

**KLASIFIKASI JENIS EMOSI MENGGUNAKAN DEEP  
LEARNING BERDASARKAN SINYAL  
*ELECTROENCEPHALOGRAM***



**OLEH :  
PITA ROSEMARI  
09012682226007**

**PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
2024**

**KLASIFIKASI JENIS EMOSI MENGGUNAKAN DEEP  
LEARNING BERDASARKAN SINYAL  
*ELECTROENCEPHALOGRAM***

**TESIS**

**Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Magister**



**OLEH :**

**PITA ROSEMARI**

**09012682226007**

**PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
2024**

**LEMBAR PENGESAHAN**

**KLASIFIKASI JENIS EMOSI MENGGUNAKAN DEEP  
LEARNING BERDASARKAN SINYAL  
*ELECTROENCEPHALOGRAM***

**TESIS**

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Magister

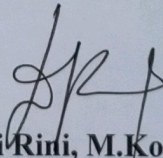
**OLEH :**

**PITA ROSEMARI**

**09012682226007**

**Palembang, 23 Januari 2024**

**Pembimbing**



**Dian Palupi Rini, M.Kom., Ph.D.**

**NIP 197802232006042002**

**Mengetahui,**

**Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer,**



**Hadipurnawan Satria, Ph.D.**

**NIP 198004182020121001**

## HALAMAN PERSETUJUAN

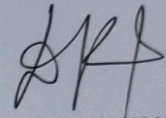
Pada hari Rabu tanggal 10 Januari 2024 telah dilaksanakan ujian sidang Tesis secara luring oleh Magister Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Nama : Pita Rosemari  
N I M : 09012682226007  
Judul : Klasifikasi Jenis Emosi Menggunakan Deep Learning Berdasarkan Sinyal *Electroencephalogram*

1. Pembimbing I

Dian Palupi Rini, M.Kom., Ph.D.

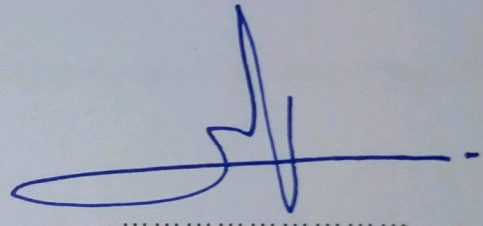
NIP. 197802232006042002



2. Penguji I

Dr. Abdiansah, S.Kom., M.Sc.

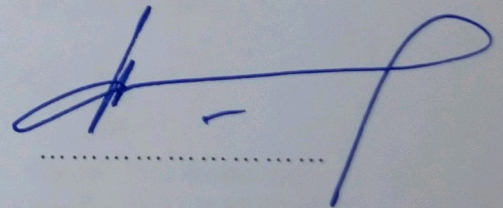
NIP. 198410012009121005



3. Penguji II

Julian Supardi, M.T., Ph.D.

NIP. 197207102010121001



Mengetahui,  
Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer



Hadipurnawan Satria, Ph.D.

NIP. 198004182020121001

## LEMBAR PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Pita Rosemari  
NIM : 09012682226007  
Program Studi : Magister Ilmu Komputer  
Judul Tesis : Klasifikasi Jenis Emosi Menggunakan Deep Learning  
Berdasarkan Sinyal *Electroencephalogram*.

Hasil Pengecekan Softwarei Thenticate/Turnitin : 17%

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

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



Palembang, 04 Januari 2024



Pita Rosemari

NIM. 09012682226007

## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT., atas berkat, rahmat dan hidayah-Nya akhirnya penulis dapat menyelesaikan Tesis ini dengan judul **Klasifikasi Jenis Emosi Menggunakan Deep Learning Berdasarkan Sinyal Electroencephalogram** dalam rangka menyelesaikan pendidikan Strata 2 pada Program Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Dalam penulisan Tesis ini, penulis banyak mendapatkan bantuan, bimbingan, pengarahan serta semangat dari berbagai pihak dan menyampaikan terima kasih kepada :

