

**MODEL BILSTM-ATTENTION RINGAN MENGGUNAKAN GLOVE UNTUK  
KLASIFIKASI KESEHATAN MENTAL MULTI-KELAS DI REDDIT**

**SKRIPSI NON REGULER\_JALUR SCIENTIST**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana  
Program Studi Informatika



Disusun oleh :

**DevIn Branwen**

**22.11.4579**

FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA  
YOGYAKARTA  
2025

**MODEL BILSTM-ATTENTION RINGAN MENGGUNAKAN GLOVE UNTUK  
KLASIFIKASI KESEHATAN MENTAL MULTI-KELAS DI REDDIT**

**SKRIPSI NON REGULER\_JALUR SCIENTIST**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana  
Program Studi Informatika



Disusun oleh :

**Devin Branwen**

**22.11.4579**

FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA  
YOGYAKARTA  
2025

**HALAMAN PERSETUJUAN**

**JALUR NON-REGULER**

**MODEL BILSTM-ATTENTION RINGAN MENGGUNAKAN  
GLOVE UNTUK KLASIFIKASI KESEHATAN MENTAL  
MULTI-KELAS DI REDDIT**

yang disusun dan diajukan oleh

**Devin Branwen**

**22.11.4579**

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing  
pada tanggal 15 Desember 2025

**Dosen Pembimbing,**



**Dr. Emigawaty, S. Kom., M. Kom.  
NIK. 190302226**

HALAMAN PENGESAHAN

JALUR NON-REGULER

**MODEL BILSTM-ATTENTION RINGAN MENGGUNAKAN  
GLOVE UNTUK KLASIFIKASI KESEHATAN MENTAL  
MULTI-KELAS DI REDDIT**

yang disusun dan diajukan oleh

**Devin Branwen**  
22.11.4579

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji  
pada tanggal 15 Desember 2025

**Susunan Dewan Penguji**

**Nama Penguji**

**Tanda Tangan**

**Rumini, S.Kom., M.Kom.**  
NIK. 190302246



**Dr. Hartatik, S.T., M.Cs.**  
NIK. 190302232



**Dr. Emigawaty, M.Kom**  
NIK. 190302226



Laporan ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan  
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer  
Tanggal 15 Desember 2025

**DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER**



**Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.**  
NIK. 190302106

## HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN KARYA

Yang bertandatangan di bawah ini,

**Nama mahasiswa : Devin Branwen**

**NIM : 22.11.4579**

Menyatakan bahwa Laporan dengan judul berikut:

### **MODEL BILSTM-ATTENTION RINGAN MENGGUNAKAN GLOVE UNTUK KLASIFIKASI KESEHATAN MENTAL MULTI-KELAS DI REDDIT**

**Dosen Pembimbing : Dr. Emigawaty, S. Kom., M. Kom**

1. Karya tulis ini adalah benar-benar **ASLI** dan **BELUM PERNAH** diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan kegiatan **SAYA** sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab **SAYA**, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini **SAYA** buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidak-benaran dalam pernyataan ini, maka **SAYA** bersedia menerima **SANKSI AKADEMIK** dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 15 Desember 2025

Yang Menyatakan,



**Devin Branwen**

## KATA PENGANTAR

Segala puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya sehingga laporan kelulusan ini dapat terselesaikan dengan baik. Keberhasilan ini tidak terlepas dari bimbingan, dukungan, dan bantuan tulus berbagai pihak. Untuk itu, dengan penuh hormat penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang mendalam kepada:

1. Bapak Prof. Dr. M. Suyanto, M.M., selaku Rektor Universitas AMIKOM Yogyakarta.
2. Ibu Prof. Dr. Kusri, M.Kom., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas AMIKOM Yogyakarta.
3. Ibu Eli Pujastuti, M.Kom., selaku Ketua Program Studi S1 Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta.
4. Ibu Dr. Emigawaty, S. Kom., M. Kom, selaku Dosen Pembimbing, atas bimbingan, arahan, serta motivasi yang senantiasa diberikan hingga terselesaikannya penelitian ini.
5. Bapak Abd Mizwar A. Rahim, M.Kom, selaku Dosen Pendukung dalam penelitian ini, atas arahan rekomendasi yang senantiasa diberikan hingga terselesaikannya penelitian ini.
6. Bapak Jong sen dan Ibu Alu, selaku orang tua penulis, atas cinta, kasih sayang, doa, dukungan, dan pengorbanan yang tidak ternilai harganya.

