

BAB III. METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini membahas metodologi dalam melakukan penelitian. Pembahasan dari penelitian ini pendekatan hybrid *convolution neural networks* (CNN) dan *particle swarm optimization* (PSO) dalam melakukan pengenalan sinyal EEG. Tahapan metodologi dalam penelitian ini terstruktur secara sistematis mengikuti alur kerja.

3.1 Tahapan Penelitian

Tahapan-tahapan penelitian yang akan dikerjakan dirincikan pada Diagram 3.1 berikut:

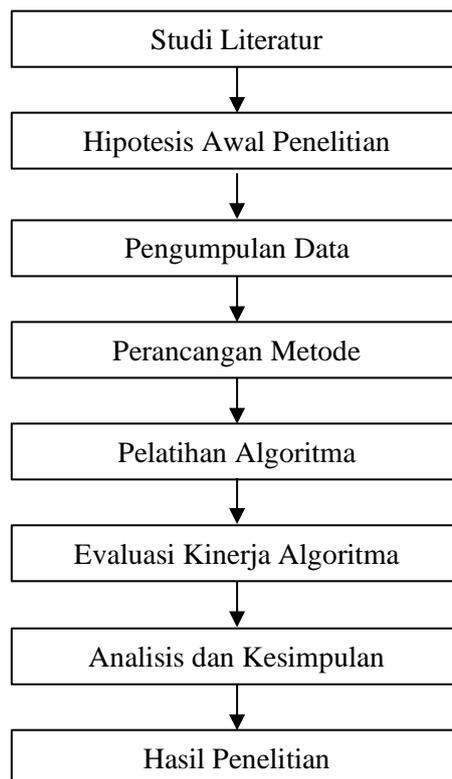


Diagram 3.1 Penelitian Klasifikasi Sinyal EEG Menggunakan Hybrid CNN dan PSO

3.1.1 Studi literatur

Studi literatur dilakukan dengan cara mencari referensi yang bersumber dari buku, jurnal, dan artikel yang memiliki keterkaitan dengan permasalahan yang telah direncanakan untuk diteliti untuk mencari solusinya. Hal yang berhubungan dengan penelitian ini adalah, tentang sinyal EEG, klasifikasi sinyal EEG, metode PSO, dan metode deep learning yaitu CNN. Setelah dilakukannya studi literatur ini, maka akan didapatkan suatu rumusan langkah yang harus dikerjakan. Penjelasan lebih lanjut mengenai teori teori yang telah disebutkan tadi dapat dilihat pada BAB II.