1. Kepada Allah SWT yang selalu memberikan berkat dan rahmat-Nya.
2. Kedua Orang Tua Tercinta Bapak Zainuddin, S.Pd. dan Ibu Ernayati, S.Pd.SD yang selalu mendoakan, memotivasi, dukungan, dan kasih sayang kepada penulis dalam menyelesaikan Proposal Tesis ini.
3. Suamiku tercinta Muhammad Hidayat, S.E., M.Si., Ak.CA. dan anak saya pertama Muhammad Khalid Alfatih dan anak saya kedua Khaylila Anika Sofia yang telah memberikan semangat, doa dan dukungan.
4. Bapak Hadipurnawan Satria, Ph.D. selaku Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Ibu Dian Palupi Rini, M.Kom., Ph.D. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bantuan dan bimbingan hingga tesis ini dapat terselesaikan.
6. Untuk Saudaraku Erwedi, S.T., M.T dan Ery Erman, S.KM., MA yang selalu memberikan motivasi, semangat saran, dan kritiknya.
7. Seluruh sahabat angkatan 2022 Magister Ilmu Komputer terima kasih karena selalu memberikan saran, kritik, dan membantu penulis menyelesaikan tesis ini.
8. Semua dosen Program Studi Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya yang telah melimpahkan ilmunya kepada penulis selama proses belajar mengajar di Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
9. Semua pihak yang telah membantu secara langsung maupun secara tidak langsung yang tidak bisa penulis jelaskan satu persatu.

Penulis menyadari akan banyaknya kekurangan dalam penulisan tesis ini. Oleh karena itu, saran dan kritik yang bersifat membangun sangat penulis harapkan agar di masa-masa yang akan datang bisa lebih baik lagi. Semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi kita semua.

Palembang, Januari 2024

Penulis

# **Klasifikasi Jenis Emosi Menggunakan Deep Learning Berdasarkan Sinyal Electroencephalogram**

**Pita Rosemari, Dian Palupi Rini**

## **ABSTRAK**

Penelitian ini berfokus pada eksplorasi mendalam dan analisis tentang penerapan tiga jenis Deep Learning, yakni Convolutional Neural Network (CNN), Bidirectional LSTM (Bi-LSTM) dan Deep Neural Network (DNN). Tiga model tersebut dilatih dengan parameter yang sama, terdiri dari tiga lapisan, menggunakan fungsi aktivasi relu, dan menerapkan 1 tingkat dropout. Dalam rangka membandingkan kinerja ketiganya, dilakukan percobaan dengan menggunakan tiga kelompok data set untuk keperluan pelatihan dan evaluasi performa. Evaluasi tersebut mencakup metrik-metrik seperti akurasi, recall, F1-score, dan area di bawah kurva (AUC). Data set yang digunakan adalah EEG emotion yang terdiri dari 2458 variabel unik. Dalam hal kinerja, Bi-LSTM berhasil mengungguli performa CNN dan DNN dalam tugas klasifikasi data emosi berdasarkan sinyal EEG. Di sisi lain, CNN dan DNN menunjukkan kelebihan dalam percepatan proses pelatihan dibandingkan Bi-LSTM. Meskipun akurasi kedua metode hampir serupa dalam semua pembagian data, namun dalam evaluasi kurva ROC, model Bi-LSTM mendemonstrasikan keunggulan dengan kurva yang lebih optimal dibandingkan CNN dan DNN.

**Kata Kunci:** Convolutional Neural Network (CNN); Bidirectional LSTM (Bi-LSTM); Deep Neural Network (DNN); Sinyal EEG



# Classification of Electroencephalogram Signals to Control Types of Emotions Using Deep Learning

Pita Rosemari, Dian Palupi Rini

## ABSTRACT

This research focuses on in-depth exploration and analysis of the application of three types of deep learning, namely Convolutional Neural Networks (CNN), Bidirectional LSTM (BI-LSTM) and Deep Neural Network (DNN). The three models are trained with the same parameters, consisting of three layers, using the Relu activation function, and applying 1 dropout level. In order to compare the performance of the three, experiments were carried out using three dataset groups for training and evaluation of performance. The evaluation includes metrics such as accuracy, recall, F1-Score, and areas under the curve (AUC). The dataset used is EEG Emotion which consists of 2458 unique variables. In terms of performance, BI-LSTM succeeded in outperformed the performance of CNN and DNN in the task of classification of emotional data based on EEG signals. On the other hand, CNN and DNN show excess in the acceleration of the training process compared to BI-LSTM. Although the accuracy of the two methods is almost similar in all data distribution, but in the evaluation of the ROC curve, the BI-LSTM model demonstrates superior with a more optimal curve than CNN and DNN.

