

KLASIFIKASI JENIS EMOSI BERDASARKAN GELOMBANG OTAK MENGGUNAKAN DIMENSI HIGUCHI DENGAN K-NEAREST NEIGHBOR

Rizka Nuzul Sofiani

Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia
e-mail : rizka.18032@mhs.unesa.ac.id

Dwi Juniati

Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia
Penulis Korespondensi : dwijuniati@unesa.ac.id

Abstrak

Gelombang otak dibagi menjadi 5 jenis antara lain, gelombang otak *alpha*, *beta*, *gamma*, *delta*, dan *theta*. Gelombang otak tersebut dapat direkam dengan menggunakan alat *electroencephalogram* (EEG). Dengan menggunakan jenis gelombang otak yang direkam menggunakan *Electroencephalography* (EEG) akan diklasifikasikan jenis emosi secara matematis menggunakan nilai dimensi fraktal. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasi jenis emosi pada manusia berdasarkan nilai dimensi *higuchi* dari beberapa kondisi gelombang otak dengan *K-Nearest Neighbor* (KNN). Pada penelitian ini gelombang otak yang sudah direkam dan dipisahkan sesuai label akan dihitung dimensi *higuchi* dengan nilai *k-max* yang digunakan adalah 5, 15, 25, dan 30. Selanjutnya, data yang telah dihitung dimensinya dibagi 2 data sebagai data *training* dan data *testing* menggunakan *cross validation* dan nilai *k-fold* yang digunakan adalah 2, 4, 10, 15, 20. Untuk proses klasifikasi akan diproses melalui *software WEKA* dengan nilai *K* pada KNN yang digunakan adalah 1, 2, 3, 4, dan 5. Pada penelitian ini diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 91,67% dengan nilai *k-max* = 15, nilai *k* pada *cross validation* = 15 dan nilai *K* pada KNN = 3. Sehingga, klasifikasi jenis emosi berdasarkan gelombang otak dapat diklasifikasikan menggunakan dimensi *higuchi* dengan *K-Nearest Neighbor*.

Kata Kunci: Gelombang Otak, EEG, Metode *Higuchi*, KNN

Abstract

Brain waves are divided into 5 types, namely, *alpha* brain waves, *Beta*, *gamma*, *delta*, and *theta*. These brain waves can be recorded using an *electroencephalogram* (EEG). By using the types of brain waves recorded using *Electroencephalography* (EEG) the types of emotions will be classified mathematically using fractal dimension values. The purpose of this study was to classify the types of emotions in humans based on the *higuchi* dimension values of several brain wave conditions with *K-Nearest Neighbor* (KNN). In this study, the brain waves that have been recorded and separated according to the label will be calculated *higuchi* dimensions with the *k-max* values used are 5, 15, 25, and 30. Furthermore, the data that has been calculated in the machine is divided into 2 data as training data and testing data using *cross validation* and the *k-fold* values used are 2, 4, 10, 15, 20. For the classification process it will be processed through the *WEKA* software with the *K* values in the KNN used are 1, 2, 3, 4, and 5. In this study The highest accuracy value is 91,67% with a value of *k-max* = 15, the value of *k* on *cross validation* = 15 and the value of *K* on KNN = 3. Thus, the classification of types of emotions based on brain waves can be classified using *higuchi* dimensions with *K-Nearest Neighbor*.

Keywords: Brain Wave, EEG, *Higuchi* Method, KNN

PENDAHULUAN

Organ yang paling kompleks yang berfungsi sebagai pengendali seluruh fungsi tubuh setiap manusia adalah otak. Menurut Dr. Paul Maclean (1990), beliau memiliki teori yang disebut "*Triune Brain Theory*" dimana otak manusia memiliki tiga bagian dasar dalam satu kepala yang terdiri dari : batang otak atau otak reptil, sistem limbik atau otak mamalia, dan neokorteks.

Berdasarkan teori yang telah dijelaskan, Dr. Paul Maclean (1990) juga menyatakan bahwa dari ketiga bagian otak tersebut memiliki struktur saraf dan fungsi berdasarkan struktur-struktur saraf tersebut. Dimana, fungsi dari batang otak adalah untuk kelangsungan hidup manusia atau dapat dikatakan sebagai naluri setiap manusia, fungsi dari sistem limbik adalah untuk mengendalikan emosi manusia, dan fungsi dari neokorteks atau bisa disebut juga

pusat kendali dalam berpikir adalah untuk intelektual, belajar, dan ingatan. Ketiga bagian tersebut memiliki peran di kehidupan manusia, salah satunya untuk mengendalikan suatu emosi seperti emosi senang, sedih, cemas, cinta, rileks, dan lain-lain. Emosi-emosi tersebut dapat diidentifikasi melalui proses pengukuran gelombang otak atau bisa disebut juga dengan *electroencephalography* (EEG).

Electroencephalography (EEG) merupakan alat yang digunakan untuk merekam gelombang otak dengan menempelkannya pada permukaan kulit kepala. *Electroencephalography* (EEG) akan merekam gelombang otak secara alami pada setiap emosi yang sedang dirasakan setiap manusia

Gelombang otak dibagi menjadi 5 jenis antara lain, gelombang otak *alpha*, gelombang otak *Beta*, gelombang otak *gamma*, gelombang otak *delta*, dan gelombang otak *theta*. Gelombang *alpha* (8-12 Hz) akan terdeteksi jika seseorang sedang dalam kondisi melamun atau tenang, gelombang *Beta* (13-38 Hz) akan terdeteksi jika seseorang dalam kesadaran penuh untuk melakukan suatu aktivitas, gelombang *gamma* (39-42 Hz) tidak jauh beda dengan gelombang *Beta* dimana gelombang ini akan muncul jika seseorang dalam kondisi sangat aktif, gelombang *delta* (<4 Hz) akan terdeteksi jika seseorang dalam kondisi nyaman, dan yang terakhir gelombang *theta* (4-7 Hz) akan terdeteksi jika seseorang dalam 2 kondisi yaitu, seseorang dalam kondisi sedang berpikir secara kreatif atau seseorang dalam kondisi sulit berkonsentrasi.