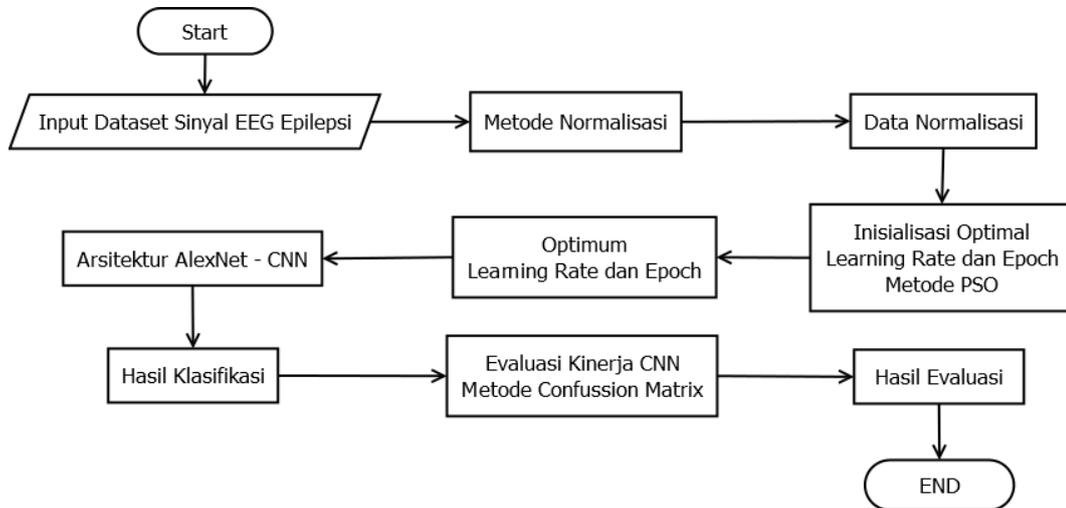
3.1.2 Hipotesis Awal Penelitian

Berdasarkan hasil studi sebelumnya, kemudian menentukan hipotesis awal, penentuan metode yang diusulkan, dan penentuan metode pengujian yang diusulkan. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini adalah algoritma CNN dan PSO. Metode pengujian yang digunakan adalah menggunakan *confusion matrix*. Hipotesis awal penelitian adalah adanya kenaikan persentase akurasi klasifikasi menggunakan CNN setelah *learning rate*, *epoch* dan *batch size* dioptimasi menggunakan PSO. Perubahan persentase akan dibandingkan dengan sebelum penggunaan PSO.

3.1.3 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan *dataset* sinyal EEG epilepsi yang diunduh di *Kaggle*. *Dataset* ini terdiri dari 11500 informasi data sinyal EEG yang memiliki 5 atribut. Atributnya adalah EC untuk *eyes closed* (mata tertutup), EL untuk *epileptic seizure* (kejang), EOP untuk *eyes opened* (mata terbuka), HB untuk *healthy brain* (otak sehat), dan TMR untuk *tumor identification* (identifikasi tumor) (Mao et al., 2020). Setiap informasi terdiri dari 178 fitur yang menunjukkan pengukuran gelombang otak per detik diwakilkan dengan label X. Kolom terakhir mewakili label $Y = \{1,2,3,4,5\}$ merupakan label kelas. Label kelas 1 menandakan pasien epilepsi dan sisanya merupakan pasien non-epilepsi.

3.1.4 Perancangan Metode



Gambar 3.1 Flowchart Perancangan Metode

a. Sinyal EEG

Dataset asli dari referensi terdiri dari 5 folder berbeda, masing-masing dengan 100 file, dengan setiap file mewakili satu subjek/orang. Setiap file merupakan rekaman aktivitas otak selama 23,6 detik. Deret waktu yang sesuai diambil sampelnya menjadi 4097 titik data. Setiap titik data merupakan nilai rekaman EEG pada titik waktu yang berbeda. Sehingga totalnya 500 individu dengan masing-masing memiliki 4097 titik data selama 23,5 detik. Lalu, setiap 4097 titik data dibagi dan diacak menjadi 23 potongan, setiap potongan berisi 178 titik data selama 1 detik, dan setiap titik data merupakan nilai rekaman EEG pada titik waktu yang berbeda. Jadi sekarang kita memiliki $23 \times 500 = 11500$ informasi (baris), setiap informasi berisi 178 titik data selama 1 detik (kolom), kolom terakhir mewakili label $y \in \{1,2,3,4,5\}$ (Elger CE Andrzejak RG, Lehnertz K, Rieke C, Mormann F, 2017) dapat dilihat pada Gambar 3.2, dengan kriteria sebagai berikut.

- 1) Kelas (Y) 5 merupakan rekaman sinyal EEG saat mata terbuka
- 2) Kelas (Y) 4 merupakan rekaman sinyal EEG saat mata tertutup
- 3) Kelas (Y) 3 merupakan rekaman sinyal EEG teridentifikasi tumor otak
- 4) Kelas (Y) 2 merupakan rekaman sinyal EEG dimana tumor otak berada
- 5) Kelas (Y) 1 merupakan rekaman sinyal EEG yang terdeteksi epilepsi