**Keyword :** *Convolutional Neural Networks (CNN); Bidirectional LSTM (Bi-LSTM); Deep Neural Network (DNN); Sinyal EEG*

# DAFTAR ISI

	<b>Halaman</b>
HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERSETUJAN	iii
LEMBAR PERNYATAAN	iv
KATA PENGANTAR	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR LAMPIRAN	xiii

## **BAB I PENDAHULUAN**

1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Batasan Masalah	4
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Sistematika Penulisan	5

## **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

2.1 Tinjauan Pustaka	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
2.2 Klasifikasi	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
2.3 Emosi	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
2.4 <i>Electroencephalogram</i> (EEG)	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
2.5 <i>Convolutional Neural Networks</i>	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
2.5.1 Konsep <i>Convolutional Neural Networks</i>	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
2.6 <i>Deep Neural Network</i>	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
2.7 Confusion Matrix	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
2.8 <i>Bidirectional LSTM</i>	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>

## **BAB III METODOLOGI PENELITIAN**

3.1 Tahapan Penelitian	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
3.2 Penelusuran Pustaka	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
3.3 Persiapan Data	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
3.3.1 <i>Dataset Pertama emotions.csv</i>	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
3.3.2 <i>Dataset Kedua mental-state.csv</i>	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
3.4 Klasisifikasi CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>

3.5 Proses Pra-Pemrosesan	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
3.6 Split Data	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
3.7 Pengklasifikasian CNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
3.8 Pengklasifikasian Bi-LSTM	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
3.9 Pengklasifikasian DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
3.10 Hasil Evaluasi Klasifikasi	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>

## **BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

4.1 Dataset Pertama Emotion csv Hasil Klasifikasi Metode CNN, Bi- LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
4.1.1 Hasil Validasi dengan Data Latih 90% dan Data Uji 10%	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
4.1.2 Hasil Validasi dengan Data Latih	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
4.1.3 Hasil Validasi dengan Data Latih 70% dan Data Uji 30%	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
4.1.4 Hasil Validasi dengan Data Latih 60% dan Data Uji 40%	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
4.1.5 Hasil Validasi dengan Data Latih 50% dan Data Uji 50%	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
4.2 Dataset Kedua mental-state.csv Hasil Klasifikasi Metode CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
4.2.1 Hasil Validasi dengan Data Latih 90% dan Data Uji 10%	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
4.2.2 Hasil Validasi dengan Data Latih 80% dan Data Uji 20%	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
4.2.3 Hasil Validasi dengan Data Latih 70% dan Data Uji 30%	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
4.2.4 Hasil Validasi dengan Data Latih 60% dan Data Uji 40%	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
4.2.5 Hasil Validasi dengan Data Latih 50% dan Data Uji 50%	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>

## **BAB V KESIMPULAN DAN SARAN**

5.1. Kesimpulan	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
5.2. Saran	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>

DAFTAR PUSTAKA	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
----------------	--

