COVID-19 Tweets During Lockdown Phases’, in *2021 9th International Conference on Information and Education Technology (ICIET)*, pp. 471–475. doi: 10.1109/ICIET51873.2021.9419641.
- Uddin, A. F. M. S. *et al.* (2021) ‘SaliencyMix: A Saliency Guided Data Augmentation Strategy for Better Regularization’, in *ICLR*, pp. 1–12. Available at: <http://arxiv.org/abs/2006.01791>.
- Wadawadagi, R. and Pagi, V. (2020) *Sentiment analysis with deep neural networks: comparative study and performance assessment*, *Artificial Intelligence Review*. Springer Netherlands. doi: 10.1007/s10462-020-09845-2.
- Wei, B. *et al.* (2021) ‘Offensive Language and Hate Speech Detection with Deep Learning and Transfer Learning’, *Computation and Language*, 2, pp. 1–7. Available at: <http://arxiv.org/abs/2108.03305>.
- Wei, J. and Zou, K. (2019) ‘EDA: Easy Data Augmentation Techniques for Boosting Performance on Text Classification Tasks’, in *Empirical Methods in*

- Natural Language Processing (EMNLP) and 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (IJCNLP)*, pp. 1–9. doi: 10.18653/v1/d19-1670.
- Xiang, R. *et al.* (2021) ‘Lexical data augmentation for sentiment analysis’, *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 72(11), pp. 1432–1447. doi: 10.1002/asi.24493.
- Yang, X. *et al.* (2022) ‘Prediction of Glacially Derived Runoff in the Muzati River Watershed Based on the PSO-LSTM Model’, *Water*, pp. 1–18. doi: 10.3390/w14132018.
- Yin, X. *et al.* (2021) ‘Real-time prediction of rockburst intensity using an integrated CNN-Adam-BO algorithm based on microseismic data and its engineering application’, *Tunnelling and Underground Space Technology*, 117, pp. 1–21. doi: <https://doi.org/10.1016/j.tust.2021.104133>.
- Zhao, G. F. and Sun, L. F. (2022) ‘Depression Identification of Students Based on Campus Social Platform Data and Deep Learning’, *Scientific Programming*, 2022, pp. 1–8. doi: 10.1155/2022/6532384.
- Zheng, Q. *et al.* (2021) ‘Spectrum interference-based two-level data augmentation method in deep learning for automatic modulation classification’, *Neural Computing and Applications*, 33, pp. 7723–7745. doi: 10.1007/s00521-020-05514-1.
- Zortea, T. C. *et al.* (2021) ‘The Impact of Infectious Disease-Related Public Health Emergencies on Suicide, Suicidal Behavior, and Suicidal Thoughts: A Systematic Review’, *Crisis: The Journal of Crisis Intervention and Suicide Prevention*, 42(6), pp. 474–487. doi: 10.1027/0227-5910/a000753.