

**KLASIFIKASI SINYAL EEG EPILEPSI  
MENGUNAKAN *HYBRID CONVOLUTIONAL  
NEURAL NETWORK* DAN *PARTICLE SWARM  
OPTIMIZATION***



**OLEH :**

**TRI KURNIA SARI**

**09012682024007**

**PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
TAHUN 2023**

**KLASIFIKASI SINYAL EEG EPILEPSI  
MENGUNAKAN *HYBRID CONVOLUTIONAL  
NEURAL NETWORK* DAN *PARTICLE SWARM  
OPTIMIZATION***

**TESIS**

**Diajukan untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Magister Ilmu Komputer**



**OLEH :**

**TRI KURNIA SARI**

**09012682024007**

**PROGRAM STUDI MAGISTER ILMU KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
TAHUN 2023**

**LEMBAR PENGESAHAN**

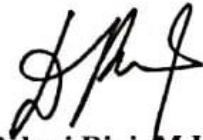
**KLASIFIKASI SINYAL EEG EPILEPSI  
MENGUNAKAN *HYBRID CONVOLUTIONAL  
NEURAL NETWORK* DAN *PARTICLE SWARM  
OPTIMIZATION***

**TESIS**

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Magister

**OLEH:  
TRI KURNIA SARI  
09012682024007**

Pembimbing I



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

Palembang, Maret 2023  
Pembimbing II



**Samsuryadi, M.Kom., Ph.D**  
NIP. 197102041997021003

Mengetahui,  
Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer



**Hadipurnawan Satria, M.Sc., Ph.D**  
NIP. 198004182020121001

## HALAMAN PERSETUJUAN

Pada hari Rabu tanggal 28 Desember 2022 telah dilaksanakan ujian sidang tesis oleh Magister Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Nama : Tri Kurnia Sari  
N I M : 09012682024007  
Judul : Klasifikasi Sinyal EEG Epilepsi Menggunakan Metode *Hybrid Convolutional Neural Network* dan *Particle Swarm Optimization*

1. Pembimbing I

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



2. Pembimbing II

Samsuryadi, M.Kom., Ph.D.  
NIP. 197102041997021003



3. Penguji I

Dr. Firdaus, S.T., M.Kom.  
NIP. 197801212008121003



4. Penguji II

Hadipurnawan Satria, M.Sc., Ph.D  
NIP. 198004182020121001



Mengetahui,  
Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer

Hadipurnawan Satria, M.Sc., Ph.D  
NIP. 198004182020121001



## LEMBAR PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Tri Kurnia Sari  
NIM : 09012682024007  
Program Studi : Magister Ilmu Komputer  
Judul Tesis : Klasifikasi Sinyal EEG Epilepsi Menggunakan *Hybrid Convolutional Neural Network* dan *Particle Swarm Optimization*

Hasil Pengecekan Software iThenticate/Turnitin : **20 %**

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.



Tri Kurnia Sari

NIM. 09012682024007

## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis haturkan kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, hidayah, dan kesehatan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan Tesis yang berjudul **“Klasifikasi Sinyal EEG Epilepsi Menggunakan *Hybrid Convolutional Neural Network* dan *Particle Swarm Optimization*”**.

Pada kesempatan ini, penulis juga hendak mengucapkan banyak terima kasih kepada pihak-pihak yang telah banyak membantu penyelesaian Tesis ini, diantaranya:

1. Kedua orang tuaku Bapak Ir. A. Rahman, M.S dan Ibu Dra. Tri Warsi Rahayu serta Bapak Ir. H. Sukarjo dan Ibu Dra. Hj. Maryuniarti, M.M yang telah memberikan motivasi, doa, dan restu.
2. Suamiku tercinta Irfan Kurniawan, S.T yang selalu memberikan kasih sayang, dukungan dan semangat yang tiada hentinya.
3. Saudariku yang ku sayangi Rahmawati Rahayu, M.K.M dan Fitriyanti, S.T.
4. Ibu Dian Palupi Rini, M.Kom., Ph.D. dan Bapak Samsuryadi, M.Kom., Ph.D. selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir dan Bapak Dr. Ir. Sukemi, M.T. selaku Dosen Pembimbing Akademik.
5. 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.
6. Teman-teman seperjuanganku yang selalu memberikan semangat.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penulisan Tesis ini. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan demi kemajuan karya tulis khususnya yang berkenaan dengan Tesis ini. Penulis berharap semoga Tesis ini dapat bermanfaat bagi semua pihak khususnya Program Studi Magister Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Palembang, Desember 2022