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	...	X170	X171	X172	X173	X174	X175	X176	X177	X178	y
0	135	190	229	223	192	125	55	-9	-33	-38	...	-17	-15	-31	-77	-103	-127	-116	-83	-51	4
1	386	382	356	331	320	315	307	272	244	232	...	164	150	146	152	157	156	154	143	129	1
2	-32	-39	-47	-37	-32	-36	-57	-73	-85	-94	...	57	64	48	19	-12	-30	-35	-35	-36	0
3	-105	-101	-96	-92	-89	-95	-102	-100	-87	-79	...	-82	-81	-80	-77	-85	-77	-72	-69	-65	0
4	-9	-65	-98	-102	-78	-48	-16	0	-21	-59	...	4	2	-12	-32	-41	-65	-83	-89	-73	0
...
11495	-22	-22	-23	-26	-36	-42	-45	-42	-45	-49	...	15	16	12	5	-1	-18	-37	-47	-48	2
11496	-47	-11	28	77	141	211	246	240	193	136	...	-65	-33	-7	14	27	48	77	117	170	1
11497	14	6	-13	-16	10	26	27	-9	4	14	...	-65	-48	-61	-62	-67	-30	-2	-1	-8	0
11498	-40	-25	-9	-12	-2	12	7	19	22	29	...	121	135	148	143	116	86	68	59	55	3
11499	29	41	57	72	74	62	54	43	31	23	...	-59	-25	-4	2	5	4	-2	2	20	4

Gambar 3.2 Contoh Dataset Sinyal EEG

b. Normalisasi

Metode normalisasi *dataset* sinyal EEG epilepsi yang digunakan adalah *MinMax Normalization*. Metode *MinMax Normalization* adalah normalisasi yang merubah rentang nilai data menjadi antara 0 dan 1. Persamaan untuk menghitung *MinMax Normalization* dapat dilihat pada persamaan 3.1. Gambar 3.3 merupakan gambar hasil normalisasi *dataset* sinyal EEG.

$$x' = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \tag{3.1}$$

Keterangan :

x' = nilai hasil normalisasi

x_i = nilai tertentu yang akan dinormalisasi

$\min(x)$ = nilai minimal dari sebuah atribut

$\max(x)$ = nilai maksimal dari sebuah atribut

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	...	168
0	0.104109	0.146523	0.176599	0.171972	0.148066	0.096397	0.042415	-0.006941	-0.025449	-0.029305	...	0.006169
1	0.061209	0.060575	0.056452	0.052488	0.050743	0.049951	0.048682	0.043132	0.038692	0.036789	...	0.026640
2	-0.038444	-0.046854	-0.056465	-0.044451	-0.038444	-0.043250	-0.068479	-0.087701	-0.102118	-0.112930	...	0.034840
3	-0.111276	-0.107037	-0.101738	-0.097499	-0.094319	-0.100678	-0.108096	-0.105977	-0.092200	-0.083722	...	-0.084781
4	-0.017182	-0.124093	-0.187094	-0.194730	-0.148911	-0.091638	-0.030546	0.000000	-0.040092	-0.112638	...	0.019091
...
11495	-0.042703	-0.042703	-0.044644	-0.050468	-0.069878	-0.081525	-0.087348	-0.081525	-0.087348	-0.095112	...	0.038821
11496	-0.021589	-0.005053	0.012861	0.035369	0.064766	0.096920	0.112997	0.110241	0.088652	0.062470	...	-0.043178
11497	0.023487	0.010066	-0.021809	-0.026842	0.016776	0.043618	0.045296	-0.015099	0.006711	0.023487	...	-0.070460
11498	-0.040310	-0.025194	-0.009070	-0.012093	-0.002015	0.012093	0.007054	0.019147	0.022170	0.029225	...	0.114883
11499	0.043894	0.062058	0.086275	0.108979	0.112006	0.093843	0.081734	0.065085	0.046922	0.034813	...	-0.142278

Gambar 3.3 Hasil Normalisasi Dataset

c. Model CNN dan PSO

Penelitian ini menggunakan arsitektur *AlexNet* dengan ukuran input data 178x1. Komposisi arsitektur *AlexNet* yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 3.1. Arsitektur terdiri dari 5 *convolutional layer*, 3 *pooling layer* dan 3 *fully-connected layer*. Parameter *learning rate*, *epoch* dan *batch size* pada arsitektur CNN diinisialisasi menggunakan metode PSO untuk mendapatkan nilai optimum.

