

**KLASIFIKASI SINYAL EEG UNTUK MENGENALI
JENIS EMOSI MENGGUNAKAN *RECURRENT*
*NEURAL NETWORK***



OLEH :
ASPIRANI UTARI
09012682226006

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

**KLASIFIKASI SINYAL EEG UNTUK MENGENALI
JENIS EMOSI MENGGUNAKAN *RECURRENT
NEURAL NETWORK***

TESIS

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



OLEH :

ASPIRANI UTARI

09012682226006

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

LEMBAR PENGESAHAN

**KLASIFIKASI SINYAL EEG UNTUK MENGENALI
JENIS EMOSI MENGGUNAKAN *RECURRENT
NEURAL NETWORK***

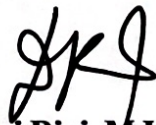
TESIS

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

**OLEH :
ASPIRANI UTARI
09012682226006**

Palembang, 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**

LEMBAR PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Aspirani Utari
NIM : 09012682226006
Program Studi : Magister Ilmu Komputer
Judul Tesis : Klasifikasi Sinyal EEG Untuk Mengenali Jenis Emosi
Menggunakan *Recurrent Neural Network*

Hasil Pengecekan Software iThenticate/Turnitin : **13%**

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 siapapun.



Palembang, Januari 2024




HALAMAN PERSETUJUAN

Pada hari Senin tanggal 8 Januari 2024 telah dilaksanakan ujian sidang Tesis secara luring oleh Magister Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Nama : Aspirani Utari
N I M : 09012682226006
Judul : Klasifikasi Sinyal EEG Untuk Mengenali Jenis Emosi Menggunakan Recurrent Neural Network

1. Pembimbing

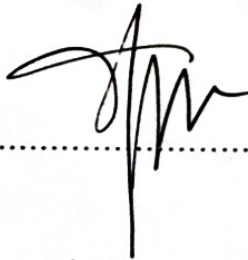
Dian Palupi Rini, M.Kom., Ph.D.
NIP. 197802232006042002



.....

2. Penguji I

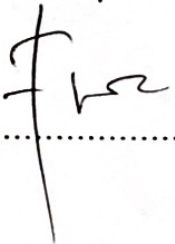
Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.
NIP. 196908021994012001



.....

3. Penguji II

Dr. Firdaus, M. Kom.
NIP. 197801212008121003



.....

Mengetahui,
Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer



Hadipurnawan Satria, Ph.D.
NIP. 198004182020121001

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

- *Bukan aku yang hebat tapi do'a Ibuku yang kuat...*
- *Tidak ada kata terlambat untuk memulai sesuatu dan tidak ada kata menyerah sebelum mencoba*
- *Tetaplah rendah hati jika suatu saat kau mampu terbang jauh lebih tinggi*

Tesis ini saya persembahkan untuk orang – orang yang saya cintai :

- *Ayah (Abdul Fattah Sy) dan Ibu (Faridah Hanim)*
- *Suami (Syahrial, ST)*
- *Anak-anak (Nameera Dayana Batrisya dan Muhammad Maherza Alfarezqi)*

Kalian adalah alasan ku untuk segera menyelesaikan tesis ini...

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, atas segala karunia dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul “Klasifikasi Sinyal EEG Untuk Mengenali Jenis Emosi Menggunakan *Recurrent Neural Network*”. Penulisan ini dilakukan untuk melengkapi salah satu syarat memperoleh gelar Magister Ilmu Komputer pada Program Studi Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Pada kesempatan ini, penulis menyampaikan banyak ucapan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu baik dari ide, saran dan ilmunya sampai akhirnya penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan rasa syukur kepada Allah SWT dan mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Dian Palupi Rini, M.Kom., Ph.D, selaku pembimbing yang selama ini telah meluangkan waktu untuk memberikan saran dan kritik serta membantu dalam penyusunan tesis ini.
2. Bapak Hadipurnawan Satria, Ph.D., sebagai Ketua Program Studi Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
3. Bapak Prof. DR. Erwin, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Orang tua, Ayah Abdul Fattah Sy, Ibu Faridah Hanim yang selalu mendo'akan dan memotivasi penulis selama masa perkuliahan di Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Suami, Syahril, ST dan anak – anakku tersayang Nameera Dayana Batrisya dan Muhammad Maherza Alfarezqi yang telah memberikan restu serta dukungan yang sangat besar kepada penulis.
6. Winda Kurnia Sari, M. Kom yang telah membantu penulis dalam pengerjaan tesis ini.
7. Saudara – saudara (Rahmad Friadi, Devita Syuryani dan Syarif Hidayattullah) terima kasih atas semangat dan bantuan nya selama ini.