LAMPIRAN	61
----------	----

## DAFTAR GAMBAR

### Halaman

Gambar 2.1 Arsitektur Convolutional Neural Networks (CNN)	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 2.2 Alur kerja Deep Neural Network (DNN)	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 2.3 Arsitektur Deep Neural Network (DNN)	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 2.4 Alur Bi-LSTM Network...	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 3.1 Kerangka Penelitian .....	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 3.2 Dataset emotions.csv .....	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 3.3 Dataset mental-state.csv ...	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 3.4 Memeriksa “missing values”	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 3.5 Flowcart Klasifikasi CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 3.6 Transformasi Label .....	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 3.7 Model Klasifikasi Jenis Emosi Menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN).....	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 3.8 Klasifikasi Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM)	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 3.9 Klasifikasi Deep Neural Networks (DNN)	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.1 Grafik fungsi val_loss CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.2 Grafik fungsi val_accuracy CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.3 Grafik fungsi val_loss CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.4 Grafik fungsi val_accuracy CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.5 Grafik fungsi val_loss CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.6 Grafik fungsi val_accuracy CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.7 Grafik fungsi val_loss CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.8 Grafik fungsi val_loss CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.9 Grafik fungsi val_loss CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.10 Grafik fungsi val_accuracy CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.11 Grafik fungsi val_loss CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.12 Grafik fungsi val_accuracy CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.13 Grafik fungsi val_loss CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.14 Grafik fungsi val_accuracy CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.15 Grafik fungsi val_loss CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.16 Grafik fungsi val_accuracy CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.17 Grafik fungsi val_loss CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.18 Grafik fungsi val_accuracy CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.19 Grafik fungsi val_loss CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Gambar 4.20 Grafik fungsi val_accuracy CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Hasil Review Jurnal .....	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Table 2.2 Confusion matrix kelas 0 .....	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Table 2.3 Confusion matrix kelas 1 .....	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Table 2.4 Confusion matrix kelas 2 .....	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 3.1 Data Label Dataset emotions.csv	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 3.2 Data Label Dataset mental-state.csv	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.1 Hasil Evaluasi CNN .....	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.2 Hasil Evaluasi Bi-LSTM.....	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.3 Hasil Evaluasi DNN.....	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.4 Hasil Evaluasi Kinerja CNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.5 Hasil Evaluasi Kinerja Bi-LSTM	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.6 Hasil Evaluasi Kinerja DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.7 Hasil Evaluasi Kinerja CNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.8 Hasil Evaluasi Kinerja Bi-LSTM	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.9 Hasil Evaluasi Kinerja DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.10 Hasil Evaluasi Kinerja CNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.11 Hasil Evaluasi Kinerja Bi-LSTM	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.12 Hasil Evaluasi Kinerja DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.13 Hasil Evaluasi Kinerja CNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.14 Hasil Evaluasi Kinerja Bi-LSTM	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.15 Hasil Evaluasi Kinerja DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.16 Hasil Evaluasi Kinerja CNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.17 Hasil Evaluasi Kinerja Bi-LSTM	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.18 Hasil Evaluasi Kinerja DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.19 Hasil Evaluasi Kinerja CNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.20 Hasil Evaluasi Kinerja Bi-LSTM	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.21 Hasil Evaluasi Kinerja DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.22 Hasil Evaluasi Kinerja CNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.23 Hasil Evaluasi Kinerja Bi-LSTM	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.24 Hasil Evaluasi Kinerja DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.25 Hasil Evaluasi Kinerja CNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.26 Hasil Evaluasi Kinerja Bi-LSTM	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.27 Hasil Evaluasi Kinerja DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.28 Hasil Evaluasi Kinerja CNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.29 Hasil Evaluasi Kinerja Bi-LSTM	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.30 Hasil Evaluasi Kinerja DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>
Tabel 4.31 Hasil Split Data Metode CNN, Bi-LSTM dan DNN	<b>Kesalahan! Bookmark tidak ditentukan.</b>

## **DAFTAR LAMPIRAN**

- LAMPIRAN 1.** Source Code Python
- LAMPIRAN 2.** Publikasi Ilmiah

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

Bab I berisi tentang latar belakang dilakukannya penelitian, yang memuat permasalahan-permasalahan dan solusi yang pernah dilakukan. Selanjutnya akan dilakukan perbandingan hasil klasifikasi jenis emosi berdasarkan EEG menggunakan metode CNN, Bi-LSTM dan DNN.

### **1.1. Latar Belakang**

Otak merupakan salah satu organ utama tubuh manusia yang memiliki fungsi vital bagi kehidupan manusia (Donmez dan Ozkurt., 2019). Salah satu fungsi otak adalah mengatur emosi yang dirasakan oleh manusia. Emosi adalah gambaran utama mengenai mental dan psikologis manusia, penelitian dibutuhkan untuk mempelajari otak manusia dan pola operasi otak (Mei dan Xu., 2018). Emosi juga merupakan cerminan dari persepsi terhadap berbagai hal yang dekat dengan kesehatan psikis dan mental tubuh manusia (Huang dkk., 2017). Emosi adalah keadaan mental atau proses manusia yang sangat kompleks, yang dapat mencerminkan persepsi dan sikap manusia serta memainkan peran penting dalam komunikasi antar manusia (Zhang H, 2020). Emosi juga merupakan manifestasi dari kesadaran dan perilaku manusia untuk mencerminkan niat dan perilaku yang akan dilakukan seseorang (Yang dkk.,2018). Sebagian besar penelitian berkonsentrasi pada bagaimana aktivitas otak berubah dengan respons terhadap keadaan emosi dan bagaimana mengklasifikasikannya secara akurat. Beberapa dari mereka berfokus pada pemisahan emosi negatif dan positif (Donmez dan Ozkurt., 2019).

Dalam bidang medis, pengenalan emosi juga sangat penting. Bagi pasien, kualitas keadaan emosi akan berdampak besar pada proses perkembangan penyakit dan pengobatan yang sesuai sistem manajemen (Zhuang dkk., 2019).