Penulis

**Klasifikasi Sinyal EEG Epilepsi Menggunakan**  
*Hybrid Convolutional Neural Network dan Particle Swarm Optimization*

**Tri Kurnia Sari, Dian Palupi Rini, Samsuryadi**

**ABSTRAK**

Kejang epilepsi merupakan salah satu gangguan sistem saraf pusat otak yang memiliki banyak gejala, seperti kehilangan kesadaran, perilaku yang tidak biasa dan kebingungan. Dalam banyak kasus, gejala-gejala ini menyebabkan cedera karena jatuh atau bahkan menggigit lidahnya sendiri. Pendeteksian kemungkinan kejang epilepsi bukanlah tugas yang mudah. Sebagian besar kejang terjadi secara tidak terduga dan menemukan cara untuk mendeteksi kemungkinan kejang sebelum terjadi merupakan tugas yang menantang bagi banyak peneliti. Sinyal EEG dapat membantu kita mendapatkan informasi untuk mendiagnosis aktivitas otak normal atau epilepsi. Convolutional Neural Network (CNN) memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan serangan epilepsi. CNN telah menunjukkan akurasi yang cukup tinggi, namun masih terdapat banyak potensi untuk memperbaikinya. CNN peka terhadap nilai hyperparameternya karena memiliki efek yang cukup besar pada perilaku dan efisiensi arsitektur CNN. Pada penelitian ini diusulkan metode Particle Swarm Optimization (PSO) untuk menginisialisasi nilai hyperparameter, yaitu learning rate, epoch, dan batch size. Hasil klasifikasi dievaluasi menggunakan confusion matrix. Metode hybrid CNN-PSO yang diusulkan dapat memberikan nilai akurasi, precision, recall dan f1-score yang lebih tinggi dibandingkan CNN. Metode yang usulkan ini dapat mengklasifikasi sinyal EEG epilepsi secara tepat dengan nilai akurasi 71-77%, precision 93-99%, recall 94-95%, f1-score 94-96% untuk 5 kelas dan nilai akurasi 98-99%, precision 93-99%, recall 92-97%, f1-score 95-97% untuk 2 kelas.

**Kata Kunci :** Klasifikasi sinyal EEG, Kejang Epilepsi, CNN-PSO.

# **Epileptic EEG Signal Classification Using Hybrid Convolutional Neural Network and Particle Swarm Optimization**

**Tri Kurnia Sari, Dian Palupi Rini, Samsuryadi**

## **ABSTRACT**

An epileptic seizure is one of the disorders of the brain central nervous system which has many symptoms, such as loss of consciousness, unusual behavior and confusion. In many cases, these symptoms result in injury from a fall or even biting one's own tongue. Detection of possible epileptic seizures is not an easy task. Most seizures occur unexpectedly and finding ways to detect a possible seizure before it happens has been a challenging task for many researchers. EEG signals can help us get information to diagnose normal brain activity or epilepsy. Analyzing EEG signals can help us get information to diagnose normal brain activity or epilepsy. Convolutional Neural Network (CNN) has the ability to identify and classify epileptic seizures. CNN has shown quite high accuracy, but there is still a lot of potential to improve it. CNNs are sensitive to their hyperparameter values because they have a considerable effect on the behavior and efficiency of the CNN architecture. In this research, we propose the Particle Swarm Optimization (PSO) method to initialize the hyperparameter values, namely learning rate, epoch, and batch size. Classification results were evaluated using the confusion matrix. The proposed CNN-PSO hybrid method can provide higher accuracy, precision, recall and f1-score than CNN. The proposed method can classify epileptic EEG signals correctly with accuracy values of 71-77%, precision 93-99%, recall 94-95%, f1-score 94-96% for 5 classes and accuracy values of 98-99%, precision 93-99%, recall 92-97%, f1-score 95-97% for 2 classes.