8. Teman – teman Magister Ilmu Komputer Angkatan 2022 dan semua pihak yang telah mambantu secara langsung maupun tidak langsung pada masa – masa perkuliah dan mengerjakan tesis ini.

Akhir kata, semoga Tesis ini dapat bermanfaat dan berguna bagi banyak orang khususnya pada mahasiswa/mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Palembang, Januari 2024

Penulis,
Aspirani Utari

Classification of EEG Signals to Recognize Types of Emotions Using Recurrent Neural Network

Aspirani Utari (09012682226006)

Dept. of Master Computer Science, Computer Science, Sriwijaya University

Email: 09012682226006@student.unsri.ac.id

Abstract

This research focuses on in-depth exploration and analysis of the application of two types of Recurrent Neural Network (RNN), namely Long Short-Term Memory (LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU). The two models are trained with the same parameters, consist of 3 layers, use the relu activation function, and apply 1 dropout level. In order to compare the performance of the two, an experiment was carried out using an 80:20 dataset split for training data and test data. The evaluation includes metrics such as accuracy, precision, recall and F1-score. The dataset used is eeg emotion which consists of 2549 variables, of which 2548 contain data in decimal form and 1 variable in string data form. In terms of performance, LSTM succeeded in outperforming GRU in the EEG signal classification task for recognizing types of emotions. On the other hand, GRU shows advantages in accelerating the training process compared to LSTM. Although the accuracy of both methods is almost similar in all data divisions, in the evaluation of the ROC curve, the LSTM model demonstrates superiority with a more optimal curve compared to GRU.

Keywords : Long Short-Term Memory; Gated Recurrent Unit; Emotion Classification; EEG signal

Klasifikasi Sinyal EEG Untuk Mengenali Jenis Emosi Menggunakan *Recurrent Neural Network*

Aspirani Utari (09012682226006)

Jurusan Magister Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email: 09012682226006@student.unsri.ac.id

Abstrak

Penelitian ini berfokus pada eksplorasi mendalam dan analisis tentang penerapan dua jenis Recurrent Neural Network (RNN), yakni Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU). Dua model tersebut dilatih dengan parameter yang sama, terdiri dari 3 lapisan, menggunakan fungsi aktivasi relu, dan menerapkan 1 tingkat dropout. Dalam rangka membandingkan kinerja keduanya, dilakukan percobaan dengan menggunakan pembagian data 80:20 dataset untuk data pelatihan dan data uji. Evaluasi tersebut mencakup metrik - metrik seperti akurasi, precision, recall dan F1-score. Dataset yang digunakan adalah eeg emotion yang terdiri dari 2549 variabel, dimana 2548 berisi data dalam bentuk desimal dan 1 variabel dalam bentuk data string. Dalam hal kinerja, LSTM berhasil mengungguli performa GRU dalam tugas klasifikasi sinyal eeg untuk mengenali jenis emosi. Di sisi lain, GRU menunjukkan kelebihan dalam percepatan proses pelatihan dibandingkan LSTM. Meskipun akurasi kedua metode hampir serupa dalam semua pembagian data, namun dalam evaluasi kurva ROC, model LSTM mendemonstrasikan keunggulan dengan kurva yang lebih optimal dibandingkan GRU.

