

## Analisis Frekuensi pada Sinyal EEG menggunakan Fast Fourier Transform

Hindarto<sup>1✉</sup>, Akhmad Ahfas<sup>2</sup>, Ade Eviyanti<sup>3</sup>, Egha Karya Affandi<sup>4</sup>  
<sup>1-4</sup>Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

✉Corresponding Author: hindarto@umsida.ac.id

### ABSTRAK

Analisis sinyal Elektrode Encephalo Graph (EEG) menunjukkan bahwa rentang frekuensi serangan epilepsi pada gangguan neurologis perlu dideteksi sejak dini untuk mengetahui kebutuhan spesifik mereka dan membantu mereka bertahan hidup dengan masalahnya. K-Nearest Neighbor (KNN) dan analisis diskriminan linier digunakan untuk mendeteksi emosi diskrit manusia (kejutan, senang, takut, netral dan jijik) melalui sinyal EEG. Tujuan dari penelitian ini adalah mengukur rentang frekuensi sinyal EEG yang berkaitan dengan epilepsi, membaginya menjadi lima domain berbeda seperti  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ,  $\delta$  dan  $\theta$  yang terkait dengan rentang total, serta menghilangkan distribusi frekuensi. Metode Fast Fourier Transform (FFT) pada sinyal EEG digunakan untuk membandingkan perbedaan antara epilepsi dan sehat subjek. Hasil yang didapatkan pada penelitian ini, yaitu terdapat perbedaan frekuensi dan perbedaan amplitudo antara subyek sehat dan subjek yang menderita epilepsi. Sehingga dengan adanya perbedaan ini, maka untuk proses klasifikasi akan menjadi lebih mudah.

**Kata Kunci:** epilepsi, frekuensi, fast fourier transform

### A. Pendahuluan

EEG adalah teknik yang paling banyak digunakan untuk menangkap sinyal otak karena resolusi temporal yang sangat baik, kegunaan, non-invasif, dan biaya pengaturan yang rendah. Unsur Utama tubuh manusia adalah otak. Ini adalah bagian tengah dari sistem saraf yang mengatur fungsi berbagai organ dalam tubuh. Sinyal yang diukur dari sistem saraf pusat akan memberikan hubungan antara perubahan psikologis & emosi. EEG dapat menunjukkan keadaan seseorang, apakah dalam keadaan tidur, dibius, terjaga, karena pola karakteristik potensial listrik berbeda untuk masing-masing keadaan ini. Pada klasifikasi sinyal EEG di dua bidang yang paling penting, epilepsi dan antarmuka komputer otak (BCI) [1][2]. Kejang adalah perilaku abnormal sementara dari neuron di dalam satu atau beberapa jaringan saraf, yang membatasi aktivitas fisik dan mental pasien. EEG memainkan peran penting dalam saraf bidang elektro-fisiologi seperti menggunakan gelombang kejut untuk menemukan diagnosis epilepsi, tumor otak lebih awal, analisis dan pemantauan tidur kedalaman anestesi dll [3][4].

Meskipun secara teoritis terdapat berbagai metode analisis sinyal yang digunakan dalam aplikasi analisis EEG[5], karena keterbatasan Dari teknik pemrosesan sinyal, penelitian tentang EEG dengan tidak melalui instrumen EEG yang ada, juga ekstraksi fitur informasi EEG, puas untuk diagnosis klinis. Instrumen EEG virtual didasarkan pada teknologi instrumen virtual. Munculnya teknologi instrumen virtual berbasis PC memungkinkan peneliti tidak hanya memanfaatkan sepenuhnya sumber daya perangkat lunak komputer dan perangkat keras, tetapi juga memperbarui fungsi dan kinerja instrumen tepat waktu. Karena sinyal EEG adalah kompleks stokastik non stasioner sinyal, sulit untuk mengekstrak ritme fitur dalam sinyal EEG secara efektif hanya dengan beberapa metode analisis sederhana dalam domain waktu atau domain frekuensi. Selanjutnya, ada berbagai bentuk gelombang fitur yang berbeda dengan fitur parameter yang berbeda yang terkandung dalam Sinyal EEG, seperti gelombang kejut,