Yogyakarta, 15 Desember 2025

Penulis

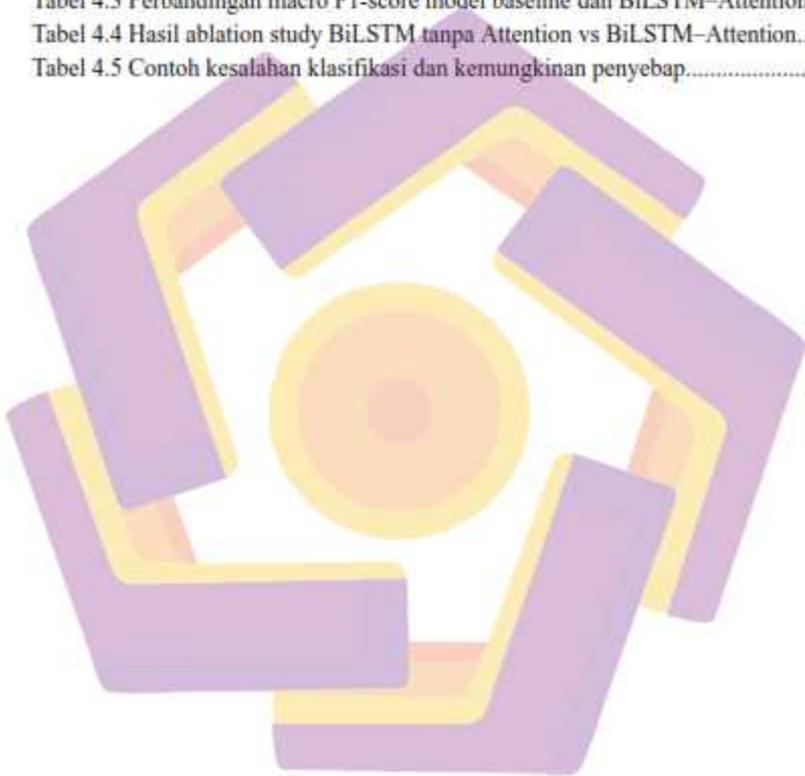
## DAFTAR ISI

Halaman Judul.....	i
Halaman Persetujuan.....	ii
Halaman Pengesahan.....	iii
Halaman Pernyataan Keaslian Karya.....	iv
Kata Pengantar.....	v
Daftar Isi.....	vi
Daftar Tabel.....	viii
Daftar Gambar.....	ix
Daftar Lampiran.....	x
Daftar Lambang dan Singkatan.....	xi
Daftar Istilah.....	xii
Intisari.....	xvi
Abstract.....	xvii
<b>BAB I</b>	
<b>PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1. Gambaran Umum.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	2
1.3. Batasan Masalah.....	3
1.4. Tujuan.....	4
<b>BAB II</b>	
<b>TINJAUAN PUSTAKA.....</b>	<b>5</b>
2.1 Studi Literatur.....	5
2.2 Landasan Teori.....	7
2.2.1 Kesehatan Mental.....	7
2.2.2 Natural Language Processing (NLP).....	7
2.2.3 Representasi Kata dan GloVe.....	8
2.2.4 RNN, LSTM, dan Bidirectional LSTM.....	8
2.2.5 Attention Mechanism.....	9
2.2.6 Global Pooling pada Urutan.....	9
2.2.7 Ketidakeimbangan Kelas dan Data Augmentation.....	9
2.2.8 Metrik Evaluasi Klasifikasi Multi-Kelas.....	10
2.2.9 Ringkasan Pendekatan dan Efisiensi Model.....	10
<b>BAB III</b>	
<b>METODE PENELITIAN.....</b>	<b>11</b>
3.1 Metode.....	11
3.2 Data Acquisition.....	14