Kata Kunci : Long Short-Term Memory; Gated Recurrent Unit; Klasifikasi Emosi; Sinyal EEG

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
LEMBAR PERNYATAAN	iii
HALAMAN PERSETUJUAN	iv
HALAMAN MOTO DAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
ABSTRACT	viii
ABSTRAK	ix
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR LAMPIRAN	xiv
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Tinjauan Pustaka	6
2.2 Klasifikasi	8
2.3 Emosi	9
2.4 Electroencephalogram (EEG)	9
2.5 Deep Learning	11
2.6 Recurrent Neural Network (RNN)	11
2.6.1 Long-Short Term Memory (LSTM)	12
2.6.2 Gate Recurrent Unit	15
2.7 Confusion Matrix	16

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Kerangka Kerja Penelitian	18
3.2 Tinjauan Pustaka	20
3.3. Persiapan Data	20
3.3.1 Dataset Untuk Membangun Model	21
3.3.2 Dataset Unseen	22
3.4 Pra-Pengolahan Data	23
3.5 Pengklasifikasian Menggunakan LSTM dan GRU	23
3.5.1 Pengklasifikasian LSTM	23
3.5.2 Pengklasifikasian GRU	24
3.5.3 Proses Pelatihan	25
3.5.4 Proses Validasi	25
3.5.5 Proses Pengujian	25
3.6. Analisis Hasil	25
3.7. Kesimpulan dan Saran	26

BAB IV HASIL DAN ANALISIS

4.1 Hasil Pelatihan Model	27
4.1.1 Hasil Pelatihan Model LSTM	27
4.1.2 Hasil Pelatihan Model GRU	30
4.2 Evaluasi Data Unseen	33
4.3 Model Terbaik	34

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan	35
5.2 Saran	36

DAFTAR PUSTAKA

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian tentang sinyal EEG lima tahun terakhir	6
Tabel 3.1 Data Label EEG Brainware Dataset: Feeling Emotions	21
Tabel 3.2 Data Label EEG Brainware Dataset: Mental State	22
Tabel 4.1 Metrik Pengukuran Model LSTM	28
Tabel 4.2 Metrik Pengukuran Model GRU	31
Tabel 4.3 Hasil Data Training Pada LSTM dan GRU	33
Tabel 4.4 Hasil Data Unseen Pada LSTM dan GRU	33

DAFTAR GAMBAR

Gambar. 2.1 Sensor Muse Headband	10
Gambar. 2.2 Aliran EEG	10
Gambar 2.3 Arsitektur Recurrent Neural Network	12
Gambar 2.4 Arsitektur LSTM	13
Gambar 2.5 Gerbang <i>Forget</i>	13
Gambar 2.6 Gerbang Masukan	14
Gambar 2.7 Status Sel	14
Gambar 2.8 Gerbang Keluaran	15
Gambar 2.9 <i>Peephole</i> LSTM	15
Gambar 2.10 Arsitektur Jaringan Gate Recurrent Unit	16
Gambar 3.1 Kerangka Penelitian	18
Gambar 3.2 Algoritma Sistem	19
Gambar 3.3 EEG Brainware Dataset:Feeling Emotion	21
Gambar 3.4 EEG Brainware Dataset:Mental-Health	22
Gambar 3.5 Transformasi Label	23
Gambar 4.1 Kurva akurasi LSTM	27
Gambar 4.2 Kurva Loss LSTM	28
Gambar 4.3 Confusion Matrix LSTM	29
Gambar 4.4 Kurva Akurasi GRU	30
Gambar 4.5 Kurva Loss GRU	31
Gambar 4.6 Confusion Matrix GRU	32