gelombang lambat, gelombang sinus tajam, poros dan K-kompleks dll, yang memiliki hubungan dengan berbagai perubahan patologis, sehingga sangat sulit untuk mengekstrak semua informasi fitur hanya dengan metode analisis sinyal tertentu. Berdasarkan di atas pertimbangan, untuk informasi fitur yang berbeda dalam sinyal EEG dan set fungsi instrumen EEG, realisasi konkret dari beberapa metode analisis frekuensi waktu telah dibahas dan diintegrasikan ke dalam instrumen EEG virtual untuk mengekstrak secara adaptif fitur informasi dalam sinyal EEG.

Penelitian tentang analisis sinyal EEG dan kejang dideteksi secara otomatis dimulai pada tahun 1970an. Penelitian mengusulkan pendekatan deteksi kejang menggunakan fitur domain waktu dan jaringan saraf. Fitur yaitu mean, varians, deviasi standar, skewness dan kurtosis diekstraksi menggunakan domain waktu. Penelitian membahas sebuah metode deteksi serangan epilepsi menggunakan fitur domain waktu [6]. Ciri-cirinya yaitu median absolute deviasi (MAD), varians dan entropi diekstraksi untuk setiap frame sinyal EEG dan klasifikasi dilakukan menggunakan pengklasifikasi linear [7]. Metode ini memperoleh akurasi 100%. Membahas EEG otomatis berbasis jaringan saraf Elman. Perkiraan entropi (ApEn) adalah diekstraksi dalam domain waktu dan mencapai akurasi 93,33% [8]. Penelitian dengan menyajikan jaringan saraf berbasis sistem deteksi EEG epilepsi secara otomatis. Penelitian ini menggunakan perkiraan entropi (ApEn) sebagai fitur masukan dan klasifikasi dilakukan menggunakan jaringan syaraf tiruan (ANN). Penelitian ini mencapai akurasi 100% [9]. menggunakan metode berdasarkan pemodelan autoregressive. Banyak lapisan jaringan saraf perceptron digunakan untuk mengklasifikasikan sinyal EEG ke dalam kelas iktal dan normal dan memperoleh akurasi klasifikasi sebesar 94,67% [10]. Pada penelitian tersebut, sebagian besar peneliti menggunakan ekstraksi fitur untuk ekstraksi sinyal EEG dengan mengambil fitur pada domain waktu. Penelitian yang akan dilakukan adalah mencoba menganalisis sinyal EEG dengan mengambil domain frekuensi.

Untuk itu rumusan masalah pada penelitian ini bagaimana menganalisa ekstraksi fitur sinyal EEG dengan mengambil domain frekuensi

## B. Metode Penelitian

### 1. Realisasi Algoritma Untuk Ekstraksi Irama Dasar Pada Sinyal EEG

Dalam tujuan klinis, untuk mengevaluasi apakah ritme dasar sinyal EEG dikendalikan, dokter biasanya mengembangkan beberapa metode analisis sederhana. Dalam metode waktu atau domain frekuensi dan praktik mereka sendiri, yang banyak dicurigai. Fungsi mengekstraksi fitur informasi ritme dasar dalam sinyal EEG secara otomatis terintegrasi ke dalam perangkat EEG virtual, yang diwujudkan oleh Gabor transformasi dengan definisi sinyal EEG pita frekuensi dasar rasio intensitas relatif (BRIR)[11]. Transformasi Gabor dari sinyal  $x(t)$  dinyatakan sebagai:

$$gD(f, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot (gD)^*(t'-t) e^{-j2\pi ft} dt' \quad (1)$$

