

ANALISIS SINYAL GELOMBANG OTAK MANUSIA SAAT BERMAIN GITAR SEMBARI BERNYANYI DAN TIDAK BERNYANYI BERBASIS EEG DENGAN MENGGUNAKAN METODE DISCRETE WAVELET TRANSFORM DAN K-NEAREST NEIGHBOR

ANALYSIS OF HUMAN BRAIN WHEN PLAYING GUITAR WITH SINGING AND NOT SINGING BASED ON EEG USING DISCRETE WAVELET TRANSFORM AND K-NEAREST NEIGHBOR METHODS

Vidi Arhavi Edward Mawikere¹, Dr. Ir. Jangkung Raharjo, M.T.², Dr. Arief Budiarto, DESS³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, ³Fakultas Psikologi Universitas Jendral Ahmad Yani

vidiarhavi@student.telkomuniversity.ac.id¹, jangkungraharjo@telkomuniversity.ac.id², arief.budiarto@lecture.unjani.ac.id³

Abstrak

Pada umumnya kondisi setiap individu manusia berbeda-beda sesuai dengan beberapa faktor. Konsentrasi merupakan salah satu faktor penting dalam sebuah proses melakukan aktivitas. Bukan hal yang mudah untuk mengidentifikasi konsentrasi seorang individu dalam mengerjakan suatu aktivitas. Objek yang akan diuji oleh penulis kali ini yakni, menganalisa sinyal gelombang otak seseorang ketika melakukan aktivitas berupa bermain gitar tanpa bernyanyi (konsentrasi) dengan bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi).

Pada penelitian ini dirancang sistem untuk mengetahui gelombang sinyal otak pada saat seseorang melakukan aktivitas bermain gitar tanpa bernyanyi (konsentrasi) dan bermain gitar saat sedang bernyanyi (tidak konsentrasi) berdasarkan gelombang *Alpha* dan gelombang *Beta* dengan menggunakan *Electroencephalography* (EEG). Metode yang digunakan dalam penelitian ini ialah *Discrete Wavelet Transform* (DWT) sebagai metode Ekstraksi ciri. Setelah mendapatkan ekstraksi ciri, selanjutnya dilakukan proses klasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Penelitian ini menggunakan data sekunder. Data sekunder berisikan data seseorang yang sedang bermain gitar tanpa bernyanyi (konsentrasi) dan bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi) yang diambil oleh alat perekam yaitu *muse monitor* yang memiliki 4 saluran yaitu AF7, AF8, TP9, TP10.

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan menggunakan data sinyal gelombang otak seseorang yang bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi) dan tidak bernyanyi (konsentrasi), parameter terbaik dari k-nn, dwt, serta kanal didapatkan berdasarkan akurasi tertinggi. Kanal terbaik didapatkan yaitu kanal AF8, parameter dwt terbaik yang didapatkan yaitu *kurtosis*, serta parameter k-nn terbaik yang digunakan yaitu k dengan nilai 1, 3, 5, 7, dan 9. Akurasi tertinggi yang didapatkan dari hasil pengujian sebesar 100 % untuk sinyal *alpha* maupun *beta*.

Kata Kunci : *Electroencephalography, Discrete Wavelet Transform, K-Nearest Neighbor, Gelombang Alpha, Gelombang Beta.*

Abstract

In general, the condition of each individual human being varies according to several factors. Concentration is an important factor in the process of carrying out activities. It is not easy to identify the concentration of an individual in carrying out an activity. The object that will be tested by the author this time is analyzing a person's brain wave signals when doing activities in the form of playing the guitar without singing (concentration) by playing the guitar while singing (not concentrating).

In this study, a system designed to determine brain signal waves when a person is playing guitar without singing (concentrating) and playing guitar while singing (not concentrating) based on Alpha and Beta waves using Electroencephalography (EEG). The method used in this research is Discrete Wavelet Transform (DWT) as a feature extraction method. After getting feature extraction, then the classification process is carried out using the K-Nearest Neighbor (K-NN) method. This study uses secondary data. Secondary data contains data of someone who is playing guitar without singing (concentration) and playing guitar while singing (not concentrating) which is taken by a recording device, namely muse monitor which has 4 channels, namely AF7, AF8, TP9, TP10.

From the results of tests that have been carried out using brain wave signal data of someone who plays guitar while singing (not concentrating) and not singing (concentrating), the best parameters of k-nn, dwt, and channel are obtained based on the highest accuracy. The best channel obtained is the AF8 channel, the best dwt parameter obtained is kurtosis, and the best k-nn parameter used is k with values 1, 3, 5, 7, and 9. The highest accuracy obtained from the test results is 100% for signals alpha or beta.