Dengan menggunakan jenis gelombang otak yang direkam menggunakan *Electroencephalography* (EEG) akan diklasifikasikan jenis emosi secara matematis menggunakan nilai dimensi fraktal. Salah satu dimensi fraktal yaitu dimensi *higuchi* sangat efisien dan cocok dalam menghitung nilai dimensi untuk data *time series*. Nilai dimensi yang telah dihitung menggunakan dimensi fraktal *higuchi* akan digunakan untuk mengklasifikasi jenis-jenis emosi menggunakan *K-Nearest Neighbor*. Penggunaan metode dimensi *higuchi* dan *K-Nearest Neighbor* dipilih berdasarkan artikel rujukan. (Dyah Widhyanti, 2020).

Berdasarkan pendahuluan yang telah dijelaskan di atas, akan dilakukan penelitian tentang karakteristik gelombang otak manusia berdasarkan nilai dimensi fraktal yang bertujuan untuk mengklasifikasi jenis emosi pada manusia

berdasarkan nilai dimensi *higuchi* dari beberapa kondisi gelombang otak. Hasil dari pengklasifikasian ini akan memberikan manfaat untuk seseorang agar mengetahui perbedaan dari emosi-emosi tersebut berdasarkan gelombang otak.

KAJIAN TEORI

GELOMBANG OTAK

Gelombang otak adalah suatu impuls listrik di dalam otak. Perilaku, emosi, dan pikiran seseorang dikomunikasikan melalui neuron-neuron di dalam otak. Semua gelombang otak dihasilkan melalui getaran listrik yang disinkronkan dari massa neuron yang berkomunikasi satu sama lain. Gelombang otak memiliki frekuensi berbeda ada yang cepat dan ada yang lambat. Nama klasik dari gelombang EEG adalah *delta*, *theta*, *alpha*, *Beta*, dan *gamma*. Gelombang otak yang direkam melalui EEG diukur dalam siklus per-detik atau *hertz* (Hz) (Sinha Clinic, 2021).

1. Gelombang Alpha

Gelombang *alpha* (8-12 Hz) memiliki karakteristik lebih lambat dan lebih besar. Gelombang *alpha* dikaitkan dengan kondisi pada saat relaksasi. Gelombang *alpha* akan meningkat ketika sedang menutup mata dan membayangkan sesuatu yang damai.



Gambar 1. Gelombang Alpha

2. Gelombang Beta

Gelombang *beta* (13-38 Hz) memiliki karakteristik lebih cepat dan lebih kecil. Gelombang *beta* dikaitkan dengan kondisi mental, aktivitas berpikir, dan konsentrasi. Pada dasarnya gelombang *beta* akan meningkat ketika seseorang dalam kondisi waspada.



Gambar 2. Gelombang Beta

3. Gelombang Delta

Gelombang *delta* (1-3 Hz) adalah gelombang otak yang paling lambat dengan amplitudo yang tertinggi. Gelombang *delta* akan meningkat secara alami ketika seseorang sedang tidur. Secara umum, tingkat kesadaran yang berbeda dikaitkan dengan

keadaan gelombang otak yang paling dominan.



Gambar 3. Gelombang Delta

4. Gelombang Gamma

Gelombang *gamma* (39-42 Hz) adalah gelombang otak tercepat dan terhalus. Gelombang *gamma* memodulasi persepsi dan kesadaran.



Gambar 4. Gelombang Gamma

5. Gelombang Theta

Gelombang *theta* (4-7 Hz) adalah gelombang otak yang mewakili keadaan seseorang yang sedang melamun dan dikaitkan dengan inefisiensi mental. Pada tingkat yang sangat lambat, gelombang *theta* akan meningkat ketika seseorang sedang bersantai atau sedang diantara keadaan bangun dan tidur.



Gambar 5. Gelombang Theta

EMOSI

Emosi merupakan suatu reaksi dari keadaan yang terjadi pada tubuh. Emosi berkaitan dengan aktivitas berpikir seseorang yang disebabkan dari hasil respon pada keadaan yang sedang terjadi. Menurut Prezz (1999) dengan tegas beliau mengungkapkan bahwa emosi adalah bentuk dari suatu reaksi terhadap situasi berdasarkan kondisi tertentu pada tubuh seseorang. Dalam beberapa sumber, kondisi emosi didasarkan pada beberapa hal seperti, kepribadian, jenis kelamin, kualitas tidur, tingkat kecemasan, usia, dll.

Emosi dan gelombang otak saling berhubungan, dimana emosi seseorang digambarkan atau dimunculkan oleh bagian zona otak yang dinamakan amiglada. Fungsi amiglada yaitu untuk merangsang suatu perasaan yang sedang terjadi pada seseorang. (Ira Lusiawati, 2017).

Kestabilan emosi juga dipengaruhi oleh zona otak berpikir, dimana zona ini juga berkaitan dengan zona emosi. Semakin stabil emosi yang muncul maka pikiran pun juga akan semakin tenang. (Ira Lusiawati, 2017).

Menurut Paul Ekman (1972) jenis-jenis emosi dasar digolongkan menjadi 6 emosi yang terdiri dari,

emosi bahagia/senang, sedih, takut/cemas, jijik, marah, dan kaget. Jenis emosi-emosi tersebut yang akan menjadi dasar pada penelitian ini.

Jenis emosi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi 4 emosi yaitu,

1. Emosi Netral

Emosi netral akan muncul ketika seseorang berada pada kondisi dimana tidak emosi yang terlalu menonjol saat dilakukan perekaman gelombang otak. Dalam penelitian ini emosi netral dilakukan tanpa menonton video apapun.

2. Emosi Sedih

Emosi sedih akan muncul salah satunya ketika seseorang berada pada kondisi menangis. Proses perekaman gelombang otak untuk emosi sedih dilakukan saat orang tersebut berada pada kondisi sedih/suasana hati buruk atau pada saat menangis saat menonton video.