3.3 Preprocessing & Data Augmentation.....	18
3.4 Tokenization & Embedding Representation.....	20
3.5 Model Architecture (BiLSTM + Attention).....	22
3.6 Proses Pelatihan Model.....	26
3.7 Evaluasi Model.....	28
3.8 Confusion Matrix & Error Analysis.....	30
3.9 Ablation Study.....	32
<b>BAB IV</b>	
<b>PEMBAHASAN.....</b>	<b>35</b>
4.1 Hasil Eksperimen Model BiLSTM–Attention.....	35
4.2 Analisis Per Kelas dan Confusion Matrix.....	38
4.3 Perbandingan dengan Model Baseline.....	42
4.4 Hasil Ablation Study Mekanisme Attention.....	44
4.5 Analisis Kesalahan (Error Analysis).....	46
4.6 Analisis Attention dan Interpretabilitas Model.....	49
4.7 Raw Training Testing.....	53
4.8 Diskusi dan Implikasi.....	53
<b>BAB V</b>	
<b>KESIMPULAN.....</b>	<b>57</b>
5.1 Kesimpulan.....	57
5.2 Saran.....	58
Referensi.....	61
Curriculum Vitae.....	64
Lampiran dan Bukti Pendukung.....	65
a. Letter of Acceptance (LOA).....	65
b. Lembar Review.....	66
c. Bukti Terbit/Terindex.....	71
d. Bukti pembayaran.....	72

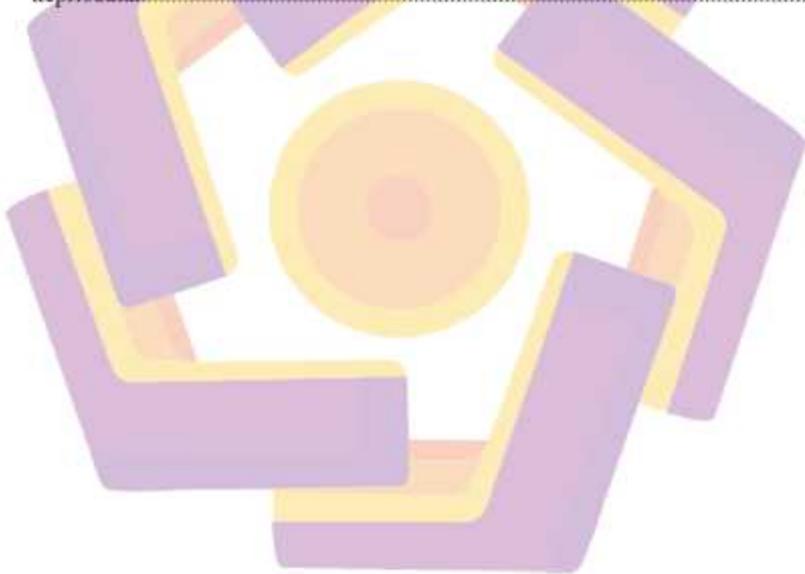
## DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Distribusi jumlah sampel per kelas sebelum dan sesudah proses augmentasi.....	14
Tabel 3.2 Contoh unggahan untuk setiap kelas.....	17
Tabel 4.1 Hasil evaluasi model BiLSTM-Attention pada data validasi.....	35
Tabel 4.2 Performa per kelas model BiLSTM-Attention pada data validasi.....	41
Tabel 4.3 Perbandingan macro F1-score model baseline dan BiLSTM-Attention.....	43
Tabel 4.4 Hasil ablation study BiLSTM tanpa Attention vs BiLSTM-Attention.....	44
Tabel 4.5 Contoh kesalahan klasifikasi dan kemungkinan penyebab.....	46