Keywords : Electroencephalography, Discrete Wavelet Transform, K-Nearest Neighbor, Alpha Waves, Beta Waves.

1. Pendahuluan

Perkembangan dunia saat ini banyak sekali macam-macam hiburan yang dapat kita lakukan ketika kondisi santai atau tidak sibuk seperti hari-hari lainnya. Salah satu hiburan yang dapat dilakukan yaitu bermain gitar. Bermain gitar memerlukan konsentrasi tingkat tinggi dimana kita harus mengetahui ritme irama, mengetahui kunci-kunci gitar dan memainkan notasi nada yang benar.

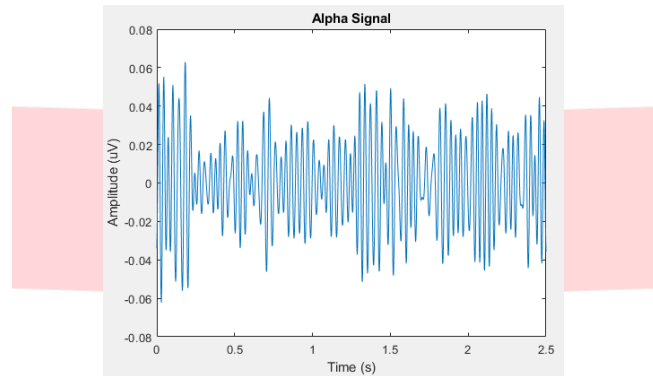
Meninjau dari Tugas Akhir sebelumnya oleh Yoza Radyaputra [1] yang menggunakan metode klasifikasi K-NN yang berjudul “Analisis Sinyal *Alpha* dan *Beta* EEG *Brainwave* Berdasarkan Konsentrasi Seseorang pada Kondisi Mendengarkan Musik dan Merokok” didapatkan hasil berupa tingkat akurasi sebesar 77,78% untuk sinyal *alpha* dan 88,89% untuk sinyal *beta*. Kemudian meninjau dari Tugas Akhir sebelumnya oleh Ilham Fadhlurrohaman [2] yang menggunakan metode klasifikasi JST yang berjudul “Analisis Sinyal Gelombang Otak *Alpha*, *Beta* dan *Theta* Terhadap Kejujuran Mahasiswa Sinyal EEG 4 Kanal” didapatkan hasil berupa tingkat akurasi pada kanal PZ sebesar 70% dan 55%-85% dengan prinsip kerja JST.

Pada tugas akhir ini dirancang sebuah sistem yang mampu mengklasifikasikan sinyal gelombang otak seseorang ketika bermain gitar tanpa bernyanyi (konsentrasi) dan bermain gitar dengan bernyanyi (tidak konsentrasi). Sistem yang dirancang mampu membantu mengekstraksi ciri karena hasil keluaran EEG ini berupa 4 jenis sinyal maka dibutuhkan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dikarenakan metode tersebut merupakan fungsi matematik yang membagi-bagi data menjadi beberapa komponen frekuensi yang berbeda-beda, kemudian dilakukan analisis untuk masing-masing komponen menggunakan resolusi yang sesuai dengan skalanya, dan diambil dua jenis sinyal otak yang direkam oleh alat EEG 4 kanal yang berupa sinyal *alpha* dan *beta* dengan stimulus yaitu bermain gitar tanpa bernyanyi (konsentrasi) dengan bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi).