**Keyword** : EEG Signal Classification, Epileptic Seizure, CNN-PSO



## DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN JUDUL	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERSETUJUAN	iv
LEMBAR PERNYATAAN	v
KATA PENGANTAR	vi
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR DIAGRAM	xiii
LAMPIRAN	xiv
 <b>BAB I</b>	
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Perumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Metodologi Penulisan	5
 <b>BAB II</b>	
2.1 Tinjauan Penelitian	6
2.2 Klasifikasi	13
2.3 <i>Deep Learning</i>	13
2.4 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	14
2.4.1 Lapisan <i>Convolutional</i>	14
2.4.2 Lapisan Non Linier	15
2.4.3 Lapisan <i>Pooling</i>	16
2.4.4 Lapisan <i>Fully-Connected</i>	17
2.4.5 Arsitektur CNN	18
2.5 <i>Particle Swarm Optimization (PSO)</i>	21
2.6 Evaluasi Kinerja Algoritma	24
 <b>BAB III</b>	
3.1 Tahapan Penelitian	26
3.1.1 Studi literatur	27
3.1.2 Hipotesis Awal Penelitian	27

3.1.3 Pengumpulan Data	27
3.1.4 Perancangan Metode	28
3.1.5 Pelatihan Algoritma	30
3.1.6 Evaluasi Kinerja Algoritma	31
3.1.7 Analisa Hasil Penelitian	31
3.1.8 Hasil Penelitian	31
3.2 Kebutuhan Perangkat Keras dan Perangkat Lunak	31
<b>BAB IV</b>	
4.1 Hasil Klasifikasi Metode CNN dan <i>Hybrid</i> CNN PSO 5 Kelas	32
4.2 Hasil Klasifikasi Metode CNN dan <i>Hybrid</i> CNN PSO 2 Kelas	38
4.3 Perbandingan Hasil Klasifikasi Metode CNN dan <i>Hybrid</i> CNN PSO	45
<b>BAB V</b>	
5.1 Kesimpulan	52
5.2 Saran	52
DAFTAR PUSTAKA	vi
LAMPIRAN	

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Perhitungan Utama Dieksekusi pada Setiap Langkah Lapisan <i>Convolutional</i>	16
Gambar 2.2 Demonstrasi <i>Max-Pooling</i>	17
Gambar 2.3 Lapisan <i>Fully-Connected</i>	17
Gambar 2.4 Arsitektur <i>AlexNet</i>	19
Gambar 2.5 Metode <i>confussion matrix</i>	24
Gambar 3.1 <i>Flowchart</i> Perancangan Metode	28
Gambar 3.2 Contoh <i>Dataset</i> Sinyal EEG	29
Gambar 3.3 Hasil Normalisasi <i>Dataset</i>	29
Gambar 4.1 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 1 untuk 5 Kelas	33
Gambar 4.2 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 2 untuk 5 Kelas	34
Gambar 4.3 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 3 untuk 5 Kelas	34
Gambar 4.4 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 4 untuk 5 Kelas	35
Gambar 4.5 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 5 untuk 5 Kelas	36
Gambar 4.6 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 6 untuk 5 Kelas	37
Gambar 4.7 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 7 untuk 5 Kelas	37
Gambar 4.8 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 8 untuk 5 Kelas	38
Gambar 4.9 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 1 untuk 2 Kelas	39
Gambar 4.10 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 2 untuk 2 Kelas	40
Gambar 4.11 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 3 untuk 2 Kelas	41
Gambar 4.12 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 4 untuk 2 Kelas	42
Gambar 4.13 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 5 untuk 2 Kelas	42
Gambar 4.14 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 6 untuk 2 Kelas	43
Gambar 4.15 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 7 untuk 2 Kelas	44
Gambar 4.16 Hasil Klasifikasi pada Percobaan 8 untuk 2 Kelas	45
Gambar 4.17 Perbandingan Hasil Percobaan 1 dan 5 untuk 5 Kelas	46
Gambar 4.18 Perbandingan Hasil Percobaan 2 dan 6 untuk 5 Kelas	46
Gambar 4.19 Perbandingan Hasil Percobaan 3 dan 7 untuk 5 Kelas	47
Gambar 4.20 Perbandingan Hasil Percobaan 4 dan 8 untuk 5 Kelas	47
Gambar 4.21 Perbandingan Hasil Percobaan 1 dan 5 untuk 2 Kelas	48
Gambar 4.22 Perbandingan Hasil Percobaan 2 dan 6 untuk 2 Kelas	49
Gambar 4.23 Perbandingan Hasil Percobaan 3 dan 7 untuk 2 Kelas	49
Gambar 4.24 Perbandingan Hasil Percobaan 4 dan 8 untuk 2 Kelas	50

## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Penelitian Tentang CNN dan PSO yang Pernah Dilakukan	10
Tabel 3.1 Komposisi Arsitektur <i>AlexNet</i>	30
Tabel 3.2 Tabel Percobaan	30
Tabel 3.3 Matriks Evaluasi Kinerja Model	31
Tabel 4.1 Perbandingan Hasil Klasifikasi Metode CNN dan <i>Hybrid</i> CNN PSO untuk 5 Kelas	45
Tabel 4.2 Perbandingan Hasil Klasifikasi Metode CNN dan <i>Hybrid</i> CNN PSO untuk 2 Kelas	48

## DAFTAR DIAGRAM

	Halaman
Diagram 2.1 <i>Flowchart</i> Algoritma PSO	23
Diagram 3.1 Penelitian Klasifikasi Sinyal EEG Menggunakan Hybrid CNN dan PSO	26

## **LAMPIRAN**

Lampiran 1. *Source Code* Program *Python*

## **BAB I. PENDAHULUAN**

Bab I berisi tentang latar belakang dilakukannya penelitian, yang memuat permasalahan-permasalahan dan solusi yang pernah dilakukan. Selanjutnya dilakukan analisis rumusan masalah untuk mengetahui permasalahan mana yang belum terselesaikan dan dapat dijadikan sebagai permasalahan dengan batasan-batasan yang jelas dalam penelitian ini. Tujuan dan manfaat dalam penelitian ini juga dijabarkan sehingga hasil yang diperoleh lebih terperinci dan terarah serta menghasilkan kinerja yang baik.

### **1.1 Latar Belakang Masalah**

EEG atau *electroencephalography* adalah salah satu metode atau teknik medis yang paling populer untuk penyelidikan fungsi otak guna mendeteksi masalah yang terjadi pada otak (Mao et al., 2020). Sinyal EEG terdiri dari komponen-komponen frekuensi yang direpresentasikan dalam domain waktu. Komponen frekuensi yang dimiliki sinyal EEG menginformasikan kondisi otak dan pengamatan visual terhadap sinyal EEG secara langsung sangat susah mengingat amplitudo sinyal EEG sangat rendah dan polanya yang sangat kompleks (Anggara & Rahayu, 2020).

Epilepsi adalah salah satu penyakit otak kronis yang ditandai dengan kejang berulang dan gerakan tak terkendali yang melibatkan sebagian atau seluruh tubuh. Pemeriksaan pasien menggunakan EEG tidak selalu menghasilkan diagnosis yang tepat. Beberapa pasien didiagnosis dalam kondisi normal dengan pemeriksaan EEG, tetapi mereka menderita epilepsi. Hasil EEG hanya bisa dibaca dengan benar oleh dokter ahli. Padahal dokter ahli sangat terbatas, terutama di rumah sakit/puskesmas daerah. Oleh karena itu, perlu dikembangkan suatu metode klasifikasi sinyal EEG epilepsi sehingga bisa dipakai untuk diagnostik awal tanpa harus menunggu tenaga/dokter ahli (Santoso et al., 2021).

Untuk melakukan pengenalan sinyal EEG, peneliti Wen, Xu and Du (2018) mengusulkan model *end-to-end* yang didasarkan pada *Convolutional Neural Networks* (CNNs). Untuk merepresentasikan sinyal EEG dengan lebih baik, saluran

asli EEG pertama-tama diatur ulang oleh *Pearson Correlation Coefficient* dan EEG yang diatur ulang dimasukkan ke CNN. Percobaan dilakukan pada dataset DEAP. Hasil Percobaan pada dataset DEAP menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mencapai akurasi 77,98% pada pengenalan *Valence* dan 72,98% pada pengenalan *Arousal*.