3. Emosi Cemas

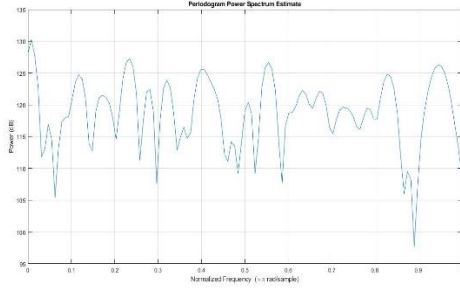
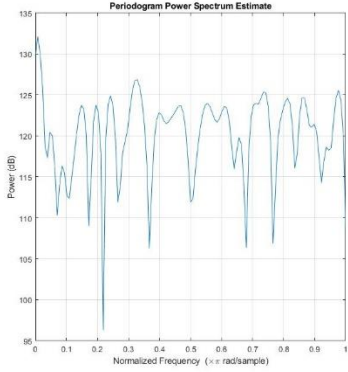
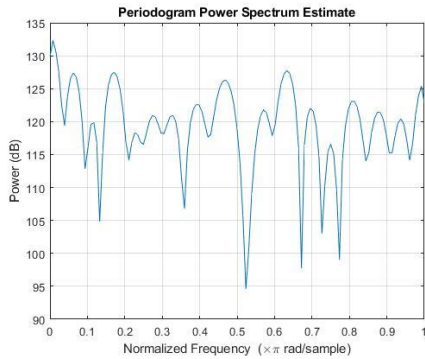
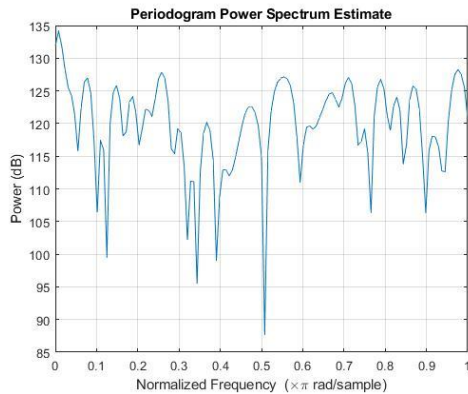
Emosi cemas akan muncul ketika seseorang berada pada kondisi merasa takut sehingga memberikan respon untuk melindungi diri. Proses perekaman gelombang otak untuk emosi cemas dilakukan saat orang tersebut berada pada kondisi tegang atau cemas saat menonton video.

4. Emosi Senang

Emosi senang akan muncul ketika seseorang berada pada kondisi bahagia dan suasana hati sedang baik. Proses perekaman gelombang otak untuk emosi senang dilakukan saat orang tersebut tertawa atau bahagia saat menonton video.

Seperti yang sudah dikaji pada kajian teori bagian gelombang otak, telah disebutkan bahwa gelombang otak *alpha* dikaitkan dengan kondisi seseorang pada saat keadaan tenang atau relaksi. Dalam penelitian ini gelombang otak *alpha* dipilih untuk memberikan contoh perbedaan emosi netral, emosi sedih, emosi cemas, dan emosi sedih.

Berikut merupakan contoh gambar gelombang otak *alpha* pada saat seseorang dalam kondisi emosi netral, emosi sedih, emosi cemas, dan emosi senang.

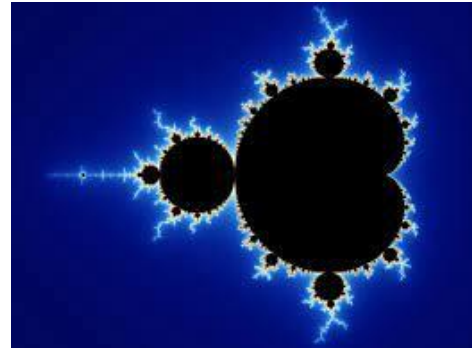

 Gambar 6. Gelombang Otak *Alpha* Emosi Netral

 Gambar 7. Gelombang Otak *Alpha* Emosi Sedih

 Gambar 8. Gelombang Otak *Alpha* Emosi Cemas

 Gambar 9. Gelombang Otak *Alpha* Emosi Senang

GEOMETRI FRAKTAL

Geometri fraktal dikemukakan oleh Benoit Mandelbrot pertama kali pada tahun 1975 untuk menggambarkan pola matematika yang berulang

atau serupa. (IBM 100). Kata fraktal diciptakan dari kata sifat latin yang disebut “fractus”, kata kerja latin yang disebut “frangere” memiliki arti “mematahkan”. Kata sifat “fractus” juga memiliki arti “tidak beraturan”. (Benoit Mandelbrot, 1982). Menurut Putra (2009), setiap bentuk atau objek fraktal memiliki suatu dimensi pecahan.

Menurut Juniati dan Budaya (2016;158), dimensi fraktal merupakan bentuk yang lebih sederhana dari konsep dimensi *Hausdorff* yang dikenal juga sebagai kapasitas figur geometri. Analisis himpunan dengan bentuk yang bervariasi dapat menjadi ide dasar dalam pembentukan dimensi fraktal



Gambar 10. Mandelbrot Set

DIMENSI FRAKTAL HIGUCHI

Salah satu algoritma yang dapat yang dapat dicari dari suatu deret waktu adalah algoritma *higuchi*. (Dwi Juniati, 2018). Misalkan diketahui suatu deret waktu satu dimensi $X = x[1], x[1], \dots, x[N]$. Metode yang digunakan untuk menghitung dimensi fraktal *higuchi* akan dijelaskan sebagai berikut. (Dwi Juniati, 2018).

1. Deret waktu t, X_p^t memiliki model sebagai berikut :

$$X_z^t = \{x[z], x[z+t], \dots, x[z + \text{int}\left(\frac{N-z}{t}\right)t]\} \quad (1)$$

Pada persamaan (1), t dan z merupakan bilangan bulat dengan t adalah interval waktu diskrit, sedangkan p adalah waktu awal, dimana $z = 1, 2, \dots, t$.

2. Rumus untuk menghitung setiap deret waktu akan dijabarkan sebagai berikut :

$$L(z, t) = \frac{\sum_{i=1}^{\text{int}\left(\frac{N-z}{t}\right)} \left| x[z+it] - x[z+(i-1)t] \right| \frac{N-1}{\text{int}\left(\frac{N-z}{t}\right)t}}{t} \quad (2)$$

Pada persamaan (2), N merupakan panjang deret waktu asli X dan $x[z+it] - x[z+(i-1)t] = h_i$. Sehingga, $L(z, t)$ adalah bilangan normalisasi panjang segmen koordinat titik

sejauh t , dimulai dari sampel hingga p , $x[z]$ dengan $z = 1, 2, \dots, t$.