Meskipun penelitian medis saat ini tidak memiliki bukti pasti untuk membuktikan hubungan antara keadaan emosi dan penyakit, keadaan emosi positif sebenarnya kondusif untuk pemulihan penyakit dan kesehatan fisik dan

mental. Ketika pasien berada di keadaan negatif dan tidak bekerja sama dengan pengobatan, penyembuhan penyakit biasanya sangat lambat, dan bahkan dapat menyebabkan memburuknya penyakit. Oleh karena itu, deteksi keadaan emosional relatif penting bagi pasien. Sebisa mungkin menempatkan pasien dalam keadaan emosional yang positif dapat mendorong perkembangan penyakit yang baik. Sementara itu, pengenalan emosi juga bermanfaat untuk pencegahan dan pengobatan depresi dan penyakit lainnya (Nalbant dkk., 2019).

Pengenalan emosional dapat dibagi menjadi dua kategori Satu didasarkan pada pengenalan emosi sinyal non-*fisiologis*, juga dikenal sebagai faktor eksternal, sebagian besar penelitian didasarkan pada sinyal tersebut, termasuk ekspresi wajah, teks *emosional*, nada suara, dan gerakan tubuh (Yang dkk., 2018). Pengenalan emosi berdasarkan sinyal non-fisiologis memberi orang perasaan yang lebih intuitif, melalui ekspresi wajah, nada suara dapat menjadi deskripsi emosi manusia yang lebih cepat. Namun, nada suara manusia, ekspresi wajah, gerakan fisik, dan sinyal eksternal lainnya sebagian besar tunduk pada indra kontrol dan pengaruh subjektif, oleh karena itu sinyal eksternal untuk pengenalan emosional ini dalam beberapa kasus akan menjadi tidak valid (Yang dkk., 2018). Yang lainnya didasarkan pada fisiologis sinyal pengenalan emosional. Frekuensi pernapasan, denyut nadi frekuensi, impedansi kulit (SC), elektrokardiogram (EKG), electromyogram (EMG), dan EEG dapat digunakan sebagai fisiologis sinyal untuk mengidentifikasi emosi. Dalam sinyal *fisiologis* ini, Sinyal EEG sebagai sinyal *neurofisiologis* sentral, hubungan dengan *emosional* lebih dekat, mudah diperoleh, dan tunduk pada kontrol subyektif individu adalah pilihan yang baik untuk pengakuan *emosional* (Yang dkk., 2018). Sehingga Sinyal EEG digunakan dalam penelitian ini untuk melihat klasifikasi jenis emosi menggunakan *deep learning*.

Penelitian-penelitian yang menggunakan sinyal EEG telah banyak dilakukan untuk mengklasifikasikan emosi manusia. Penelitian tersebut menggunakan berbagai metode seperti penggunaan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) telah dilakukan oleh (Donmez dan Ozkurt., 2019) dimana CNN dapat mengklasifikasikan emosi dengan akurasi sebesar 84,65%. Hasil penelitian dari Mei dan Xu (2018) menunjukkan bahwa CNN adalah cara yang cukup



berguna dalam klasifikasi emosi berbasis EEG. Hasil penelitian Maheshwari dkk. (2021) menunjukkan bahwa hasil klasifikasi yang dihasilkan mampu mencapai akurasi sebesar 98% dalam mengklasifikasikan akurasi emosi manusia. (Islam dkk., 2021) menghasilkan akurasi sebesar 78,22% dalam mengklasifikasikan emosi yang dihasilkan melalui data EEG. Penelitian yang dilakukan oleh Wu dkk. (2020) menunjukkan bahwa klasifikasi menggunakan metode CNN lebih baik daripada menggunakan metode SVM. Hasil penelitian Arjun dkk. (2022) menunjukkan bahwa CNN mampu mengklasifikasikan emosi dengan baik.

Penelitian tentang klasifikasi emosi dengan menggunakan *Deep Neural Network* (DNN) telah diteliti oleh Huang dkk. (2017) dimana hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi yang dicapai sebesar 94,92%. Penelitian yang dilakukan oleh Zhuang dkk. (2019) menunjukkan DNN mampu mengklasifikasikan 9 jenis emosi lebih baik dibandingkan dengan metode konvensional. Penelitian Sun dkk. (2019) menunjukkan bahwa akurasi yang dicapai adalah sebesar 75,83% dan metode DNN lebih baik daripada metode SVM. Hizlisoy dkk. (2021) meneliti bagaimana klasifikasi berdasarkan emosi setelah mendengarkan musik, hasil penelitian menunjukkan DNN lebih baik dibandingkan dengan LSTM.