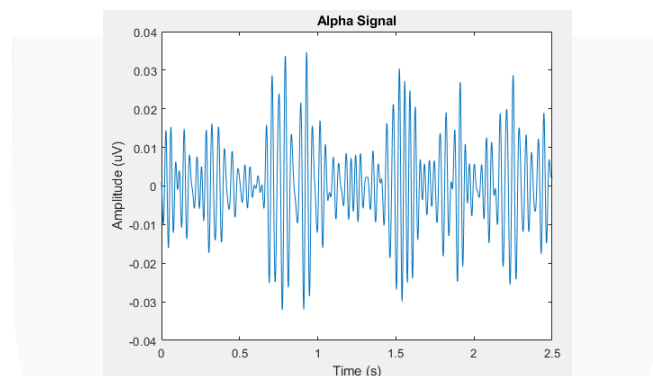
2. Dasar Teori

2.1 Gelombang Otak

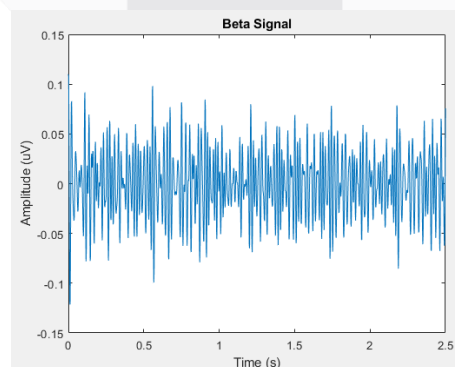
Gelombang otak adalah hasil dari sinkronisasi impuls listrik oleh massa neuron yang berkomunikasi satu dengan yang lain [7]. Gelombang otak terdiri dari gelombang otak *Alpha*, *Beta*, *Gamma*, *Delta* dan *Theta*. Gelombang otak *Beta* terjadi ketika pikiran seseorang sedang dalam keadaan fokus. Gelombang otak dapat diketahui melalui perangkat *Elektroensefalografi* (EEG) [8]. Frekuensi gelombang otak yang dihasilkan oleh neuron bervariasi antara 0-30 Hz. Secara garis besar, otak manusia menghasilkan lima jenis Gelombang Otak (*Brainwave*) secara bersamaan, yaitu *Gamma*, *Beta*, *Alpha*, *Tetha*, *Delta*, akan tetapi selalu ada jenis Gelombang Otak yang dominan yang menandakan aktivitas otak saat itu [9].



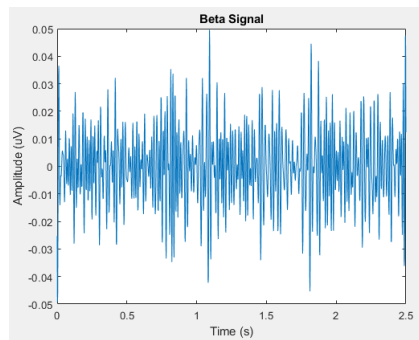
Gambar 2.1 Sinyal *alpha* kondisi seseorang bermain gitar dan tidak bernyanyi (konsentrasi)



Gambar 2.2 Sinyal *alpha* kondisi seseorang bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi)



Gambar 2.3 Sinyal *beta* kondisi seseorang bermain gitar dan tidak bernyanyi (konsentrasi)



Gambar 2.4 Sinyal *beta* kondisi seseorang bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi)

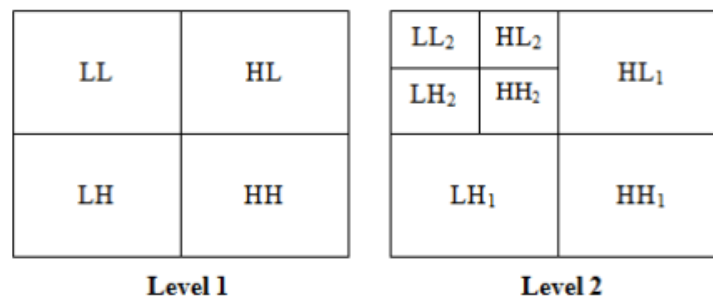
2.2 Electroencephalography (EEG)

Electroencephalography (EEG) adalah suatu alat yang mempelajari gambar dari rekaman aktivitas listrik di otak, termasuk teknik perekaman EEG dan interpretasinya. Pemeriksaan EEG adalah tes yang mendeteksi aktivitas listrik di otak, dengan menggunakan cakram logam kecil (elektroda) yang dilekatkan pada kulit kepala yang dapat mengontrol sel-sel otak yang berkomunikasi melalui impuls listrik dan aktif setiap saat, bahkan sedang tidur. Kemudian aktifitas ini biasanya ditampilkan sebagai garis bergelombang pada rekaman EEG biasanya 20-40 menit, yang direkam dari banyak elektroda yang dipasang di kulit kepala [13].

2.3 Discrete Wavelet Transform (DWT)

Discrete Wavelet Transform (DWT) adalah transformasi yang memiliki fungsi untuk membagi sinyal yang terdapat pada sinyal berfrekuensi tinggi dan rendah, dimana frekuensi tersebut tidak mudah terdeteksi oleh indra pendengaran manusia. Sinyal yang terdapat pada frekuensi tinggi akan mengalami perubahan dengan cepat, tetapi mengurangi waktu komputasi dan sumber daya yang dibutuhkan. Sementara sinyal yang terdapat pada frekuensi rendah berfokus pada Sebagian besar dari sinyal asli dan nantinya akan mengalami perubahan secara perlahan [23].