- Untuk mendapatkan panjang kurva interval dapat dicari dengan membagi semua subseries $L(p, t)$ dengan t . Untuk $m = 1, 2, \dots, t$.

$$L(t) = \frac{\sum_{z=1}^t L(z, t)}{t} \quad (3)$$

- Sehingga, kemiringan garis sesuai dengan $\{\ln(L(t)), \ln(1/k)\}$ merupakan definisi dari dimensi fraktal higuchi.

Hasil dari perhitungan di atas adalah dimensi *higuchi*.

CROSS VALIDATION

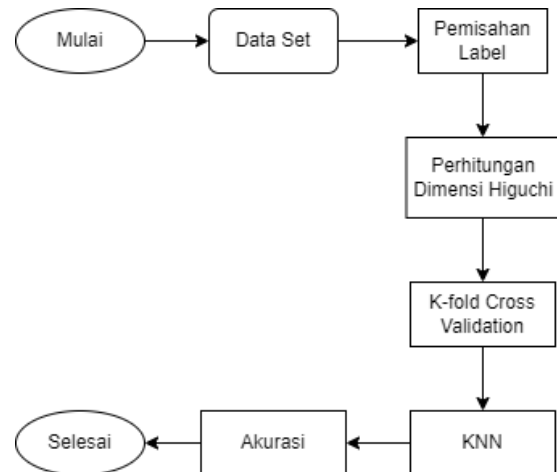
Cross validation merupakan suatu metode atau teknik validasi yang digunakan untuk menghitung akurasi dari suatu model hasil analisis. Teknik ini akan memproses data dengan membagi data tersebut sebagai data *training* dan data *testing*. Hasil pembagian data tersebut akan digunakan untuk proses klasifikasi. (Nasution dkk, 2019). Rata-rata keberhasilan akan diketahui dengan model hasil analisis tersebut akan dilakukan pengacakan data dengan metode *k-fold cross validation*. *K-fold cross validation* akan membagi *k-fold* sejumlah data yang diinginkan dengan ukuran banyak data yang sama. Pembagian data *training* dan data *testing* akan menjadi bagian pertama pada iterasi ke- i dan akan dilakukan iterasi sebanyak n . (Sitefanus, 2020).

K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)

Metode KNN merupakan salah satu metode paling dasar untuk mengklasifikasikan suatu data. (Sunil Kumar dan Harikumar, 2017). Metode ini memiliki prinsip yaitu, mengevaluasi k tetangga dalam data latih untuk dicari jarak terdekat antara data dalam setiap kelas. (Risa Helilintar, dkk, 2017). Data latih akan diproyeksikan ke ruang berdimensi dengan ruang tersebut dapat mereprestasikan fitur dari data. Ruang dimensi tersebut akan terbagi menjadi beberapa bagian berdasarkan pengklasifikasian data latih dengan memilih sebuah titik yang ditandai sebagai kelas c . Kelas c adalah suatu kelas dengan hasil klasifikasi data yang paling banyak ditemui pada k tetangga terdekat pada titik yang dipilih. (Budianita, dkk, 2015).

METODE

Dalam penelitian ini memiliki alur penelitian yang akan ditampilkan pada diagram berikut.



Gambar 11. Diagram Proses Pengolahan Data

PENGUMPULAN DATA

Data pada penelitian ini merupakan data primer yang diperoleh melalui perekaman gelombang otak menggunakan alat *Neurosky Mindwave Mobile 2* dengan menempelkan alat tersebut seperti pada Gambar 12, data yang diperoleh akan diklasifikasikan dengan metode dimensi *higuchi* dan *K-Nearest Neighbor*. Perekaman gelombang otak pada penelitian ini dilakukan dengan merekam emosi pada remaja perempuan yang berusia sekitar 17-21 tahun sebanyak 3 orang.

Data perekaman gelombang otak untuk mengklasifikasikan jenis emosi yang akan digunakan memiliki ciri-ciri sebagai berikut.

- Menggunakan alat *Neurosky Mindwave Mobile 2* dan aplikasi *eegID* dengan durasi perekaman selama 1 menit dalam interval perekaman 100ms disertai dengan menonton video untuk memunculkan emosi yang akan direkam.
- Setiap emosi yang akan direkam diberi jarak sekitar kurang lebih 2 jam untuk menetralkan kembali emosi agar tidak memengaruhi proses perekaman emosi selanjutnya.
- Hasil perekaman berjenis .csv.



Gambar 12. Proses Perekaman Gelombang Otak Menggunakan Alat Neurosky Mindwave Mobile 2

PEMISAHAN LABEL

Hasil dari perekaman emosi berdasarkan gelombang otak menggunakan alat Neurosky Mindwave Mobile 2 dan aplikasi eegID terdiri dari Time stamp Ms, Poor Signal, EEG Raw, EEG Raw Value, Attention, Meditation, Blink Strength, Delta, Theta, Alpha, Beta, Gamma, Tag Event, dan Location. Pada penelitian ini hanya akan menggunakan 3 data yaitu, Alpha, Beta, dan Gamma. Data gelombang Delta dan Theta tidak digunakan karena gelombang tersebut akan muncul ketika kondisi seseorang dalam keadaan sedang tertidur. (Sinha Clinic, 2021). Label Alpha, Beta, dan Gamma akan dipisahkan dan disimpan sebagai file baru dengan format .csv. Label-label yang telah dipisahkan tersebut akan dihitung dimensinya menggunakan software Matlab 2018a

METODE HIGUCHI

Perhitungan dimensi *higuchi* akan dilakukan dengan menggunakan software MATLAB R2018a. Nilai *k-max* yang digunakan pada penelitian ini adalah 5, 15, 25, 30. Pada penelitian ini akan digunakan 60 data untuk setiap label dengan setiap data tersebut terdiri dari 4 emosi yang berbeda yaitu, emosi netral sebanyak 15 data, emosi senang sebanyak 15 data, emosi cemas sebanyak 15 data, dan emosi sedih sebanyak 15 data. Setiap satu data tersebut akan terdiri dari 10 label gelombang otak. Untuk perhitungan dengan cara manual dapat dilakukan sesuai dengan tahapan yang telah dijelaskan pada kajian teori.