## DAFTAR GAMBAR

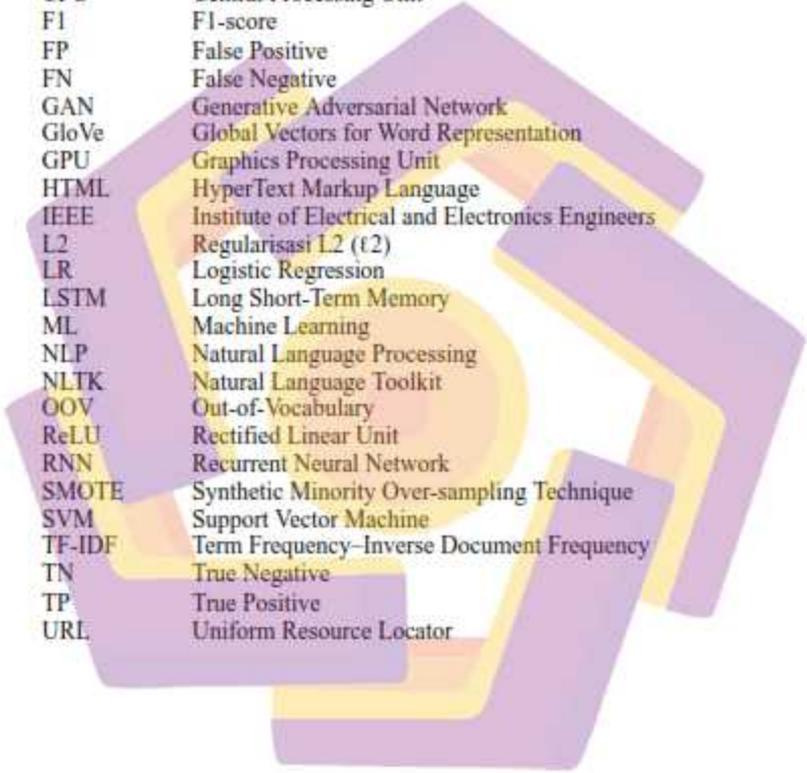
Gambar 3.1 Model Overview.....	11
Gambar 3.2 Jumlah sampel setelah di augmentasi.....	16
Gambar 4.1.a Training & Validation Accuracy.....	36
Gambar 4.1.c Validation F1 Per Epoch.....	37
Gambar 4.2.a BiLSTM–Attn Confusion Matrix.....	39
Gambar 4.2.b TF-IDF + Linear SVM Confusion Matrix.....	40
Gambar 4.2.c DistilBERT Confusion Matrix.....	40
Gambar 4.3.a unggahan yang diprediksi benar sebagai Anxiety.....	50
Gambar 4.3.b unggahan representatif bermuansa ide bunuh diri dengan struktur kalimat panjang.....	50
Gambar 4.3.c unggahan yang menyinggung pola relasi keluarga dan dinamika kepribadian.....	50



## DAFTAR LAMPIRAN



## DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN



AI	Artificial Intelligence
AUC-ROC	Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers
BMC	BMC Medical Informatics and Decision Making
CNN	Convolutional Neural Network
CNN-LSTM	Convolutional Neural Network dan Long Short-Term Memory.
CPU	Central Processing Unit
F1	F1-score
FP	False Positive
FN	False Negative
GAN	Generative Adversarial Network
GloVe	Global Vectors for Word Representation
GPU	Graphics Processing Unit
HTML	HyperText Markup Language
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
L2	Regularisasi L2 ( $\ell_2$ )
LR	Logistic Regression
LSTM	Long Short-Term Memory
ML	Machine Learning
NLP	Natural Language Processing
NLTK	Natural Language Toolkit
OOV	Out-of-Vocabulary
ReLU	Rectified Linear Unit
RNN	Recurrent Neural Network
SMOTE	Synthetic Minority Over-sampling Technique
SVM	Support Vector Machine
TF-IDF	Term Frequency–Inverse Document Frequency
TN	True Negative
TP	True Positive
URL	Uniform Resource Locator