Dimana \* mewakili konjugat kompleks. Fungsi jendela  $D g$  digunakan untuk membatasi transformasi Fourier dari sinyal pada waktu  $t$ . Oleh waktu dan frekuensi diskrit, transformasi Gabor diskrit dapat didefinisikan sebagai:

$$g_D(f,t) \rightarrow = g_D(mF,nT) \tag{2}$$

Dimana F dan T mewakili interval sampling frekuensi dan waktu. Interval pendek F sesuai dengan lebar jendela besar, sedangkan interval pendek T dapat diperoleh dengan tumpang tindih ketinggian jendela yang berdekatan. Dari transformasi Gabor yang didefinisikan oleh persamaan 1, spektrum dapat didefinisikan sebagai :

$$I(f,t) \rightarrow = [|g_D^*(f,t)|^2 = g_D^*(f,t)g_D(f,t)] \tag{3}$$

Dengan menggunakan algoritma rekursif, slipping time window dan energi keluaran (I) sebagai fungsi waktu dan frekuensi, ekspresi frekuensi waktu sinyal dapat diperoleh. Untuk mengkuantisasi informasi, untuk pita frekuensi setiap ritme dasar ( $i = \alpha, \Theta, \delta, \beta$ ) dalam sinyal EEG, kerapatan spektrum daya pita frekuensi didefinisikan sebagai :

$$I^{(i)}(t) \rightarrow = \left[ \int_{f(i)min}^{f(i)max} I(f,t) df \right]^2 \tag{4}$$

Dimana ( $f(i)min, f(i)max$ ) mewakili batas atas dan bawah pita frekuensi i. Perhatikan bahwa pembagian pita frekuensi dalam EEG tidak sembarangan yang sesuai dengan asal dan fungsi yang berbeda dari aktivitas otak. Dimana  $i = \alpha, \Theta, \delta, \beta$ , menunjukkan perbedaan irama osilasi dengan frekuensi yang berbeda [12][13].

**Tabel 1.** Rentang Frekuensi Sesuai dengan Sifat Ritme Sinyal EEG

Delta	0.5 to 4 Hz	Gelombang Delta muncul terutama terkait dengan tidur nyenyak, gangguan otak yang serius.
Theta	4 to 8 Hz	Gelombang theta muncul dari tekanan emosional atau kekecewaan dan materi yang tidak disadari, inspirasi kreatif dan mediasi yang mendalam.
Alpha	8 to 13 Hz	Saat otak dalam keadaan relaksasi.
Beta	13 to 30 Hz	Ketika otak dikaitkan dengan perhatian aktif, aktivitas mental.
Gamma	>30 Hz	Hal ini terkait dengan berbagai fungsi kognitif dan motorik.

## 2. Fast Fourier Transform

FFT sangat penting karena banyak alasan bahwa perhitungan yang efisien ini telah muncul sebagai topik yang dianalisis dengan baik selama beberapa dekade. Untuk menentukan algoritma FFT telah dikembangkan yang umumnya dikenal sebagai FFT [14][15].

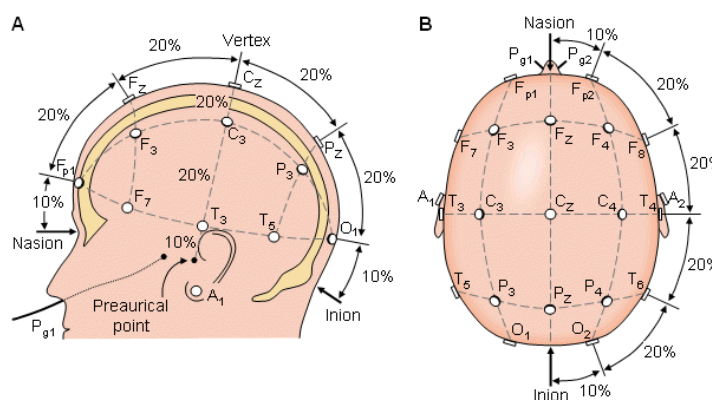
$$X(N) = \sum_{n=0}^{N-1} [X(n) e^{-j2\pi kn/N}, k=0,1,\dots,N-1] \tag{5}$$

Subscript (N) adalah untuk menunjukkan panjang DFT untuk setiap nilai k, perhitungan membutuhkan. N = Perkalian kompleks, N-1 = Penambahan kompleks.