PEMBAGIAN DATA TESTING DAN DATA TRAINING

Dalam proses pengklasifikasian dibutuhkan proses pembagian data yang terdiri dari data *training* dan data *testing*. (Dyah Widhyanti, 2020). Untuk

mendapatkan data training dan data testing akan dilakukan proses cross validation dengan menggunakan nilai $k = 2, 4, 10, 15$, dan 20. Nilai-nilai tersebut dipilih karena nilai k pada *cross validation* bergantung pada banyak data yang digunakan yang dapat membagi seluruh data yang akan digunakan. Data yang akan digunakan pada penelitian merupakan data jenis .csv sebanyak 60 data pada setiap label gelombang otak.

KLASIFIKASI DENGAN K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)

Proses klasifikasi pada penelitian ini menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* yang didasarkan pada perhitungan nilai dimensi *higuchi*. Nilai K yang dipilih untuk KNN adalah $K = 1, 2, 3, 4$, dan 5 yang didasarkan pada penelitian yang dilakukan oleh Yolanda Gandes (2021) tentang klasifikasi jenis lumba-lumba dengan menghasilkan nilai akurasi terbaik $K = 3$.

K-Nearest Neighbor memiliki algoritma sebagai berikut. (Dyah Widhyanti, 2020).

1. Menentukan K sebagai jumlah tetangga dari jarak terdekat.
2. Menghitung jarak euclid untuk mengevaluasi data *training*.
3. Berdasarkan hasil evaluasi, jarak terpendek akan digunakan untuk mengurutkan jarak berdasarkan tetangga terdekat.
4. Mendapatkan kelas yang sesuai.
5. Hasil diperoleh berdasarkan jumlah kelas tetangga terdekat dengan menetapkan kelas tersebut untuk dievaluasi sebagai kelas data.

AKURASI

Akurasi dari suatu algoritma dapat diukur menggunakan *confusion matrix* yang bertujuan untuk menganalisa dari sebuah matrik dengan membandingkan prediksi dan kelas asli dari data yang telah diinput. (Riyanto, 2018).

		Prediksi		
Kelas Asli		yes	no	Total
	yes	TP	FN	P
	No	FP	TN	N
	Total	P'	N'	P+N

Gambar 13. Confusion Matrix

Berdasarkan *confussion matrix* akan dilakukan perhitungan dari nilai perolehan (*recall*) dan nilai ketepatan (*precision*). Perhitungan *recall* dan *precision* akan dijelaskan sebagai berikut. (Laksono, 2019).

Precision merupakan tingkat ketepatan data yang diinginkan dengan prediksi yang dihasilkan oleh perhitungan sistem. Dirumuskan sebagai berikut.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Recall merupakan tingkat berhasilnya sistem dalam mengkalsifikasi data dengan benar. Dirumuskan sebagai berikut.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Akan dihitung tingkat validasi atau tingkat akurasi sistem dengan rumus berikut :

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Dengan,

- TP* : *True Positive* yang berarti jumlah data pada kelas X akan terklasifikasi dengan benar pada kelas X.
- TN* : *True Negative* yang berarti jumlah data pada kelas Y akan terklasifikasi dengan benar pada kelas Y.
- FP* : *False Positive* yang berarti jumlah data kelas Y yang diklasifikasi pada kelas X.
- FN* : *False Negative* yang berarti jumlah data kelas X yang diklasifikasi pada kelas Y.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini gelombang otak yang sudah direkam dan dipisahkan sesuai label akan dihitung dimensi *higuchi* dengan nilai *k-max* yang digunakan adalah 5, 15, 25, dan 30. Dimensi *higuchi* merupakan salah satu metode perhitungan dimensi pada geometri fraktal dengan jenis data yang digunakan merupakan data *time series*. Selanjutnya, data akan dibagi menjadi data *testing* dan data *training* menggunakan *cross validation* dengan nilai *k-fold* yang digunakan adalah 2, 4, 10, 15 dan 20, nilai-nilai tersebut dipilih karena dapat membagi habis jumlah data yang digunakan (Dyah Widhyanti, 2020). Untuk proses klasifikasi akan diproses melalui *software WEKA* dengan nilai *K* pada *KNN* yang digunakan adalah 1, 2, 3, 4, dan 5. Berikut merupakan hasil akurasi dari label *Alpha*, *Beta* dan *Gamma* pada penelitian ini.

Tabel 1. Hasil Akurasi Gelombang *Alpha*

KMAX	KFOLD	KNN				
		1	2	3	4	5
5	2	83,33%	75,00%	56,67%	36,67%	26,67%
	4	90,00%	81,67%	66,67%	53,33%	46,67%
	10	90,00%	90,00%	85,00%	65,00%	45,00%
	15	90,00%	90,00%	85,00%	66,67%	48,33%
	20	90,00%	90,00%	85,00%	66,67%	48,33%
15	2	81,67%	71,67%	66,67%	53,33%	38,33%
	4	88,33%	88,33%	80,00%	71,67%	63,33%
	10	88,33%	88,33%	88,33%	81,67%	81,67%
	15	88,33%	88,33%	88,33%	88,33%	88,33%
	20	88,33%	88,33%	88,33%	88,33%	88,33%
25	2	76,67%	66,67%	61,67%	40,00%	40,00%
	4	81,67%	65,00%	60,00%	61,67%	68,33%
	10	75,00%	56,67%	63,33%	65,00%	65,00%
	15	78,33%	60,00%	63,33%	65,00%	65,00%
	20	78,33%	61,67%	63,33%	66,67%	66,67%
30	2	68,33%	63,33%	58,33%	61,67%	51,67%
	4	76,67%	71,67%	76,67%	75,00%	73,33%
	10	76,67%	71,67%	80,00%	80,00%	83,33%
	15	76,67%	71,67%	81,67%	85,00%	81,67%
	20	76,67%	71,67%	83,33%	83,33%	83,33%

Dari Tabel 1 nilai akurasi paling tinggi terdapat pada *k-max*=5, *k-fold*=4, 10, 15, 20 dan *KNN*=1 dan 2, karena pada Tabel 1 terdapat hasil akurasi tertinggi dari beberapa nilai akan dipilih salah satu dari nilai tersebut, pada penelitian ini dipilih hasil akurasi tertinggi pada *k-max*=5, *k-fold*=20 dan *KNN*=2 dengan nilai akurasi 90,00%. Berikut merupakan rincian dari hasil akurasi dengan nilai tertinggi tersebut.