Penelitian dengan menggunakan metode Bi-LSTM telah dilakukan diantaranya oleh Hu dkk. (2020) dimana dengan menggunakan metode Bi-LSTM didapat akurasi sebesar 92,66%. Penelitian dengan menggunakan metode Bi-LSTM juga dilakukan oleh Mehmood dkk. (2023) dimana hasil penelitian ini rata-rata tingkat keberhasilan model Bi-LSTM yang diusulkan adalah 97,78%. Penelitian yang dilakukan oleh Ariza dkk. (2022) dimana dengan menggunakan metode Bi-LSTM, metode yang diusulkan mencapai skor F lebih dari 78% pada intra-subjek case sesuai dengan pianis, sedangkan biola hanya skenario mencapai lebih dari 62% dari F-score.

Berdasarkan penelitian tentang CNN, Bi-LSTM dan DNN didapat berbagai hasil yang menunjukkan bahwa masing-masing metode mempunyai keunggulan akurasinya masing-masing. Hal tersebut mendasari peneliti untuk melakukan pengujian dan perbandingan ketiga metode tersebut dengan

menggunakan dataset yang berasal dari *Kaggle.com*, sehingga didapat gambaran metode mana yang menghasilkan akurasi yang lebih baik.

## 1.2. Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, permasalahan yang diangkat dalam tesis ini adalah:

1. Bagaimana menganalisis struktur *Deep Learning* untuk mengklasifikasi sinyal EEG untuk mengenali jenis emosi netral, positif dan negatif ?
2. Bagaimana mengukur kinerja pengklasifikasi *Deep Learning* berdasarkan pemodelan yang telah didapat sehingga menghasilkan nilai *confusion matrix* yang akan menentukan nilai *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *f1-score*.

## 1.3. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah :

1. Membuat dan menganalisis struktur *Deep Learning* dalam mengklasifikasi sinyal EEG untuk mengenali jenis emosi yang terdiri dari netral, positif dan negatif.
2. Mengukur kinerja pengklasifikasi *Deep Learning* berdasarkan pemodelan yang telah didapat sehingga menghasilkan nilai *confusion matrix* yang akan menentukan nilai *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *f1-score*.

## 1.4. Batasan Masalah

Adapun batas masalah dalam penelitian ini sebagai berikut

1. Metode klasifikasi yang digunakan adalah CNN, Bi-LSTM dan DNN.
2. Penelitian ini menggunakan dua dataset berbeda dalam bentuk tabular yang berasal dari *Kaggle*, yaitu dataset *emotion.csv*<sup>1</sup> sebagai dataset utama, dan dataset *mental-state.csv*<sup>2</sup> dijadikan sebagai dataset pembandingan.

---

<sup>1</sup><https://www.kaggle.com/datasets/birdy654/eeg-brainwave-dataset-mental-state/?select=mental-state.csv>

<sup>2</sup><https://www.kaggle.com/datasets/birdy654/eeg-brainwave-dataset-feeling-emotions/?select=emotions.csv>

### **1.5. Manfaat Penelitian**

Sedangkan manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah :

1. Menambah wawasan penulis dalam mengklasifikasikan jenis emosi berdasarkan data EEG dengan menggunakan metode CNN, Bi-LSTM dan DNN .
2. Dapat menambah manfaat bagi pihak eksternal, seperti dalam bidang kesehatan, kepolisian dan pendidikan dalam menentukan jenis emosi manusia, sehingga dapat membantu petugas dalam bidang kesehatan, kepolisian, pendidikan dan bidang lainnya.
3. Dapat menambah hasil penelitian akademik mengenai pengklasifikasian jenis emosi berdasarkan data EEG dengan menggunakan metode CNN, Bi-LSTM, dan DNN.

### **1.6. Sistematika Penulisan**

Sistematika penulisan proposal pada proposal tesis yang diajukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

#### **BAB I Pendahuluan**

Bab ini menjelaskan tentang Latar Belakang, Perumusan Masalah, Tujuan dan Manfaat, Batasan Masalah dan Sistematika Proposal yang berkaitan dengan perbandingan hasil klasifikasi jenis emosi berdasarkan data EEG menggunakan CNN, Bi-LSTM dan DNN.

#### **1.1 Latar Belakang**

Pada bagian ini menjelaskan latar belakang mengenai permasalahan yang akan diteliti dalam tesis ini terutama mengenai klasifikasi emosi berdasarkan data EEG dengan menggunakan CNN, Bi-LSTM dan DNN.

#### **1.2 Perumusan Masalah**

Pada bagian ini menjelaskan perumusan masalah yang diangkat dalam penelitian ini berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan.