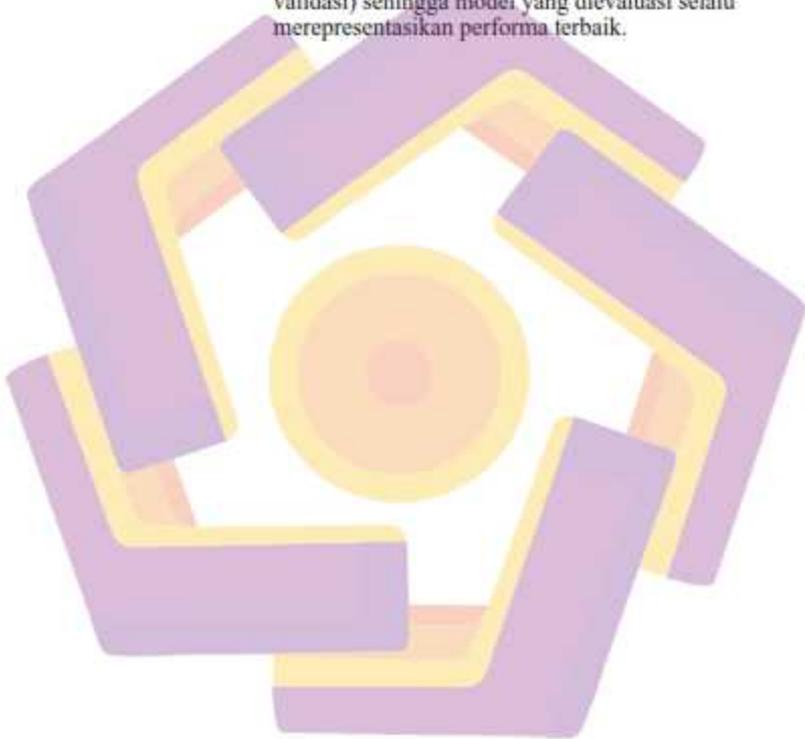
## DAFTAR ISTILAH

Kesehatan mental	Kondisi keseimbangan psikologis, emosional, dan sosial yang memengaruhi cara seseorang berpikir, merasa, dan berperilaku.
Dataset	Kumpulan data terstruktur (dalam penelitian ini berupa unggahan teks Reddit) yang digunakan untuk pelatihan dan evaluasi model.
Augmentasi data	Proses menambah variasi data latih dengan memodifikasi sampel asli untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model.
Augmentasi berbasis sinonim	Teknik augmentasi di mana kata-kata tertentu diganti dengan sinonimnya (misalnya menggunakan WordNet) sehingga makna kalimat tetap serupa namun permukaan teks berubah.
Tokenisasi	Proses memecah teks menjadi unit-unit kecil (token), misalnya kata atau sub-kata, sebelum diproses oleh model.
Stopword	Kata-kata umum (misalnya the, and, of) yang sering dihilangkan pada tahap praproses karena kontribusi informasinya rendah.
Lematisasi (lemmatization)	Proses mengubah kata ke bentuk dasar (lemma) dengan mempertimbangkan kelas kata, misalnya running → run.
Embedding	Representasi vektor berdimensi tetap untuk kata/token sehingga makna semantik dapat diproses secara numerik oleh model.
GloVe embedding	Embedding kata yang dihasilkan oleh metode GloVe (Global Vectors for Word Representation) berdasarkan statistik kemunculan bersama kata dalam korpus besar.
Attention mechanism	Mekanisme pada model sekuensial yang memberikan bobot perhatian berbeda kepada tiap token sehingga model dapat fokus pada bagian teks yang paling relevan.

Global Max Pooling (GMP)	Operasi yang mengambil nilai maksimum dari setiap dimensi fitur sepanjang urutan, sehingga merangkum informasi puncak.
Global Average Pooling (GAP)	Operasi yang mengambil nilai rata-rata dari setiap dimensi fitur sepanjang urutan, sehingga merangkum informasi rata-rata.
BiLSTM	Bidirectional Long Short-Term Memory – Varian LSTM yang membaca urutan dari arah depan dan belakang untuk menangkap konteks kiri dan kanan secara simultan.
Label smoothing	Teknik modifikasi label one-hot dengan mengurangi probabilitas kelas benar dari 1 menjadi $(1 - \epsilon)$ dan mendistribusikan $\epsilon$ ke kelas lain untuk mengurangi overconfidence model.
Regularisasi L2	Teknik regularisasi yang menambahkan penalti kuadrat bobot ke fungsi loss, sehingga mendorong bobot tetap kecil dan mengurangi risiko overfitting.
Dropout	Teknik regularisasi dengan “mematikan” secara acak sebagian unit/jalur selama pelatihan untuk mencegah model terlalu bergantung pada kombinasi neuron tertentu.
Class weighting	Tabel yang merangkum jumlah prediksi benar dan salah untuk tiap kombinasi kelas aktual dan kelas prediksi, digunakan untuk menganalisis pola kesalahan model.
Accuracy	Proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh sampel yang dievaluasi.
Precision	Proporsi prediksi positif yang benar (TP) dibandingkan seluruh prediksi positif (TP + FP).
Recall	Proporsi sampel positif yang berhasil terdeteksi (TP) dibandingkan seluruh sampel positif (TP + FN).
F1-score	Rata-rata harmonik antara Precision dan Recall yang memberikan keseimbangan antara keduanya.