Tabel 2. Rincian Hasil Akurasi Tertinggi Gelombang *Alpha*

	TP Rate	FP Rate	Precision	F-Measure	Class
	0,933	0,067	0,824	0,875	Netral
	0,933	0,044	0,875	0,903	Cemas
	0,933	0,022	0,933	0,933	Sedih
	0,800	0,000	1,000	0,889	Senang
Rata-rata	0,900	0,033	0,908	0,900	

Tabel 3. *Confussion Matrix* Gelombang *Alpha*

Netral	Cemas	Sedih	Senang
14	1	0	0
1	14	0	0
0	1	14	0
2	0	1	12

Berdasarkan rincian hasil akurasi tertinggi yang ditunjukkan pada Tabel 2 menunjukkan hasil *TP Rate* (True Positive Rate), *FP Rate* (False Positive Rate), *Precision*, dan *F-Measure*. Sedangkan hasil *confusion matrix* pada Tabel 3 akan digunakan untuk menganalisis akurasi dari setiap kelas. Hasil analisis untuk setiap kelas akan dijabarkan sebagai berikut :

- *TP Rate* kelas Netral sebesar 93,3% yang berarti bahwa dalam kelas Netral hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 14 data, *FP Rate* kelas Netral sebesar 6,7% dan berdasarkan *confusion matrix* terdapat 1 data pada kelas Cemas yang diklasifikasikan pada kelas Netral, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Netral berturut-turut sebesar 82,4% dan 87,5%.
- *TP Rate* kelas Cemas sebesar 93,3% yang berarti bahwa dalam kelas Cemas hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 14 data, *FP Rate* kelas Cemas sebesar 4,4% dan berdasarkan *confusion matrix* terdapat 1 data pada kelas Netral yang diklasifikasikan pada kelas Cemas, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Cemas berturut-turut sebesar 87,5% dan 90,3%.
- *TP Rate* kelas Sedih sebesar 93,3% yang berarti bahwa dalam kelas Sedih hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 14 data, *FP Rate* kelas Cemas sebesar 2,2% dan berdasarkan *confusion matrix* terdapat 1 data pada kelas Cemas yang diklasifikasikan pada kelas Sedih, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Sedih berturut-turut sebesar 93,3% dan 93,3%.
- *TP Rate* kelas Senang sebesar 80% yang berarti bahwa dalam kelas Senang hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 12 data, *FP Rate* kelas Senang sebesar 0% dan berdasarkan *confusion matrix* terdapat 2 data pada kelas Netral dan 1 data dari kelas Sedih yang diklasifikasikan pada kelas Senang berdasarkan *confusion matrix*, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Senang berturut-turut sebesar 100% dan 88,9%.

Tabel 4. Hasil Akurasi Gelombang Beta

KMAX	KFOLD	KNN				
		1	2	3	4	5
5	2	85,00%	61,67%	50,00%	41,67%	30,00%
	4	86,67%	78,33%	73,33%	61,67%	56,67%
	10	85,00%	78,33%	78,33%	78,33%	61,67%
	15	86,67%	78,33%	78,33%	78,33%	60,00%
	20	86,67%	78,33%	78,33%	78,33%	60,00%
15	2	81,67%	90,00%	80,00%	68,33%	43,33%

	4	85,00%	86,67%	90,00%	86,67%	83,33%
	10	81,67%	85,00%	90,00%	90,00%	86,67%
	15	85,00%	85,00%	91,67%	90,00%	90,00%
	20	85,00%	86,67%	90,00%	90,00%	90,00%
25	2	76,67%	68,33%	68,33%	50,00%	41,67%
	4	81,67%	76,67%	80,00%	75,00%	75,00%
	10	81,67%	78,33%	80,00%	81,67%	83,33%
	15	80,00%	81,67%	86,67%	86,67%	88,33%
	20	81,67%	80,00%	83,33%	83,33%	86,67%
30	2	66,67%	68,33%	61,67%	63,33%	46,67%
	4	66,67%	73,33%	73,33%	70,00%	63,33%
	10	61,67%	63,33%	73,33%	70,00%	71,67%
	15	66,67%	68,33%	73,33%	73,33%	68,33%
	20	63,33%	66,67%	73,33%	73,33%	71,67%

Dari Tabel 4 nilai akurasi paling tinggi terdapat pada $k\text{-max} = 15$, $k\text{-fold} = 15$ dan $KNN = 3$ dengan nilai akurasi 91,67%. Berikut merupakan rincian dari hasil akurasi dengan nilai tertinggi tersebut.

Tabel 5. Rincian Hasil Akurasi Tertinggi Gelombang Beta

	TP Rate	FP Rate	Precision	F-Measure	Class
	0,933	0,022	0,933	0,933	Netral
	0,933	0,022	0,933	0,933	Cemas
	1,000	0,044	0,882	0,938	Sedih
	0,800	0,022	0,923	0,857	Senang
Rata-rata	0,917	0,028	0,918	0,915	

Tabel 6. Confusion Matrix Gelombang Beta

Netral	Cemas	Sedih	Senang
14	1	0	0
0	14	0	1
0	0	15	0
1	0	2	12

Berdasarkan rincian hasil akurasi tertinggi yang ditunjukkan pada Tabel 5 menunjukkan hasil *TP Rate* (True Positive Rate), *FP Rate* (False Positive Rate), *Precision*, dan *F-Measure*. Sedangkan hasil *confusion matrix* pada Tabel 6 akan digunakan untuk menganalisis akurasi dari setiap kelas. Hasil analisis untuk setiap kelas akan dijabarkan sebagai berikut :

- *TP Rate* kelas Netral sebesar 93,3% yang berarti bahwa dalam kelas Netral hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 14 data, *FP Rate* kelas Netral sebesar 2,2% dan berdasarkan *confusion matrix* terdapat 1 data pada kelas Cemas yang diklasifikasikan pada kelas Netral, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Netral berturut-turut sebesar 93,3% dan 93,3%.