Tabel 3.1 Komposisi Arsitektur *AlexNet*

<i>Layer</i>		<i>Filter</i>	<i>Kernel Size</i>	<i>Stride</i>	<i>Activation</i>
<i>Input</i>	<i>Data</i>				
1	<i>Convolutional</i>	96	11	1	<i>Relu</i>
2	<i>Max Pooling</i>	-	-	-	-
3	<i>Convolutional</i>	256	5	1	<i>Relu</i>
4	<i>Max Pooling</i>	-	-	-	-
5	<i>Convolutional</i>	384	3	1	<i>Relu</i>
6	<i>Convolutional</i>	384	3	1	<i>Relu</i>
7	<i>Convolutional</i>	256	3	1	<i>Relu</i>
8	<i>Max Pooling</i>	-	-	-	-
9	<i>Fully Connected</i>	-	-	-	<i>Relu</i>
10	<i>Fully Connected</i>	-	-	-	<i>Relu</i>
11	<i>Fully Connected</i>	-	-	-	<i>Softmax</i>

3.1.5 Pelatihan Algoritma

Pada tahapan pelatihan model, proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan arsitektur *AlexNet*. Dataset dibagi menjadi dua secara acak seperti pada Tabel 3.2 dengan persentase perbandingan 60:40, 70:30, 80:20, dan 90:10.

Tabel 3.2 Tabel Percobaan

Skenario	Data Pelatihan (%)	Data Pengujian (%)	<i>Learning Rate & Epoch</i>
1	90	10	0.001 ; 30
2	80	20	0.001 ; 30
3	70	30	0.001 ; 30
4	60	40	0.001 ; 30
5	90	10	PSO
6	80	20	PSO
7	70	30	PSO
8	60	40	PSO

3.1.6 Evaluasi Kinerja Algoritma

Tahapan ini dilakukan untuk mengetahui apakah sistem yang dikembangkan telah mempresentasikan pengenalan klasifikasi sinyal EEG dengan hasil yang baik dan benar. Validasi hasil pengenalan menggunakan *confussion matrix*. *Confussion matrix* 2x2 dengan 4 hasil tes prediksi pada sistem pengenalan sinyal EEG ditunjukkan pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Matriks Evaluasi Kinerja Model

Hasil Tes Diagnosis	Sinyal EEG Epilepsi		Total
	Positif	Negatif	
Positif	True Positive (TP)	False Positive (FP)	Semua Tes Positif (T+)
Negatif	False Negative (FN)	True Negative (TN)	Semua Tes Negatif (T-)
Total	Total Penderita Epilepsi	Total Non Epilepsi	Total Sample

3.1.7 Analisa Hasil Penelitian

Pada tahap ini akan dilakukan analisis dan evaluasi untuk menguji performa dari model yang dihasilkan. Model ini di uji coba menggunakan data set testing. Untuk mengetahui performa dari model CNN dan PSO maka akan dievaluasi dengan menghitung akurasi. Hasil uji akan disajikan dalam bentuk tabel untuk menunjukkan perbandingan tingkat akurasi percobaannya.

3.1.8 Hasil Penelitian

Pada bagian ini akan dibuat suatu kesimpulan yang berasal dari hasil analisis dan pembahasan data yang sudah diuji menurut rumusan masalah. Dengan cara ini bisa ditarik kesimpulan dalam bentuk akurasi. Kinerja sistem yang telah dibuat dapat diketahui melalui kesimpulan ini.

3.2 Kebutuhan Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Penelitian ini membutuhkan perangkat keras dan lunak dalam proses pengembangan program. Perangkat keras yang digunakan adalah *processor* Intel(R) Core(TM) i5-8265U CPU @ 1.60GHz, RAM 8.00 GB, dan SSD 516 GB. Perangkat lunak yang digunakan adalah *executable document* Google Colaboratory dengan menggunakan *library tensorflow, sklearn, dan keras*.