Mendiagnosis epilepsi adalah tugas yang sulit yang membutuhkan observasi pasien, EEG, dan pengumpulan informasi klinis tambahan. SVM mengklasifikasikan subjek yang mengalami atau tidak mengalami kejang epilepsi menjadi alat pendukung keputusan diagnostik yang berharga bagi dokter yang merawat epilepsi potensial, karena etiologi kejang yang berbeda menghasilkan perawatan yang berbeda. Metode klasifikasi konvensional sinyal EEG menggunakan representasi domain waktu dan frekuensi yang saling eksklusif tidak memberikan hasil yang efisien. Dalam penelitian Subasi & Gursoy (2010), sinyal EEG didekomposisi menjadi representasi waktu-frekuensi menggunakan DWT dan fitur statistik dihitung untuk mewakili distribusinya. Menggunakan fitur statistik yang diekstraksi dari sub-band DWT sinyal EEG, tiga metode ekstraksi fitur; yaitu PCA, ICA, dan LDA, digunakan dengan SVM dan dibandingkan dalam hal akurasi relatif terhadap pola epilepsi/normal yang diamati.

Deteksi otomatis epilepsi berbasis EEG telah banyak dikembangkan, dalam perkembangannya terdapat beberapa fokus penelitian yang dilakukan oleh peneliti. Fokus peneliti dapat berupa penyempurnaan metode yang digunakan dan banyaknya kelas yang dipakai dalam proses klasifikasi (Aji & Tjandrasa, 2017). *Deep neural network* (DNN) telah menjadi algoritma standar emas di bidang visi komputer. Lebih khusus lagi, *convolutional neural networks* (CNNs) dapat memperoleh hasil terbaik di hampir semua benchmark klasifikasi gambar, melebihi kemampuan klasifikasi ahli manusia (Fernandes Junior & Yen, 2019). CNN telah menunjukkan kinerja yang sangat baik dan sekarang digunakan untuk berbagai tugas. Salah satu keunggulan CNN adalah representasi fitur yang dipelajari secara otomatis dari data pelatihan, yang merupakan perbedaan kritis dari representasi fitur *conventional hand-crafted* (Yamasaki et al., 2017).



Meskipun CNN standar telah menunjukkan akurasi yang cukup besar, masih ada banyak ruang untuk perbaikan (Syulistyo et al., 2016). Kinerja CNN tidak dapat diharapkan dengan menerapkan arsitektur yang sama pada berbagai jenis tugas, perlu penyesuaian arsitektur untuk tugas tertentu sehingga menghasilkan kinerja yang lebih baik (B. Wang et al., 2018). CNN juga membutuhkan sampel dalam jumlah besar untuk fase pelatihan. Selain itu, CNN memiliki banyak *hyperparameter* (Yamasaki et al., 2017) dan berbagai macam arsitektur yang dianggap sebagai tantangan dan sulit untuk menentukan nilai terbaik *hyperparameter* secara manual. CNN peka terhadap nilai *hyperparameter*-nya karena memiliki efek yang cukup besar pada perilaku dan efisiensi arsitektur CNN (Darwish et al., 2020). Untuk mendapatkan *hyperparameter* dengan kinerja yang lebih baik, para ahli diharuskan untuk mengonfigurasi sekumpulan pilihan *hyperparameter* secara manual. Namun, untuk *dataset* yang berbeda memerlukan model atau kombinasi *hyperparameter* yang berbeda pula sehingga hal tersebut menjadi rumit dan membosankan (Aszemi & Dominic, 2019).

Penelitian Yamasaki et al. (2017) menyajikan metode untuk mengoptimalkan parameter di CNN secara efisien dengan menggunakan PSO sehingga akurasi pengenalan gambar meningkat sebesar 0,7%-5,7% dari Alexnet-CNN standar. Penelitian Syulistyo et al. (2016) mengusulkan pemanfaatan PSO di CNN, yang merupakan salah satu metode dasar dalam *deep learning*. Penggunaan PSO pada proses pelatihan bertujuan untuk mengoptimalkan hasil vektor solusi pada CNN agar dapat meningkatkan akurasi pengenalan. Percobaan menunjukkan bahwa akurasi yang dapat dicapai dalam 4 *epoch* adalah 95,08%. Hasil ini lebih baik dari CNN dan *deep belief network* (DBN) konvensional. Waktu eksekusinya juga mirip dengan CNN konvensional. Penelitian da Silva et al. (2018) mengusulkan pendekatan *deep learning* CNN dan PSO untuk mengoptimalkan beberapa *hyperparameters*, sehingga didapatkan hasil yang lebih tinggi.