#### **1.3 Tujuan dan Manfaat**

Pada bagian ini menjelaskan tujuan dan manfaat atas hasil penelitian yang dilakukan bagi penulis dan bagi pengguna hasil penelitian ini.

#### 1.4 Batasan Masalah

Pada bagian ini menjelaskan batasan masalah yang dibahas pada penelitian sehingga penelitian yang dilakukan dapat terlaksana lebih terarah.

#### 1.5 Sistematika Penulisan

Pada bagian ini menjelaskan sistematika penulisan proposal penelitian yang diajukan, sehingga sesuai dengan kaidah penulisan proposal penelitian tesis di Program Magister Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya.

### BAB II Tinjauan Pustaka

Pada bab ini menjelaskan tentang *literature review* yang berhubungan dengan masalah klasifikasi dengan Metode *Deep Learning* dengan menggunakan CNN, Bi-LSTM dan DNN yang mengacu pada beberapa publikasi penelitian. Kemudian menjelaskan tentang dataset yang akan digunakan.

### BAB III Metodologi Penelitian

Bab ini merupakan jabaran metode penelitian yang menyusun kerangka konsep penelitian tentang Klasifikasi Sinyal EEG untuk mengenali jenis emosi menggunakan Deep Learning. Analisis hasil digunakan untuk mengevaluasi akurasi perbandingan ketiga metode yang digunakan.

### BAB IV

Bab ini berisi hasil pemakaian metode *Deep Learning* menggunakan CNN, Bi-LSTM dan DNN yang diterapkan untuk klasifikasi sinyal EEG. Analisis hasil digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana peranan *Deep Learning* dalam mengklasifikasikan emosi dengan menggunakan ketiga metode tersebut.

### BAB V

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil yang telah diperoleh serta saran untuk penelitian selanjutnya.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ariza, I., Tardón, L. J., Barbancho, A. M., De-Torres, I., & Barbancho, I. (2022). Bi-LSTM neural network for EEG-based error detection in musicians' performance. *Biomedical Signal Processing and Control*, 78(May), 103885. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103885>
- Arjun, Rajpoot, A. S., & Panicker, M. R. (2022). Subject independent emotion recognition using EEG signals employing attention driven neural networks. *Biomedical Signal Processing and Control*, 75(February), 103547. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103547>
- Bird, J. J., Ekart, A., & Faria, D. R. (2019). *Mental Emotional Sentiment Classification with an EEG-based Brain-machine Interface HANDLE Project (EU FP7) View project EMG-controlled 3D Printed Prosthetic Hand for Academia View project. January*. <http://dx.doi.org/10.17501>
- Donmez, H., & Ozkurt, N. (2019). Emotion Classification from EEG Signals in Convolutional Neural Networks. *Proceedings - 2019 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference, ASYU 2019*. <https://doi.org/10.1109/ASYU48272.2019.8946364>
- Feng, J., & Lu, S. (2019). Performance Analysis of Various Activation Functions in Artificial Neural Networks. *Journal of Physics: Conference Series*, 1237(2). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1237/2/022030>
- Hizlisoy, S., Yildirim, S., & Tufekci, Z. (2021). Music emotion recognition using convolutional long short term memory deep neural networks. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 24(3), 760–767. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2020.10.009>
- Hu, X., Yuan, S., Xu, F., Leng, Y., Yuan, K., & Yuan, Q. (2020). Scalp EEG classification using deep Bi-LSTM network for seizure detection. *Computers in Biology and Medicine*, 124(June), 103919. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2020.103919>
- Huang, J., Xu, X., & Zhang, T. (2017). Emotion classification using deep neural networks and emotional patches. *Proceedings - 2017 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, BIBM 2017, 2017-Janua*, 958–962. <https://doi.org/10.1109/BIBM.2017.8217786>
- Imran, J., & Raman, B. (2022). Three-stream spatio-temporal attention network for first-person action and interaction recognition. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 13(2), 1137–1152. <https://doi.org/10.1007/s12652-021-02940-4>