Dalam DWT, sinyal dibagi menjadi sub-band frekuensi tinggi dan *sub-band* frekuensi rendah menggunakan *filter wavelet*. Pada bagian frekuensi rendah, akan dibagi lagi menjadi frekuensi tinggi dan rendah. Proses tersebut diulangi beberapa kali sesuai dengan *level* dekomposisi Berikut ini adalah gambar transformasi *wavelet level* satu dan dua :



Gambar 2.5 Level dekomposisi menghasilkan *subband*

Berdasarkan gambar 2.5, sub-band LL (*Low – low frequency*), LH (*Low – high frequency*), HL (*High – low frequency*), dan HH (*High – High frequency*) didapatkan dari hasil filterisasi frekuensi rendah (low) dan frekuensi tinggi (high). Proses dekomposisi ini dilakukan baik pada tiap kolom maupun baris pada matriks sinyal.

Sehingga, sub-band LL berarti hasil dekomposisi frekuensi rendah pada baris L (low) dan frekuensi rendah pada kolom L (low) [22].

Jika dilakukan dekomposisi lagi, maka *subband* LL yang akan didekomposisi, karena *subband* LL berisi sebagai besar dari informasi sinyal. Jika dilakukan dekomposisi dengan level dekomposisi dua, maka *subband* LL akan menghasilkan empat buah *subband* baru, yaitu *subband* LL (koefisien aproksimasi 2), HL (koefisien detail horizontal 2), LH (koefisien detail vertical 2), dan HH (koefisien detail diagonal 2).

Nilai x pada sinyal DWT dapat dihitung dengan cara melewatkan sinyal x melalui serangkaian proses *filtering*. Pertama, sinyal x dilewatkan melalui low pass filter dengan persamaan sebagai berikut :

$$y[n] = (x * g)[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]G[n - k] \quad (2.1)$$

Sinyal tersebut juga didekomposisi secara simultan melalui *high pass filter*. Hasil dari dekomposisi tersebut menghasilkan *detail coefficients*. *Detail coefficients* adalah hasil dari *high pass filter* dan *approximation coefficients* yang merupakan hasil dari *low pass filter*. Kemudian output dari *filter* tersebut disubsample dengan persamaan berikut ini :

$$y_{low}[n] = (x * g)[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]G[2n - k] \quad (2.2)$$

$$y_{high}[n] = (x * g)[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]H[2n - k] \quad (2.3)$$

Dimana $y_{high}[n]$ dan $y_{low}[n]$ adalah hasil dari *high pass filter* dan *low pass filter*, x merupakan sinyal inputan, H adalah *high pass filter*, dan G adalah *low pass filter*. Pada proses dekomposisi ini telah mengurangi separuh dari ukuran asli sinyal, karena hanya terdapat setengah dari setiap output *filter* yang mencirikan sinyalnya. Sinyal inputan dipulihkan Kembali dengan menggunakan *inverse* pada DWT [24].

Pada tahap selanjutnya yaitu tahap pengenalan dengan menggunakan ciri statistik. Ekstraksi enam elemen dari DWT yang terbentuk yaitu [21] :

- *Mean* (μ) merupakan perhitungan paling dasar dari suatu perhitungan statistik. *Mean* sendiri merupakan perhitungan untuk *noise reduction*. Mean menunjukkan nilai rata-rata dari kumpulan angka

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i \quad (2.4)$$

- *Variance* (V) menunjukkan variasi elemen dari suatu citra. Citra dengan nilai keabuan kecil akan memiliki variasi yang kecil juga

$$V = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N |A_i - \mu|^2 \quad (2.5)$$

- *Standard Deviation* (S) menentukan sebaran data dalam sampel, dan seberapa dekat titik data individu ke rata-rata nilai sampel. Standar deviasi digunakan untuk mengetahui jumlah tersebarnya nilai data – data tersebut

$$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N |A_i - \mu|^2} \quad (2.6)$$

- *Kurtosis* (K) menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra

$$K = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (2.7)$$

- *Skewness* (S) mengukur data yang tidak simetris dari suatu cira. Skewness menunjukkan parameter pada tingkat kemiringan relatif kurva histogram

$$S = \frac{E(x - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (2.8)$$

- *Entropy* (E) menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk dari suatu citra. Sutra citra bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur (bervariasi)

$$E = - \sum_{i=1}^N p_i \log_2(p_i) \quad (2.9)$$

2.3 K-Nearest Neighbor (K-NN)

K-NN ialah suatu metode yang menggunakan algoritma *supervised* dimana hasil *query instance* yang baru diklasifikasikan berdasar dari kategori pada K-NN. Algoritma K-NN mengklasifikasikan objek baru berdasarkan atribut dan sample dari kelas data. Data ini direpresentasikan dengan parameter jarak yang dapat diolah ke dalam hitungan matematis. Data latih dengan jarak terdekat disebut ebagai tetangga (*Nearest Neighbor*) kemudian pengurutan dari jarak terdekat sampai dengan jarak terjauh.