- *TP Rate* kelas Cemas sebesar 93,3% yang berarti bahwa dalam kelas Cemas hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 14 data, *FP Rate* kelas Cemas sebesar 2,2% dan berdasarkan *confussion matrix* terdapat 1 data pada kelas Netral yang diklasifikasikan pada kelas Senang, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Cemas berturut-turut sebesar 93,3% dan 93,3%.
- *TP Rate* kelas Sedih sebesar 100% yang berarti bahwa dalam kelas Sedih hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 15 data, *FP Rate* kelas Cemas sebesar 4,4% dan berdasarkan *confussion matrix* tidak ada data dari kelas lain yang diklasifikasikan pada kelas Sedih, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Sedih berturut-turut sebesar 88,2% dan 93,8%.
- *TP Rate* kelas Senang sebesar 80% yang berarti bahwa dalam kelas Senang hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 12 data, *FP Rate* kelas Senang sebesar 2,2% dan berdasarkan *confussion matrix* terdapat 1 data pada kelas Netral dan 2 data dari kelas Sedih yang diklasifikasikan pada kelas Senang, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Senang berturut-turut sebesar 92,3% dan 85,7%.

Tabel 7. Hasil Akurasi Gelombang Gamma

KMAX	KFOLD	KNN				
		1	2	3	4	5
5	2	71,67%	58,33%	41,67%	33,33%	28,33%
	4	73,33%	63,33%	61,67%	43,33%	36,67%
	10	78,33%	68,33%	68,33%	60,00%	38,33%
	15	78,33%	68,33%	68,33%	63,33%	41,67%
	20	78,33%	68,33%	68,33%	63,33%	41,67%
15	2	60,00%	56,67%	58,33%	56,67%	36,67%
	4	63,33%	60,00%	66,67%	68,33%	65,00%
	10	65,00%	55,00%	63,33%	66,67%	58,33%
	15	65,00%	55,00%	63,33%	63,33%	66,67%
	20	65,00%	55,00%	63,33%	66,67%	68,33%
25	2	58,33%	56,67%	53,33%	51,67%	41,67%
	4	65,00%	55,00%	61,67%	60,00%	58,33%
	10	63,33%	53,33%	63,33%	60,00%	70,00%
	15	65,00%	51,67%	61,67%	58,33%	70,00%
	20	66,67%	50,00%	60,00%	60,00%	70,00%
30	2	60,00%	46,67%	46,67%	38,33%	36,67%
	4	60,00%	60,00%	56,67%	46,67%	48,33%
	10	58,33%	61,67%	55,00%	58,33%	63,33%
	15	61,67%	63,33%	56,67%	60,00%	61,67%

	20	58,33%	61,67%	56,67%	56,67%	61,67%
--	----	--------	--------	--------	--------	--------

Dari Tabel 7 nilai akurasi paling tinggi terdapat pada $k\text{-max} = 5$, $k\text{-fold} = 12$ dan $KNN = 1$ dengan nilai akurasi 81,67%. Berikut merupakan rincian dari hasil akurasi dengan nilai tertinggi tersebut.

Tabel 8. Rincian Hasil Akurasi Tertinggi Gelombang Gamma

	TP Rate	FP Rate	Precision	F-Measure	Class
	0,933	0,200	0,609	0,737	Netral
	1,000	0,022	0,938	0,968	Cemas
	0,467	0,022	0,875	0,609	Sedih
	0,867	0,000	1,000	0,929	Senang
Rata-rata	0,817	0,061	0,855	0,810	

Tabel 9. Confussion Matrix Gelombang Gamma

Netral	Cemas	Sedih	Senang
14	0	1	0
0	15	0	0
7	1	7	0
2	0	0	13

Berdasarkan rincian hasil akurasi tertinggi yang ditunjukkan pada Tabel 8 menunjukkan hasil *TP Rate* (True Positive Rate), *FP Rate* (False Positive Rate), *Precision*, dan *F-Measure*. Sedangkan hasil *confussion matrix* pada Tabel 9 akan digunakan untuk menganalisis akurasi dari setiap kelas. Hasil analisis untuk setiap kelas akan dijabarkan sebagai berikut :

- *TP Rate* kelas Netral sebesar 93,3% yang berarti bahwa dalam kelas Netral hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 14 data, *FP Rate* kelas Netral sebesar 20% dan berdasarkan *confussion matrix* terdapat 1 data pada kelas Sedih yang diklasifikasikan pada kelas Netral, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Netral berturut-turut sebesar 60,9% dan 73,7%.
- *TP Rate* kelas Cemas sebesar 100% yang berarti bahwa dalam kelas Cemas hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 15 data, *FP Rate* kelas Cemas sebesar 2,2% dan berdasarkan *confussion matrix* tidak ada data dari kelas lain yang diklasifikasikan pada kelas Cemas, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Cemas berturut-turut sebesar 87,5% dan 60,9%.
- *TP Rate* kelas Sedih sebesar 46,7% yang berarti bahwa dalam kelas Sedih hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 7 data, *FP Rate* kelas Cemas sebesar 2,2% dan berdasarkan *confussion matrix* terdapat 7 data pada kelas Netral dan 1 data pada kelas

Cemas yang diklasifikasikan pada kelas Sedih, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Sedih berturut-turut sebesar 87,5% dan 60,9%.

- *TP Rate* kelas Senang sebesar 86,7% yang berarti bahwa dalam kelas Senang hasil klasifikasi dengan benar sebanyak 13 data, *FP Rate* kelas Senang sebesar 2,2% dan berdasarkan *confusion matrix* terdapat 2 data dari kelas Netral yang diklasifikasikan pada kelas Senang, *Precision* dan *F-Measure* pada kelas Senang berturut-turut sebesar 100% dan 92,9%.

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dengan metode dimensi *higuchi* dan *K-Nearest Neighbor*, nilai akurasi yang diperoleh sebesar 91,67% dengan $k\text{-max}=15$, $k\text{-fold cross validation}=15$ dan $KNN=3$ yang terdapat pada gelombang *beta*. Dapat disimpulkan bahwa selama proses perekaman, gelombang otak *beta* memberikan kontribusi tertinggi untuk mengklasifikasikan 4 jenis emosi yaitu emosi netral, emosi cemas, emosi sedih, dan emosi senang. 4 jenis emosi tersebut berhasil diklasifikasikan berdasarkan pengaruh dari gelombang otak *beta*.