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN 1 Source Code

LAMPIRAN 2 Publikasi Ilmiah

LAMPIRAN 3 Hasil Pengecekan Software Ithenticate/Turniting

LAMPIRAN 4 Surat Rekomendasi Ujian Tesis

LAMPIRAN 5 Form Revisi Ujian Tesis

LAMPIRAN 6 Form Konsultasi Tesis

LAMPIRAN 7 Surat Persetujuan Pembimbing Tesis

LAMPIRAN 8 SK Pengangkatan

BAB I

PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang dilakukannya penelitian yang berjudul “Klasifikasi Sinyal EEG Untuk Mengenali Jenis Emosi Menggunakan *Recurrent Neural Network*”. Latar belakang penelitian ini adalah bagaimana cara sistem mengenali jenis emosi netral, positif dan negatif melalui sinyal Electroencephalogram (EEG). Topik klasifikasi sinyal EEG untuk mengenali jenis emosi diangkat dalam penelitian ini dikarenakan emosi dianggap hal penting yang berpengaruh pada seseorang dalam pengambilan keputusan, sehingga emosi seseorang dapat dimanfaatkan sebagai input sistem pendukung keputusan. Penerapan *deep learning* sebagai algoritma pengklasifikasi diimplementasikan agar fitur dipelajari secara otomatis oleh algoritma tanpa perlu campur tangan manusia. Metode *deep learning* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Recurrent Neural Network (RNN)*.

1.1 Latar Belakang

Kemampuan untuk mendeteksi kondisi mental secara otonom berguna untuk berbagai tujuan di berbagai bidang seperti robotika, perawatan kesehatan, pendidikan, ilmu saraf dan lain - lain. Pentingnya mekanisme interaksi manusia - mesin yang efisien meningkat seiring dengan banyaknya skenario kehidupan nyata di mana perangkat pintar, termasuk robot otonom dapat diterapkan. Salah satu dari sekian banyak alternatif yang dapat digunakan untuk berinteraksi dengan mesin adalah melalui sinyal aktivitas otak. Sinyal - sinyal ini yang disebut EEG, menyampaikan informasi mengenai voltase yang diukur oleh elektroda (kering atau basah) yang ditempatkan di sekitar kulit kepala seseorang (Bird, 2018). Fisiologis dan psikologis studi telah menunjukkan bahwa perubahan sinyal fisiologis cenderung lebih dekat dengan emosi nyata seseorang daripada ekspresi wajah, postur atau suara (Egger, Ley, and Hanke, 2019). Emosi merupakan reaksi terhadap seseorang atau suatu kejadian, dimana emosi dibagi menjadi dua keluaran yaitu positif dan negatif. Dari dua keluaran tersebut ada beberapa

kategori di dalamnya seperti marah, senang, sedih, takut dan sebagainya (Rohman, Utami, and Raharjo, 2019). Rangsangan untuk membangkitkan emosi untuk studi berbasis EEG sering ditemukan paling baik dengan musik (Bos, 2010) dan film (Lin et al., 2010). Pola aktivasi karena rangsangan visual emosional pada sinyal EEG berbeda satu sama lain, tingkat aktivasi yang terkecil (terendah) jika netral membangkitkan emosi seperti sungai, isyarat burung, keindahan alam, taman bunga dan lain - lain. Sedangkan positif dan negatif berdampak pada aktivasi saraf dalam bentuk yang berbeda membangkitkan emosi dikerenakan video emosional (Asadur Rahman et al., 2020). Output dari sinyal EEG adalah data time - series. Oleh karena itu, membandingkan data keluaran dengan sinyal EEG standar dapat diketahui emosi, penyakit atau masalah yang terjadi (Mao et al., 2020).

Nilai rata - rata yang dinormalisasi dari jendela waktu yang diekstraksi dari elektroda AF7 saat diamati menunjukkan bahwa nilai minimum dan maksimum paling sering dipetakan ke emosi negatif, sedangkan positif dan netral sangat erat kaitannya, memiliki aturan yang tumpang tindih satu sama lain seperti harapan dan kesedihan yang masing - masing dianggap positif dan negatif tetapi sering dialami serentak (Bird, Buckinghamz, and Faria, 2019). Beberapa metode kemampuan klasifikasi diterapkan seperti *RandomForest*, *Support Vector Mechine* (SVM) linier dan *Diskriminan Fisher* yang sudah mencapai akurasi tinggi, namun performa tinggi dari *perceptron multilayer* sederhana menunjukkan model jaringan saraf bisa efektif, terutama yang lebih kompleks yang telah bekerja dengan baik dalam berbagai eksperimen klasifikasi (Jasper, 2022).