Oleh sebab itu, berdasarkan penelitian sebelumnya, peneliti akan menguji coba metode CNN menggunakan objek data sinyal EEG epilepsi. Kemudian akan dilakukan optimasi dengan metode PSO pada inisialisasi *learning rate*, *epoch*, dan *batch size* untuk meningkatkan akurasi pengenalan sinyal pada penelitian ini.

Selanjutnya akan dibuat perbandingan dengan algoritma CNN itu sendiri tanpa proses optimasi dari PSO.

## 1.2 Perumusan Masalah

Pada latar belakang di atas terdapat beberapa isu yang akan dibahas sehingga pertanyaan penelitian pada masalah ini adalah:

1. Bagaimana menggunakan CNN untuk klasifikasi sinyal EEG.
2. Bagaimana mengoptimasi *hyperparameter* CNN menggunakan algoritma PSO.
3. Bagaimana performa/kinerja pada algoritma CNN yang dibandingkan dengan algoritma kombinasi CNN dan PSO.

## 1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Menggunakan *dataset* sinyal EEG epilepsi dari website *Kaggle*.
2. Menggunakan arsitektur *AlexNet* pada metode CNN.

## 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Menerapkan algoritma CNN untuk klasifikasi sinyal EEG.
2. Menggunakan algoritma optimasi PSO pada *hyperparameter* CNN.
3. Membandingkan kinerja dari klasifikasi sinyal EEG menggunakan CNN, dan klasifikasi sinyal EEG menggunakan CNN dan PSO.

## 1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah:

1. Memberikan kontribusi penelitian di dalam bidang klasifikasi sinyal EEG menggunakan CNN.
2. Memberikan alternatif bagi bidang kesehatan untuk melakukan klasifikasi sinyal EEG dengan menggunakan teknik hybrid CNN-PSO.
3. Hasil penelitian ini dapat menjadi referensi untuk meningkatkan akurasi dari sistem yang menerapkan metode CNN-PSO.

## 1.6 Sitematika Penulisan

Agar memperoleh gambaran jelas mengenai penelitian ini, maka dibuatlah suatu sistematika penulisan yang berisi gambaran dalam tiap bab penelitian ini, sebagai berikut:

### 1. BAB I Pendahuluan

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat dari topik yang dipilih berupa klasifikasi sinyal EEG menggunakan metode hibrid CNN-PSO.

### 2. BAB II Tinjauan Pustaka

Bab ini menjelaskan mengenai *literature review* yang berhubungan dengan masalah klasifikasi dengan metode CNN dan PSO yang mengacu pada beberapa penelitian publikasi. Kemudian menjelaskan tentang dataset yang akan digunakan.

### 3. BAB III Metodologi Penelitian

Bab III ini merupakan jabaran metode penelitian yang menyusun kerangka konsep penelitian tentang klasifikasi sinyal EEG dengan cara menganalisisnya. Kemudian menjelaskan tentang sketsa algoritma yang akan diterapkan pada penelitian ini.

### 4. BAB IV Hasil dan Analisis

Bab ini berisi hasil pemakaian metode *hybrid* CNN-PSO yang diterapkan untuk klasifikasi *signal* EEG dan melakukan perbandingan dengan CNN. Analisis hasil digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana peranan PSO dalam meningkatkan akurasi klasifikasi dan sekaligus sebagai metode alternatif.