- Islam, M. R., Islam, M. M., Rahman, M. M., Mondal, C., Singha, S. K., Ahmad, M., Awal, A., Islam, M. S., & Moni, M. A. (2021). EEG Channel Correlation Based Model for Emotion Recognition. *Computers in Biology and Medicine*, 136(August), 104757. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2021.104757>
- Jang, B., Kim, M., Harerimana, G., Kang, S. U., & Kim, J. W. (2020). Bi-LSTM model to increase accuracy in text classification: Combining word2vec CNN and attention mechanism. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(17). <https://doi.org/10.3390/app10175841>
- Joshi, V. M., & Ghongade, R. B. (2021). EEG based emotion detection using fourth order spectral moment and deep learning. *Biomedical Signal Processing and Control*, 68(February 2020), 102755. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102755>
- Kwon, D., Kim, H., Kim, J., Suh, S. C., Kim, I., & Kim, K. J. (2019). A survey of deep learning-based network anomaly detection. *Cluster Computing*, 22, 949–961. <https://doi.org/10.1007/s10586-017-1117-8>
- Lasiman, J. J., & Lestari, D. P. (2019). Speech Emotion Recognition for Indonesian Language Using Long Short-Term Memory. *2018 International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications: Recent Challenges in Machine Learning for Computing Applications, IC3INA 2018 - Proceeding*, 40–43. <https://doi.org/10.1109/IC3INA.2018.8629525>
- Luque, A., Carrasco, A., Martín, A., & De Las Heras, A. (2019). The impact of class imbalance in classification performance metrics based on the binary confusion matrix. *Pattern Recognition*, 91, 216–231. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2019.02.023>
- Maheshwari, D., Ghosh, S. K., Tripathy, R. K., Sharma, M., & Acharya, U. R. (2021). Automated accurate emotion recognition system using rhythm-specific deep convolutional neural network technique with multi-channel EEG signals. *Computers in Biology and Medicine*, 134(April), 104428. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2021.104428>
- Mehmood, I., Li, H., Qarout, Y., Umer, W., Anwer, S., Wu, H., Hussain, M., & Fordjour Antwi-Afari, M. (2023). Deep learning-based construction equipment operators' mental fatigue classification using wearable EEG sensor data. *Advanced Engineering Informatics*, 56(April), 101978. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.101978>
- Mei, H., & Xu, X. (2018). EEG-based emotion classification using convolutional neural network. *2017 International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics, SPAC 2017, 2018-Janua*, 130–135. <https://doi.org/10.1109/SPAC.2017.8304263>

- Nalbant, K., Kalaycı, B. M., Akdemir, D., Akgül, S., & Kanbur, N. (2019). Emotion regulation, emotion recognition, and empathy in adolescents with anorexia nervosa. *Eating and Weight Disorders*, 24(5), 825–834. <https://doi.org/10.1007/s40519-019-00768-8>
- Rani, L. N. (2016). *Klasifikasi Nasabah Menggunakan Algoritma C4 . 5 Sebagai Dasar Pemberian Kredit*.
- Saputra, I., & Kristiyanti, D. A. (2022). Machine learning untuk pemula. In *Penerbit INFORMATIKA*. Penerbit INFORMATIKA.
- Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, S. R. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, 5(1), 76. <http://repository.its.ac.id/48842/>
- Sun, L., Zou, B., Fu, S., Chen, J., & Wang, F. (2019). Speech emotion recognition based on DNN-decision tree SVM model. *Speech Communication*, 115(October), 29–37. <https://doi.org/10.1016/j.specom.2019.10.004>
- Wu, P., Li, X., Shen, S., & He, D. (2020). Social media opinion summarization using emotion cognition and convolutional neural networks. *International Journal of Information Management*, 51(December 2018), 101978. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.07.004>
- Yang, B., Han, X., & Tang, J. (2018). Three class emotions recognition based on deep learning using stacked autoencoder. *Proceedings - 2017 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics, CISP-BMEI 2017, 2018-Janua*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/CISP-BMEI.2017.8302098>
- Zhang, H. (2020). Expression-eeG based collaborative multimodal emotion recognition using deep autoencoder. *IEEE Access*, 8, 164130–164143. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3021994>
- Zhang, Y., Zheng, J., Jiang, Y., Huang, G., & Chen, R. (2019). A text sentiment classification modeling method based on coordinated CNN-LSTM-attention model. *Chinese Journal of Electronics*, 28(1), 120–126. <https://doi.org/10.1049/cje.2018.11.004>
- Zheng, X., & Chen, W. (2021). An Attention-based Bi-LSTM Method for Visual Object Classification via EEG. *Biomedical Signal Processing and Control*, 63(August 2020), 102174. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102174>
- Zhuang, J. R., Guan, Y. J., Nagayoshi, H., Muramatsu, K., Watanuki, K., & Tanaka, E. (2019). Real-time emotion recognition system with multiple physiological signals. *Journal of Advanced Mechanical Design, Systems and Manufacturing*, 13(4), 1–16. <https://doi.org/10.1299/jamdsm.2019jamdsm0075>