## 3. Data Eeg Dan Pemilihan Saluran

Dalam penelitian ini, Data EEG yang digunakan adalah dataset EEG yang tersedia secara online untuk umum [16]. Dataset terdiri dari lima subset (dilambangkan sebagai set A-E)

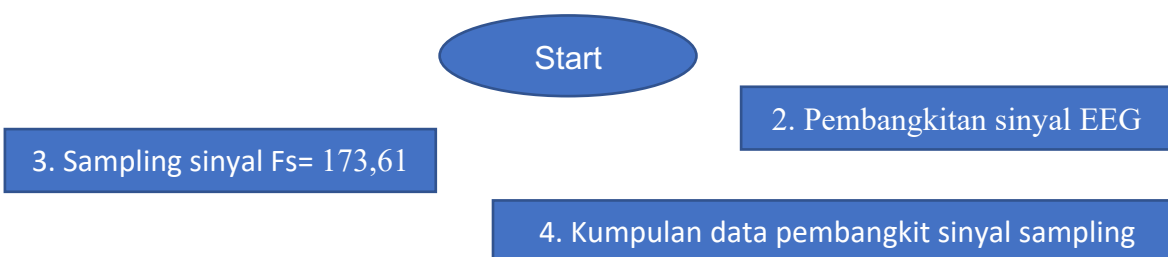
masing-masing berisi 100 sinyal EEG saluran tunggal, masing-masing memiliki durasi 23,6 detik. Sinyal-sinyal ini telah dipilih dari perekaman EEG multisaluran setelah inspeksi visual artefak. Set A dan B terdiri dari segmen EEG permukaan yang dikumpulkan dari lima sukarelawan sehat masing-masing dalam keadaan sadar dan santai dengan mata terbuka dan tertutup. Segmen di Set C, D dan E diperoleh dari arsip sinyal EEG diagnosis pra-bedah. Lima pasien dipilih yang telah mencapai kontrol penuh kejang setelah reseksi salah satu formasi hipokampus. Situs reseksi ini dengan demikian didiagnosis sebagai zona epileptogenik. Set C dan D terdiri dari EEG yang direkam selama interval bebas kejang (yaitu, interiktal) masing-masing dari zona epileptogenik dan pembentukan hipokampus dari belahan otak yang berlawanan. Set E berisi sinyal yang sesuai dengan serangan kejang (yaitu, EEG iktal), direkam menggunakan semua elektroda. Sinyal direkam dalam format digital pada laju sampling 173,61 Hz [17]. Jadi, panjang sampel setiap segmen adalah  $173,61 \times 23,6 \approx 4097$ .



Gambar 1. Penempatan Elektrode Sinyal EEG

#### 4. Metode yang Diusulkan

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk menyusun efisiensi klasifikasi subjek kejang & sehat menggunakan transformasi Fast Fourier berdasarkan rentang frekuensinya seperti 0,5 hingga 4 Hz (delta), 8 hingga 13 Hz (alfa) 13 hingga 30 Hz (beta) dan >30Hz (gamma) [18]. Penelitian ini mengukur rentang frekuensi sinyal EEG yang berkaitan dengan kejang, membaginya menjadi lima rentang frekuensi seperti  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ,  $\delta$  dan  $\theta$  yang terkait dengan rentang total, dan menghilangkan frekuensi.