### 5. BAB V Kesimpulan dan Saran

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

## DAFTAR PUSTAKA

- Abiyev, R., Arslan, M., Idoko, J. B., Sekeroglu, B., & Ilhan, A. (2020). Identification of epileptic eeg signals using convolutional neural networks. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(12).
- Aji, N. B., & Tjandrasa, H. (2017). Klasifikasi Eeg Epilepsi Menggunakan Singular Spectrum Analysis, Power Spectral Density Dan Convolution Neural Network. *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 15(2), 185.
- Albawi, S., Mohammed, T. A. M., & Alzawi, S. (2017). Understanding of a Convolutional Neural Network. *2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET)*, 1–6.
- Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamaría, J., Fadhel, M. A., Al-Amidie, M., & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. In *Journal of Big Data* (Vol. 8, Issue 1). Springer International Publishing.
- Anggara, R., & Rahayu, Y. (2020). Sistem Electroencephalogram ( EEG ) Untuk Analisis Sinyal Gelombang Otak Pada Pasien Depresi. *JOM FTEKNIK*, 7, 1–6.
- Aszemi, N. M., & Dominic, P. D. D. (2019). Hyperparameter optimization in convolutional neural network using genetic algorithms. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10(6), 269–278.
- da Silva, G. L. F., Valente, T. L. A., Silva, A. C., de Paiva, A. C., & Gattass, M. (2018). Convolutional neural network-based PSO for lung nodule false positive reduction on CT images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 162, 109–118.
- Darwish, A., Ezzat, D., & Hassanien, A. E. (2020). An optimized model based on convolutional neural networks and orthogonal learning particle swarm optimization algorithm for plant diseases diagnosis. *Swarm and Evolutionary Computation*, 52, 100616.
- Elger CE Andrzejak RG, Lehnertz K, Rieke C, Mormann F, D. P. (2017). *UCI Machine Learning Repository: Epileptic Seizure Recognition Data Set*. UCI Machine Learning Repository.
- Fernandes Junior, F. E., & Yen, G. G. (2019). Particle swarm optimization of deep neural networks architectures for image classification. *Swarm and Evolutionary Computation*, 49(November 2018), 62–74.
- Ilahiyah, S., & Nilogiri, A. (2018). Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network. *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)*,

3(2), 49–56.

- Kholik, A. (2021). Klasifikasi Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Tangkapan Layar Halaman Instagram. *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 2(2), 10–20.
- Mao, W. L., Fathurrahman, H. I. K., Lee, Y., & Chang, T. W. (2020). EEG dataset classification using CNN method. *Journal of Physics: Conference Series*, 1456(1).
- Resa, M., Yudianto, A., & Fatta, H. Al. (2020). Analisis Pengaruh Tingkat Akurasi Klasifikasi Citra Wayang dengan Algoritma Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknologi Informasi*, 4(2), 182–190.
- Rizki, A. M., & Nurlaili, A. L. (2021). Algoritme Particle Swarm Optimization (PSO) untuk Optimasi Perencanaan Produksi Agregat Multi-Site pada Industri Tekstil Rumahan. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 1(2), 1–9.
- Santoso, I. B., Adrianto, Y., Sensusiaty, A. D., Wulandari, D. P., & Purnama, I. K. E. (2021). Epileptic EEG Signal Classification Using Convolutional Neural Network Based on Multi-Segment of EEG Signal. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 14(3), 160–176.
- Subasi, A., & Gursoy, M. I. (2010). EEG signal classification using PCA, ICA, LDA and support vector machines. *Expert Systems with Applications*, 37(12), 8659–8666.
- Syulistyo, A. R., Purnomo, D. M. J., Rachmadi, M. F., & Wibowo, A. (2016). Particle Swarm Optimization (PSO) For Training Optimization On Convolutional Neural Network (CNN). *Journal of Computer Science of Information*, 9(1), 52–58.
- Wang, B., Sun, Y., Xue, B., & Zhang, M. (2018). Evolving Deep Convolutional Neural Networks by Variable-Length Particle Swarm Optimization for Image Classification. *2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2018 - Proceedings*, 1–8.
- Wang, D., Tan, D., & Liu, L. (2018). Particle swarm optimization algorithm: an overview. *Soft Computing*, 22(2), 387–408.
- Wen, Z., Xu, R., & Du, J. (2018). A novel convolutional neural networks for emotion recognition based on EEG signal. *2017 International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics, SPAC 2017, 2018-Janua*, 672–677.
- Yamasaki, T., Honma, T., & Aizawa, K. (2017). Efficient Optimization of Convolutional Neural Networks Using Particle Swarm Optimization. *Proceedings - 2017 IEEE 3rd International Conference on Multimedia Big Data, BigMM 2017*, 70–73.

Zubcoff, J., & Trujillo, J. (2006). Conceptual modeling for classification mining in data warehouses. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 4081 LNCS, 566–575.