Metode *deep learning* telah menghasilkan kinerja yang baik dan menunjukkan klasifikasi yang lebih unggul dibandingkan dengan metode konvensional *machine learning* (Guo, 2016). *Deep Learning* memiliki keuntungan dalam membangun arsitektur yang mendalam untuk mempelajari informasi yang lebih abstrak. Sifat terpenting dari metode pembelajaran mendalam adalah bahwa metode ini dapat secara otomatis mempelajari representasi fitur sehingga menghindari banyak rekayasa yang memakan waktu (Coskun et al., 2017).

Beberapa contoh teknik *deep learning* yang digunakan untuk pemrosesan sinyal EEG anatra lain *convolutional neural network* (García-Vicente et al., 2023),

Generative Adversarial Networks (Jiao et al., 2020), *autoencoder* (Lerogeron et al., 2023), *Long Short-Term Memory* (Zeghlache, Labiod, and Mellouk 2022), *Transfer Learning* (van Stigt et al. 2023). Salah satu metode *deep learning* yang diusulkan pada penelitian ini adalah RNN. Hal ini dikarenakan algoritma RNN bekerja untuk memproses data yang bersifat sekuensial. Hal ini selaras dengan data sinyal EEG yang sekuensial dimana mengasumsikan bahwa input dan output tergantung satu sama lain (Schmidhuber, 2015).

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka perumusan masalah pada penelitian ini adalah adalah:

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

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam pengklasifikasian sinyal EEG untuk mengenali jenis emosi pada penelitian ini adalah :

1. Penelitian ini menggunakan 2 dataset berbeda dalam bentuk tabular yang berasal dari website *Kaggle.com*, dataset pertama sebagai dataset untuk membangun model, sementara dataset yang lainnya dijadikan sebagai unseen :
 - Dataset EEG Brainwave Dataset: Feeling Emotions
(<https://www.kaggle.com/datasets/birdy654/eeg-brainwave-dataset-feeling-emotions/?select=emotions.csv>)
 - Dataset EEG brainwave dataset: mental state
(<https://www.kaggle.com/datasets/birdy654/eeg-brainwave-dataset-mental-state/?select=mental-state.csv>)

2. Arsitektur metode RNN yang digunakan adalah LSTM dan GRU.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah :

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

1.5 Manfaat

Sedangkan manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah :

1. Memberikan kontribusi penelitian di dalam bidang pengklasifikasian sinyal EEG untuk mengenali jenis emosi.
2. Memberikan alternatif untuk menentukan metode terbaik dalam pengklasifikasian sinyal EEG dengan menggunakan metode LSTM dan GRU.

1.6 Sistematika Penulisan

Untuk lebih memudahkan dalam menyusun tesis dan memperjelas isi dari setiap bab yang ada pada laporan ini, maka dibuatlah sistematika penulisan sebagai berikut :

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang perumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat dari topik yang dipilih berupa Klasifikasi Sinyal EEG Untuk Mengenali Jenis Emosi Menggunakan RNN.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan mengenai *literature review* yang berhubungan dengan masalah Klasifikasi Sinyal EEG Untuk Mengenali Jenis

Emosi Menggunakan RNN yang mengacu pada beberapa penelitian publikasi.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini merupakan jabaran metode penelitian yang menjelaskan secara bertahap dan terperinci tentang langkah – langkah yang digunakan untuk mencari, mengumpulkan dan menganalisa terkait Klasifikasi Sinyal EEG Untuk Mengenali Jenis Emosi Menggunakan RNN, sehingga tujuan dari penulisan dapat tercapai.

BAB IV HASIL DAN ANALISA SEMENTARA

Bab IV berisi hasil pengujian yang telah dilakukan, data – data yang diambil dari pengujian tersebut akan dianalisa menggunakan berbagai macam teknik, selain itu di bab ini juga membahas kevalidasian dari sistem yang telah dibuat.

BAB V KESIMPULAN

BAB V berisi tentang kesimpulan mengenai hasil dan analisa dari pengolahan data sinyal EEG untuk mengenali jenis emosi menggunakan metode *deep learning*, yaitu RNN dengan arsitektur LSTM dan GRU. Bab ini juga merupakan jawaban dari setiap tujuan yang ingin dicapai.