Macro-averaged F1-score	Nilai F1-score yang dihitung dengan merata-ratakan F1 tiap kelas tanpa memperhatikan ukuran kelas, sehingga sensitif terhadap performa pada kelas minoritas.
Baseline	Model pembanding (misalnya TF-IDF + SVM atau DistilBERT) yang digunakan sebagai tolok ukur untuk menilai apakah model yang diusulkan memberikan peningkatan kinerja.
Ablation study	Rangkaian eksperimen yang secara sistematis menghilangkan atau mengubah komponen model (misalnya menghapus attention) untuk mengukur kontribusi masing-masing komponen terhadap performa keseluruhan.
Error analysis	Analisis mendalam terhadap contoh-contoh prediksi salah untuk memahami pola kesalahan model dan keterbatasan pendekatan yang digunakan.
Interpretabilitas	Tingkat sejauh mana alasan di balik prediksi model dapat dipahami oleh manusia, misalnya melalui visualisasi attention atau contoh kasus yang dapat dijelaskan.
Latensi inferensi	Waktu yang dibutuhkan model untuk menghasilkan prediksi pada sejumlah input tertentu (misalnya per batch), biasanya diukur dalam detik atau milidetik.
stratified (stratified sampling)	Teknik pemisahan data (misalnya train-valid 80:20) yang mempertahankan proporsi tiap kelas agar distribusi label serupa pada kedua himpunan.
Out-of-vocabulary (OOV)	Kata/token yang tidak terdapat dalam kosakata terbatas model, sehingga dipetakan ke token khusus OOV.
SynonymAug	Implementasi/pustaka augmentasi teks yang mengganti kata dengan sinonimnya (berbasis WordNet) untuk menghasilkan variasi kalimat baru.
EarlyStopping	Callback dalam proses pelatihan yang menghentikan training ketika metrik validasi (misalnya F1) tidak membaik lagi setelah sejumlah epoch tertentu dan mengembalikan bobot terbaik.

- ReduceLROnPlateau** Callback yang menurunkan laju pembelajaran (learning rate) ketika metrik validasi berhenti membaik, agar optimizer dapat melakukan penyesuaian bobot yang lebih halus di sekitar titik optimum.
- ModelCheckpoint** Callback yang menyimpan bobot model terbaik selama pelatihan berdasarkan suatu metrik (misalnya F1 validasi) sehingga model yang dievaluasi selalu merepresentasikan performa terbaik.



## INTISARI

Masalah kesehatan mental seperti depresi, stres, kecemasan, dan gangguan kepribadian semakin umum terjadi, terutama di dalam komunitas online. Studi ini mengusulkan kerangka kerja klasifikasi multi-kelas yang ringan dan efisien untuk mengidentifikasi lima kondisi kesehatan mental menggunakan posting yang dihasilkan pengguna di Reddit. Sementara studi sebelumnya sebagian besar mengandalkan CNN konvensional atau teknik pembelajaran mesin standar untuk klasifikasi biner, penelitian kami memperkenalkan model Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) yang diintegrasikan dengan mekanisme perhatian. Arsitektur ini diperkuat dengan augmentasi data berbasis sinonim menggunakan basis data leksikal WordNet, yang meningkatkan keragaman semantik dan memperkuat ketahanan model, terutama untuk kelas yang kurang terwakili. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang fokus secara sempit pada klasifikasi biner atau menggunakan model berbasis transformer dengan tuntutan komputasi tinggi, model kami menawarkan arsitektur ringan dan berperforma tinggi yang dioptimalkan untuk deteksi multi-kelas dan penerapan di dunia nyata. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model yang diusulkan mencapai akurasi validasi puncak sebesar 95,02%, bersama dengan presisi 95,08%, recall 95,02%, dan skor F1 sebesar 95,03%. Temuan ini mendukung pengembangan sistem diagnostik AI yang efisien dalam analisis kesehatan mental dan membuka jalan untuk integrasi masa depan ke platform mobile atau yang terbatas sumber dayanya.

**Kata kunci:** Bidirectional LSTM, Mental Health, Natural Language Processing, Social Media, Text Classification.

## ABSTRACT

Mental health issues such as depression, stress, anxiety, and personality disorders are increasingly prevalent, particularly within online communities. This study proposes a lightweight and efficient multi-class classification framework to identify five mental health conditions using Reddit user-generated posts. While previous studies predominantly rely on conventional CNNs or standard machine learning techniques for binary classification, our work introduces a novel Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) model integrated with an attention mechanism. The architecture is further enhanced by synonym-based data augmentation using the WordNet lexical database, which improves semantic diversity and enhances model robustness, particularly for underrepresented classes. Unlike prior works that focus narrowly on binary classification or employ transformer-based models with high computational demands, our model offers a lightweight, high-performance architecture optimized for multi-class detection and real-world deployment. Experimental results demonstrate that the proposed model achieves a peak validation accuracy of 95.02%, along with precision 95.08%, recall 95.02%, and F1-scores of 95.03%. These findings support the advancement of efficient AI-driven diagnostic systems in mental health analytics and lay the groundwork for future integration into mobile or resource-constrained platforms.

**Keyword:** Bidirectional LSTM, Mental Health, Natural Language Processing, Social Media, Text Classification.