5. Fast Fourier Transform

6. Hilangkan rentang frekuensi

7. Bandingkan rentang frekuensi antara kejang epilepsi dan subjek

8. Hasil

9. Stop

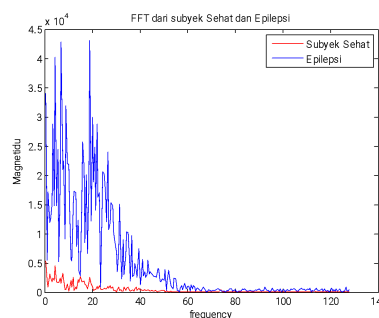
Gambar 2. FlowChart Sistem

## 5. Metode Analisis Untuk Mengekstraksi Bentuk Gelombang Fitur Pada Sinyal EEG

Gelombang EEG pada penderita epilepsi terdiri dari Gelombang loncatan, gelombang lambat kompleks tajam, dan kombinasinya seperti Ujungnya runcing dan gelombang lambat, tajam dan lambat dll. Yang banyak disebutkan literatur adalah pendeteksian Gelombang loncatan [19]. Namun, gelombang loncatan dan gelombang tajam sering muncul selama wabah epilepsi, pada sebagian besar kasus pasien diapauses, di mana gelombang lonjatan dan gelombang tajam akan sangat berkurang, bahkan tidak muncul, meskipun mereka memiliki arti indikasi klinis yang signifikan. Diagnosis epilepsi akan ada gelombang lambat dan beberapa gelombang kompleks dengan latar belakang gelombang lambat lebih banyak pada sinyal EEG pasien. Status munculnya dapat mendorong patogen untuk klasifikasi epilepsi dan fokus lokalisasi. Tetapi deteksi dan analisis gelombang lambat jarang disebutkan dalam literatur dan informasi produk instrumen EEG yang dimiliki oleh penulis, karena amplitudo dan rentang frekuensi gelombang lambat lebih lebar dan perbedaan bentuk gelombangnya besar. Pada saat yang sama, mempertimbangkan keragaman bentuk gelombang fitur yang muncul di beberapa patologi yang tidak dapat diekstraksi dengan menggunakan satu atau lebih metode analisis sinyal secara sederhana, metode analisis multi sinyal disintesis dalam instrumen EEG virtual untuk mendeteksi bentuk gelombang fitur di multi-channel. Sinyal EEG secara otomatis [20].

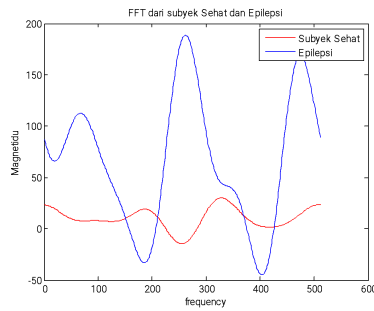
## 6. Ekstraksi Fitur

Tugas yang paling penting di sini adalah untuk mengekstrak fitur yang berbeda dari frekuensi terdistribusi FFT seperti yang ditunjukkan pada gambar 3, yang secara langsung menentukan ketepatan penemuan & klasifikasi. Pada penelitian ini diperoleh pengolahan FFT, terdapat dua jenis subjek kejang epilepsi dan subjek sehat, yang distribusi frekuensinya ditentukan warna merah dan hijau masing-masing.

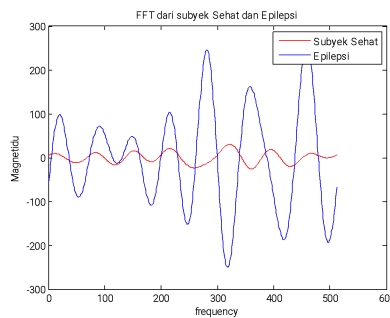


Gambar 3. Frekuensi Terdistribusi FFT Subyek Sehat dan Epilepsi

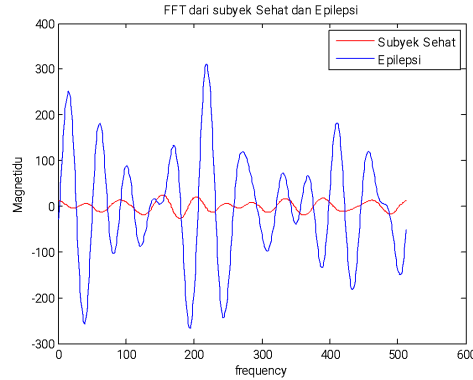
Perekaman rincian penderita untuk Spesifikasi pasien:



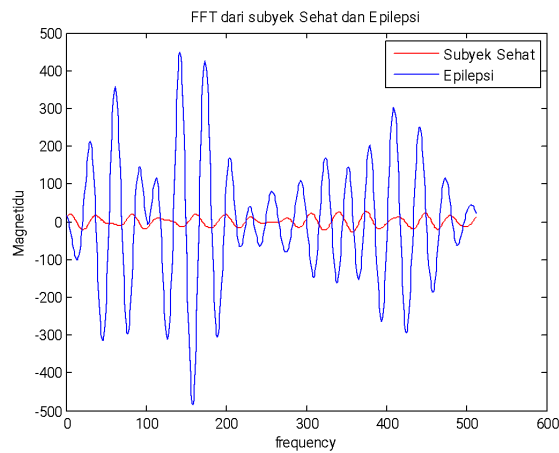
**Gambar 4.** Frekuensi Delta (0 – 4 Hz) Pada Subyek Sehat dan Epilepsi



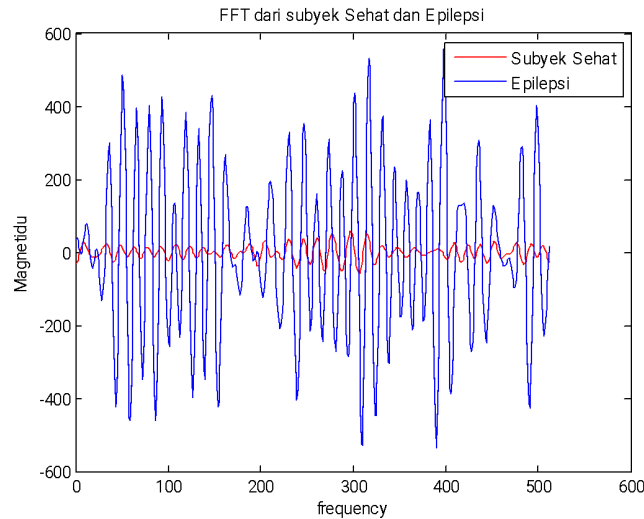
**Gambar 5.** Frekuensi Tetha (4 – 8 Hz) Pada Subyek Sehat dan Epilepsi



**Gambar 6.** Frekuensi Alpha (8 – 12 Hz) Pada Subyek sehat dan Epilepsi



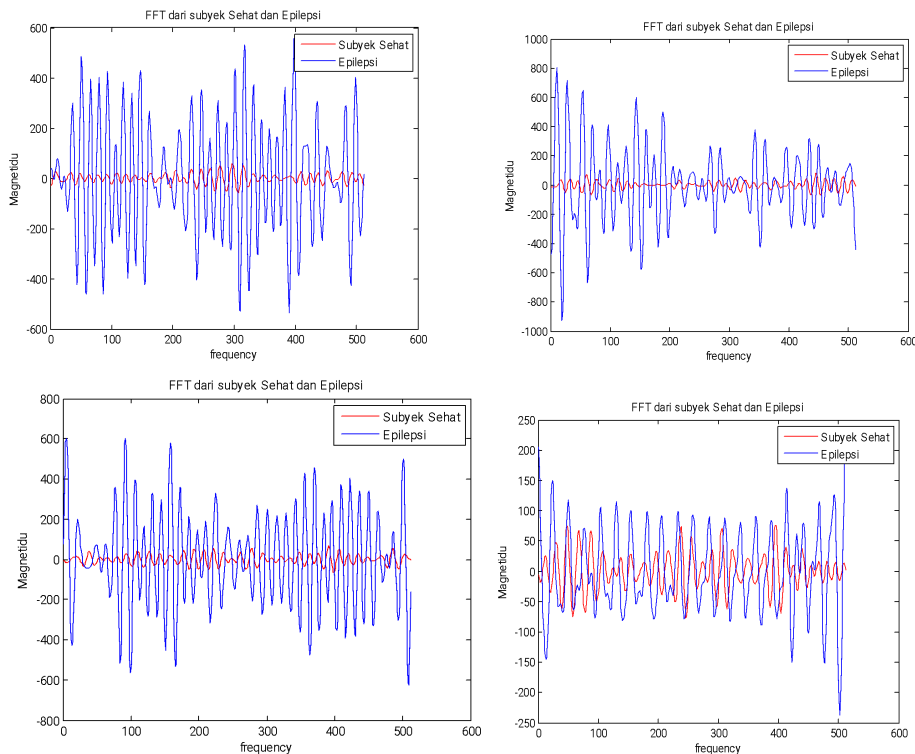
**Gambar 7.** Frekuensi Beta (13 -20 Hz) pada Subyek Sehat dan Epilepsi