DAFTAR PUSTAKA

1. Asadur Rahman, Md, Md Foisal Hossain, Mazhar Hossain, and Rasel Ahmmed. 2020. "Employing PCA and T-Statistical Approach for Feature Extraction and Classification of Emotion from Multichannel EEG Signal." *Egyptian Informatics Journal* 21 (1): 23–35. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2019.10.002>.
2. Bird, Jordan J. 2018. "Sebuah Studi Tentang Klasifikasi Kondisi Mental Menggunakan Antarmuka Otak- Mesin Berbasis EEG," 795–803.
3. Bird, Jordan J, Christopher D Buckingham, and Diego R Faria. 2019 "Mental Emotional Sentiment Classification with an EEG-based Brain-machine Interface."
4. Bos, Danny Oude. 2010. "EEG-Based Emotion The Influence of Visual and Auditory Stimuli Recognition." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 57 (7): 1798–1806.
5. Bullinaria, John A. 2015. "Recurrent Neural Networks." *Intelligent Systems Reference Library* 49: 29–65. https://doi.org/10.1007/978-3-642-36657-4_2.
6. Chen, J. X., P. W. Zhang, Z. J. Mao, Y. F. Huang, D. M. Jiang, and Y. N. Zhang. 2019. "Accurate EEG-Based Emotion Recognition on Combined Features Using Deep Convolutional Neural Networks." *IEEE Access* 7: 44317–28. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2908285>.
7. Chen, J X, D M Jiang, D A N Yn, Teknik Komputer, Universitas Politeknik, Barat Laut, and Tiongkok Sesuai. 2019. "Model GRU Dua Arah Hirarkis Dengan Perhatian Untuk Klasifikasi Emosi Berbasis EEG" 7 (September).
8. Chen, J X, P W Zhang, Y F Huang, D M Jiang, Sekolah Ilmu, Universitas Politeknik Northwestern, Cina Teknik, et al. 2019. "Pengenalan Emosi Berbasis EEG Akurat Pada Fitur Gabungan Menggunakan Deep Jaringan Syaraf Konvolusional" 7 (April): 44317–28.
9. Chung, Junyoung, Kyle Kastner, Laurent Dinh, Kratarth Goel, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. 2016. "For Sequential Data ArXiv : 1506 . 02216v6 [Cs . LG] 6 Apr 2016," 1–9.
10. Classifier, Ecg-rhythm. 2019. "Deep Learning with a Recurrent Network

- Structure in the Sequence Modeling of Imbalanced Data For,” 1–12.
11. Coskun, Musab, Ozal YILDIRIM, Ayşegül UÇAR, and Yakup DEMİR. 2017. “An Overview of Popular Deep Learning Methods.” *European Journal of Technic* 7 (2): 165–76. <https://doi.org/10.23884/ejt.2017.7.2.11>.
 12. Egger, Maria, Matthias Ley, and Sten Hanke. 2019. “Emotion Recognition from Physiological Signal Analysis: A Review.” *Electronic Notes in Theoretical Computer Science* 343: 35–55. <https://doi.org/10.1016/j.entcs.2019.04.009>.
 13. Faust, Oliver, Alex Shenfield, Murtadha Kareem, Tan Ru San, Hamido Fujita, and U. Rajendra Acharya. 2018. “Automated Detection of Atrial Fibrillation Using Long Short-Term Memory Network with RR Interval Signals.” *Computers in Biology and Medicine* 102 (July): 327–35. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2018.07.001>.
 14. Forest, Random, and Naive Bayes. 2021. “Perbandingan Akurasi , Recall , Dan Presisi Klasifikasi Pada Algoritma” 5 (April): 640–51. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2937>.
 15. García-Vicente, Clara, Gonzalo C. Gutiérrez-Tobal, Jorge Jiménez-García, Adrián Martín-Montero, David Gozal, and Roberto Hornero. 2023. “ECG-Based Convolutional Neural Network in Pediatric Obstructive Sleep Apnea Diagnosis.” *Computers in Biology and Medicine* 167 (September). <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2023.107628>.
 16. Garg, Anumit, Departemen Teknik, and Komunikasi Br. 2019. “Penggabungan Model LSTM Untuk Klasifikasi Emosi Menggunakan Sinyal EEG,” 139–43.
 17. Girindra, Muhammad Irfan. 2019. “Metode Deep Learning Untuk Deteksi Epilepsi.”
 18. Goldenberg, Amit, David Garcia, Eran Halperin, and James J. Gross. 2020. “Collective Emotions.” *Current Directions in Psychological Science* 29 (2): 154–60. <https://doi.org/10.1177/0963721420901574>.
 19. Goutte, Cyril, and Eric Gaussier. 2005. “A Probabilistic Interpretation of Precision , Recall and F -Score , with Implication for Evaluation,” 345–46.
 20. Guo, et al. 2016. “Generating Sequences With Recurrent Neural Networks,”