SARAN

Terkait dengan penelitian ini, penulis menyarankan beberapa hal sebagai berikut :

1. Diharapkan untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan aplikasi perekam gelombang otak selain eegID.
2. Diharapkan untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode selain *KNN* untuk mengklasifikasikan jenis emosi berdasarkan gelombang otak.
3. Diharapkan untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan jenis emosi yang lebih bervariasi untuk diklasifikasikan.

DAFTAR PUSTAKA

Azhari, Ahmad, dkk. 2015. *Ekstrasi Ciri Gelombang Otak Menggunakan Alat Neurosky Mindset Berbasis Korelasi-Silang*. Perpustakaan Universitas Gadjah Mada. <http://etd.repository.ugm.ac.id/penelitian/detail/87896>

Nasution, D. A., Khotimah, H. H. dan Chamidah, N. 2019. "Perbandingan Normalisasi Data Untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma

KNN". Journal of Computer Engineering System and Science. Vol. 4(1): hal 78-82.

Budianita, Elvia., Handayani, Elvia. dan Jasril. 2017. "Implementasi Pengolahan Citra dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor Untuk Membangun Aplikasi Pembeda Daging Sapi dan Babi". Jurnal Sains dan Industri. Vol 12(2): hal 242-247.

Helilintar, Rissa., Ramadhani, Risky Aswi. dan Rochana, Siti. 2017. "Data Mining K-Nearest Neighbor". Kediri : Cetakan Pertama.

Pudjono, Marnio. "Dasar-Dasar Fisiologi Emosi". 1995. Buletin Psikologi. [Diakses 11 November 2011]
<https://123dok.com/document/zxv0vgwy-dasar-dasar-fisiologis-emosi-pudjono-buletin-psikologi-sm.html>

Sadad, Ridwan Alawi. . 2020. "Teori Otak Triune dari Dr. Paul MacLean". [Diakses 11 November 2021]
<https://alawisadad.wordpress.com/2020/04/04/teori-otak-triune-dari-dr-paul-maclean/>

Timotius, Kris H. 2018. "Otak dan Perilaku". [Diakses, 11 November 2021]
https://books.google.co.id/books?id=y0JR DwAAQBAJ&printsec=frontcover&source=gbs_ge_summary_r&cad=0#v=onepage&q&f=false

nous-id.com. 2017. "Gelombang Otak - Level of Consciousness". [Diakses 11 November 2021]
<http://www.nous-id.com/News/Gelombang-Otak-Level-of-Consciousness.html>

Wulandari, Ika Nur dan Juniati, Dwi. (2017). "Penerapan Dimensi Fraktal Untuk Klasifikasi Laras Pada Musik Gamelan". Jurnal Ilmiah Matematika, Vol. 3 No. 6.

Kenneth Falconer, "Fractal Geometry : Mathematical Foundations and Applications Second Editions", John Wiley & Sons, 2003. [Diakses 11 November 2021]
<https://archive.org/details/FractalGeometry/page/n1/mode/2up>

Rajaguru, Harikumar., Prabhakar, Sunil Kumar. 2017. "KNN Classifier and K-Means Clustering for Robust Classification of Epilepsy from EEG Signals". Herstellung : Anchor Academic Publishing, Hamburg. [Diakses 23 Desember 2021]
https://www.google.co.id/books/edition/KNN_Classifier_and_K_Means_Clustering_fo/-OQIDwAAQBAJ?hl=en&gbpv=1&dq=knn&pg=PA31&printsec=frontcover

Juniati, Dwi dan Budayasa, I Ketut. 2016. "Geometri

- fraktal & Aplikasinya". Surabaya : UNESA UNIVERSITAS PRESS.
- D. Widhyanti and D. Juniati. 2021. "Classification of Baby Cry Sound Using Higuchi's Fractal Dimension with K-Nearest Neighbor and Support Vector Machine". J.Phys.: Conf. Ser. 1747 012014.
- Pamela, Yolanda Gandes dan Juniati, Dwi. 2021. "Klasifikasi Jenis Delphindae (Lumba-Lumba) dengan Dimensi Fraktal Menggunakan Metode *Higuchi* dan KNN (K-Nearest Neighbor)". Jurnal Ilmiah Matematika, Vol. 09 No. 01
- Lusiawati, Ira. 2017. "Pengembangan Otak dan Optimalisasi Sumber Daya Manusia". Ejournal Poltekedc. [Diakses 7 Januari 2022] <http://ejournal.poltekedc.ac.id/index.php/tedc/article/view/74/56>
- Hellosehat.com. 2018. "Kenali 7 Jenis Emosi Dasar yang Ternyata Punya Fungsi Masing-Masing". [Diakses 7 Januari 2022] <https://hellosehat.com/mental/gangguan-mood/jenis-emosi-dan-fungsinya/>
- Juniati, D., Khotimah, C., Wardani, D E K., Budayasa, K. (2017). Fractal Dimension to Classify the heart sound recordings with KNN and Fuzzy C-mean Clustering Method. Journal of Physics: Conf. Series 953.
- Putra, K. G. D. 2009. "Sistem Verifikasi Telapak Tangan Dengan Metode Dimensi Fraktal dan Lacunarity". Teknologi Elektro. Vol. 8(2).
- Hulu, Sitefanus. 2020. "Analisis Kinerja Metode *Cross Validation* dan *K-Nearest Neighbor* dalam Klasifikasi Data". Tesis. [Diakses 11 November 2021] <https://repository.usu.ac.id/bitstream/handle/123456789/29827/177038034.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- ibm.com. "Fractal Geometry". [Diakses 11 November 2021] <https://www.ibm.com/ibm/history/ibm100/us/en/icons/fractal/>
- sinhaclinic.com. 2022. "What are Brainwaves?". [Diakses 7 Januari 2022] <https://www.sinhaclinic.com/what-are-brainwaves/>
- Riyanto, U. 2018. "Analisis Perbandingan Algoritma *Naïve Bayes* Dan *Support Vector Machine* Dalam Mengklasifikasikan Jumlah Pembaca Artikel Online". Jurnal Teknik Informatika (JIKA), 67-72.
- Laksono, I. K. 2019. "Klasifikasi Schizophrenia Berdasarkan Sinyal EEG Menggunakan Algoritma Support Vector Machine". Jurnal Ilmiah Matematika, 7(2).