Gambar 8. Frekuensi Gamma (21 – 40 Hz) Pada Subyek sehat dan Epilepsi

### C. Hasil dan Pembahasan

Kompleksitas ekstraksi fitur dan implementasinya merupakan kriteria penting lainnya saat mengembangkan vektor fitur untuk klasifikasi kejang epilepsi multikelas. Ditemukan bahwa frekuensi lonjakan serangan epilepsi lebih banyak, dibandingkan dengan subjek yang sehat. Dari analisis di atas kita dapat dengan mudah mengekstrak fitur sinyal EEG untuk sinyal sehat dan tidak sehat. Hasil penelitian ini mengkonfirmasi hipotesis bahwa mungkin untuk memprediksi secara prospektif kejang epilepsi dan pasien lainnya. Algoritma analisis frekuensi multichannel, kecuali untuk tahap inialisasi setelah terjadi kejang pertama pada setiap pasien. Dalam plot berikut kita dapat menganalisis pengulangan frekuensi antara subjek sehat dan kejang epilepsi.



Gambar 9. Perbedaan Overlapping Frekuensi dari subyek dan epilepsi

#### D. Simpulan

Keuntungan Ekstraksi Sinyal EEG - Ekstraksi fitur dan klasifikasi digunakan untuk investigasi masalah klinis. Dengan melihat kewaspadaan, koma, dan kematian otak, Menemukan lokasi kerusakan setelah cedera kepala, tumor, dan stroke, Menguji jalur aferen (dengan potensi yang dibangkitkan), melihat keterlibatan kognitif (ritme alfa), Memproduksi situasi biofeedback, Mengontrol kedalaman anestesi (servo anaesthesia), Menyelidiki epilepsi dan menemukan asal kejang, Menguji efek dari pengaruh obat epilepsi, Membantu dalam eksisi kortikal eksperimental fokus epilepsy, Memantau perkembangan otak, Menguji obat untuk efek kejang, menyelidiki gangguan tidur dan fisiologi, Menyelidiki gangguan jiwa, Menyediakan sistem perekaman data hibrid bersama dengan modalitas pencitraan lainnya. Dengan adanya analisis sinyal EEG menggunakan domain frekuensi, maka bias digunakan untuk deteksi dari kondisi sehat dan deteksi terhadap gangguan epilepsi.

#### E. Acknowledgment

Penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada Universitas Muhammadiyah Sidoarjo yang telah memfasilitasi penelitian yang dilaksanakan oleh peneliti, baik materiel maupun non material