- 1–43. <http://arxiv.org/abs/1308.0850>.
21. H. H. Jasper. 2022. “ETRI Journal - 2022 - Agarwal - Electroencephalography-based Imagined Speech Recognition Using Deep Long Short-term Memory.Ing.Pdf.”
 22. Hamdi, Eman, Sherine Rady, and Mostafa Aref. 2019. *A Convolutional Neural Network Model for Emotion Detection from Tweets. Advances in Intelligent Systems and Computing*. Vol. 845. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-99010-1_31.
 23. J. Han, M. Kamber dan J. Pei. 2011. “Data Mining Concepts and Techniques.” In *Data Mining Concepts and Techniques*.
 24. J. R. Zhang and G. Wang 2018. n.d. “Septianto, Ryan Hendy. 2015.”
 25. Jiao, Yingying, Yini Deng, Yun Luo, and Bao Liang Lu. 2020. “Driver Sleepiness Detection from EEG and EOG Signals Using GAN and LSTM Networks.” *Neurocomputing* 408: 100–111. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.05.108>.
 26. “Kumalasari, Noviana Ayu.” n.d.
 27. Lerogeron, Hugo, Romain Picot-Clémente, Laurent Heutte, and Alain Rakotomamonjy. 2023. “Learning an Autoencoder to Compress EEG Signals via a Neural Network Based Approximation of DTW.” *Procedia Computer Science* 222: 448–57. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.08.183>.
 28. Lin, Yuan Pin, Chi Hong Wang, Tzyy Ping Jung, Tien Lin Wu, Shyh Kang Jeng, Jeng Ren Duann, and Jyh Horng Chen. 2010. “EEG-Based Emotion Recognition in Music Listening.” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 57 (7): 1798–1806. <https://doi.org/10.1109/TBME.2010.2048568>.
 29. Mao, W. L., H. I.K. Fathurrahman, Y. Lee, and T. W. Chang. 2020. “EEG Dataset Classification Using CNN Method.” *Journal of Physics: Conference Series* 1456 (1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1456/1/012017>.
 30. Mujilahwati, Siti. 2016. “Pre-Processing Text Mining Pada Data Twitter.” *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi 2016 (Sentika)*: 2089–9815.
 31. Naz, Mahwish, Jamal Hussain Shah, Muhammad Attique Khan, Muhammad

- Sharif, Mudassar Raza, and Robertas Damaševičius. 2021. “From ECG Signals to Images: A Transformation Based Approach for Deep Learning.” *PeerJ Computer Science* 7: 1–18. <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.386>.
32. Nguyen, Vantruong, Jupe Cai, and Jie Chu. n.d. “Model CNN-GRU Hybrid Untuk Pengenalan Digit Tulisan Tangan Efisien Tinggi,” 66–71.
33. Nonlinear, Sains, Gated Recurrent, Units Grus, Pendek Jangka, Dinesh V Kalaga, Ch Mohan, Sai Kumar, Masahiro Kawaji, and Timothy M Brenzaa. 2021. “Machine Translated by Google Peramalan COVID-19 Menggunakan Deep Layer Recurrent Neural Networks Machine Translated by Google” 146.
34. Oktiana, Maulisa, Tobiyas Janitra, Yunidar, Hubbul Walidainy, and Melinda. 2022. “Analisa Pemilihan Fungsi Keanggotaan Pada Klasifikasi Sinyal Elektroencefalogram Emosi Manusia Berbasis Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)” 7 (1): 55–61.
35. Pane, Evi Septiana, Adhi Dharma Wibawa, and Mauridhi Hery Purnomo. 2018. “Peningkatan Akurasi Pengenalan Emosi Pada Sinyal Electroencephalography Menggunakan Multiclass Fisher Discriminant Analysis.” *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi (JNTETI)* 7 (4). <https://doi.org/10.22146/jnteti.v7i4.462>.
36. Rizal, Ahmad Ashril, and Siti Soraya. 2018. “Multi Time Steps Prediction Dengan Recurrent Neural Network Long Short Term Memory.” *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer* 18 (1): 115–24. <https://doi.org/10.30812/matrik.v18i1.344>.
37. Rohman, Arif Nur, Ema Utami, and Suwanto Raharjo. 2019. “Deteksi Kondisi Emosi Pada Media Sosial Menggunakan Pendekatan Leksikon Dan Natural Language Processing.” *Eksplora Informatika* 9 (1): 70–76. <https://doi.org/10.30864/eksplora.v9i1.277>.
38. S, Shashi Kumar G, Niranjana Sampathila, and Tanishq Tanmay. 2022. “Machine Translated by Google Pengukuran : Sensor Model Pembelajaran Mesin Berbasis Wavelet Untuk Klasifikasi Emosi Manusia Menggunakan Sinyal EEG” 24 (September): 1–8.
39. Sanger, R. Feldman dan J. 2007. *The Text Mining Handbook Advanced Approaches In Analyzing Unstructured Data*.

40. Seif El-Nasr, Magy, John Yen, and Thomas R. Ioerger. 2000. "FLAME - Fuzzy Logic Adaptive Model of Emotions." *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems* 3 (3): 219–57. <https://doi.org/10.1023/A:1010030809960>.
41. Soufineyestani, Mahsa, Dale Dowling, and Arshia Khan. 2020. "Electroencephalography (EEG) Technology Applications and Available Devices." *Applied Sciences (Switzerland)* 10 (21): 1–23. <https://doi.org/10.3390/app10217453>.
42. Stigt, M. N. van, E. A. Groenendijk, H. A. Marquering, J. M. Coutinho, and W. V. Potters. 2023. "High Performance Clean versus Artifact Dry Electrode EEG Data Classification Using Convolutional Neural Network Transfer Learning." *Clinical Neurophysiology Practice* 8: 88–91. <https://doi.org/10.1016/j.cnp.2023.04.002>.
43. Stojanovski, Dario, Gjorgji Strezoski, Gjorgji Madjarov, and Ivica Dimitrovski. 2016. "Finki at SemEval-2016 Task 4: Deep Learning Architecture for Twitter Sentiment Analysis." *SemEval 2016 - 10th International Workshop on Semantic Evaluation, Proceedings*, 149–54. <https://doi.org/10.18653/v1/s16-1022>.
44. Thomas, P Nagabushanam S, George S Radha, and S Thomas George. 2019. "Klasifikasi Sinyal EEG Menggunakan LSTM Dan Algoritma Jaringan Saraf Yang" 0.
45. Wua, Hongkai, Xingtong Yanga, Xiaofan Huang, Hongkai Wua, and Xingtong Yanga. 2020. "Klasifikasi Emosi Berbasis EEG Berdasarkan BiDirectional Jaringan Memori Jangka Pendek Klasifikasi Emosi Berbasis EEG Berdasarkan Long Jaringan Memori Jangka."
46. Zeglache, Rachid, Mohamed Aymen Labiod, and Abdelhamid Mellouk. 2022. "Driver Vigilance Estimation with Bayesian LSTM Auto-Encoder and XGBoost Using EEG/EOG Data." *IFAC-PapersOnLine* 55 (8): 89–94. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.08.015>.