#### Daftar Pustaka

- [1] B. Osalusi, A. Amole, A. Abraham, and D. Aborisade, "EEG Classification in Brain Computer Interface (BCI): A Pragmatic Appraisal," *Am. J. Biomed. Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–11, 2018, doi: 10.5923/j.ajbe.20180801.01.
- [2] X. Gu *et al.*, "EEG-Based Brain-Computer Interfaces (BCIs): A Survey of Recent Studies on Signal Sensing Technologies and Computational Intelligence Approaches and Their Applications," *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinforma.*, vol. 18, no. 5, pp. 1645–1666, 2021, doi: 10.1109/TCBB.2021.3052811.
- [3] M. Teplan and Institute, "Fundamentals of Eeg Measurement," *AAAI Fall Symp. - Tech. Rep.*, vol. FS-12-04, no. 2, pp. 59–64, 2012.
- [4] E. O. Altenmüller, T. F. Münte, and C. Gerloff, "Neurocognitive Functions and the EEG," *Niedermeyer's Electroencephalogr. Basic Princ. Clin. Appl. Relat. Fields*, pp. 661–682, 2011.
- [5] A. Albajes-eizagirre and S. Dunne, "EEG / ERP Analysis : Methods and Applications," no. October 2014, p. 2014, 2016.
- [6] D. Meenakshi and A. Singh, "Frequency analysis of healthy & epileptic seizure in EEG using fast Fourier transform," *Int. J. Eng. Res. Gen. Sci.*, vol. 2, no. 4, pp. 683–691, 2014.
- [7] M. J. Henry, B. Herrmann, and J. Obleser, "Entrained neural oscillations in multiple frequency bands comodulate behavior," *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, vol. 111, no. 41, pp. 14935–14940, 2014, doi: 10.1073/pnas.1408741111.
- [8] S. Weiss and H. M. Mueller, "'Too many betas do not spoil the broth': The role of beta brain oscillations in language processing," *Front. Psychol.*, vol. 3, no. JUN, pp. 1–15, 2012, doi: 10.3389/fpsyg.2012.00201.
- [9] manish S. P. Kunthe, "A General Comparison Of Fft Algorithms Manish Soni, Padma Kunthe".
- [10] R. Pupeikis, "Fast Fourier transform revisited," *Liet. Mat. Rink.*, vol. 56, no. January, 2015, doi: 10.15388/lmr.a.2015.20.
- [11] Y. Song, "A review of developments of EEG-based automatic medical support systems



- for epilepsy diagnosis and seizure detection,” *J. Biomed. Sci. Eng.*, vol. 04, no. 12, pp. 788–796, 2011, doi: 10.4236/jbise.2011.412097.
- [12] H. Kim, R. F. Yazicioglu, T. Torfs, P. Merken, H. J. Yoo, and C. Van Hoof, “A low power ECG signal processor for ambulatory arrhythmia monitoring system,” *IEEE Symp. VLSI Circuits, Dig. Tech. Pap.*, pp. 19–20, 2010, doi: 10.1109/VLSIC.2010.5560253.
- [13] M. S. P.P., Y. U.Khan, and O. Farooq, “Time Domain Analysis of EEG for Automatic Seizure Detection,” *Emerg. Trends Electr. Electron. Eng.*, no. February, pp. 1–5, 2015.
- [14] T. Fathima and M. Bedeuzzaman, “Wavelet Based Features for Epileptic Seizure Detection,” *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 41, no. 3, pp. 645–654, 2013.
- [15] T. Majoros, B. Ujvári, and S. Oniga, “EEG data processing with neural network,” *Carpathian J. Electron. Comput. Eng.*, vol. 12, no. 2, pp. 33–36, 2019, doi: 10.2478/cjece-2019-0014.
- [16] F. Riaz, A. Hassan, S. Rehman, I. K. Niazi, and K. Dremstrup, “EMD-based temporal and spectral features for the classification of EEG signals using supervised learning,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 24, no. 1, pp. 28–35, 2016, doi: 10.1109/TNSRE.2015.2441835.
- [17] R. Katmah, F. Al-Shargie, U. Tariq, F. Babiloni, F. Al-Mughairbi, and H. Al-Nashash, “A review on mental stress assessment methods using eeg signals,” *Sensors*, vol. 21, no. 15, 2021, doi: 10.3390/s21155043.
- [18] P. Antwi *et al.*, “Driving status of patients with generalized spike–wave on EEG but no clinical seizures,” *Epilepsy Behav.*, vol. 92, no. March, pp. 5–13, 2019, doi: 10.1016/j.yebeh.2018.11.031.
- [19] R. Ramele, A. J. Villar, and J. M. Santos, “EEG waveform analysis of p300 ERP with applications to brain computer interfaces,” *Brain Sci.*, vol. 8, no. 11, 2018, doi: 10.3390/brainsci8110199.
- [20] A. R. Mane, P. S. D. Biradar, and P. R. K. Shastri, “Review paper on Feature Extraction Methods for EEG Signal Analysis,” *Int. J. Emerg. Trend Eng. Basic Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 545–552, 2015.