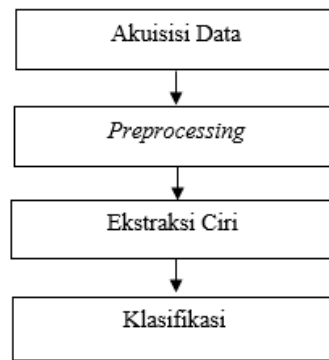
Nilai banyaknya *k* yang terbaik untuk klasifikasi K-NN secara umum tergantung pada data. Nilai *k* yang tinggi menyebabkan sedikitnya efek *noise* pada klasifikasi, namun membuat batasan antara setiap klasifikasi menjadi lebih jauh. Perhitungan K-NN yang paling sering digunakan adalah *Euclidian Distance*.

$$D_{(a,b)} = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \quad (2.10)$$

3 Perancangan sistem

3.1 Desain Sistem

Dalam perancangan dan implementasinya, sistem ini menjelaskan gambaran umum yang dibagi menjadi 5 tahap utama, yaitu akuisisi data atau pengambilan sinyal menggunakan EEG 4 kanal, *preprocessing* untuk menghilangkan *noise*, Ekstraksi ciri untuk memunculkan ciri-ciri khusus yang terdapat pada sinyal, serta klasifikasi sinyal menggunakan data uji. Perancangan sistem ini dibuat untuk mengklasifikasi sinyal gelombang otak berdasarkan data sekunder yang digunakan, yaitu data sinyal gelombang otak ketika seseorang bermain gitar tanpa bernyanyi dengan bermain gitar sembari bernyanyi, lalu hasilnya akan menunjukkan perbedaan antara sinyal alpha dan sinyal beta EEG. Sinyal EEG pada data sekunder diambil menggunakan alat *Electroencephalography*. *Electroencephalography* berupa elektroda yang diletakkan di kepala untuk dilakukan perekaman, alat tersebut menghasilkan data grafik tertulis dari aktivitas potensial listrik otak. Keempat tahap tersebut ditunjukkan dalam bentuk diagram blok seperti berikut :



Gambar 3.1 Diagram blok perancangan sistem

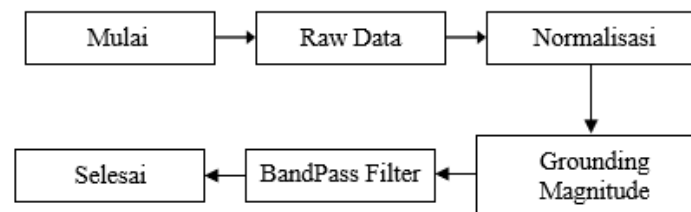
3.2 Akuisisi Data

Akuisisi data merupakan tahapan awal pengambilan data latih. Akuisisi data pada penelitian ini menggunakan data sekunder. Data sekunder berisikan sinyal gelombang otak yang diambil dengan bantuan alat EEG 4 kanal untuk merekam data aktivitas otak selama kondisi seseorang bermain gitar sembari bernyanyi dan tanpa bernyanyi. Data diambil dari 5 responden dengan 2 aktifitas yang sama, yaitu bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi) dan tanpa bernyanyi (konsentrasi) sebanyak masing – masing 3 kali. Data diambil pada saat responden melakukan aktifitas dan diberi waktu masing – masing selama 2 menit. Selanjutnya software MATLAB akan memproses data hasil perekaman otak terhadap responden. Proses akuisisi data menghasilkan data pola sinyal yang akan diproses ke tahap preprocessing. Langkah-langkah dalam proses akuisisi data pola sinyal dengan EEG 4 kanal, yaitu:

1. Alat EEG 4 kanal dipasang ke bagian tempurung kepala responden tanpa terkena objek yang lain.
2. Responden harus dalam keadaan rileks untuk mendapatkan data yang akurat.
3. Pola sinyal yang didapatkan setelah tahapan preprocessing akan diekstraksi dengan menggunakan metode *Discrete Wavelete Transform (DWT)*.
4. Selanjutnya data akan diuji coba menggunakan metode klasifikasi K-NN.

3.3 Pre-processing

Tahapan *pre-processing* ini merupakan tahapan penting, karena pada tahap ini merupakan awal untuk mengolah data. *Raw data* terdiri dari sinyal gelombang otak yang berasal dari seseorang yang bermain gitar tanpa bernyanyi dan sembari bernyanyi. Sinyal tersebut dapat dikatakan masih berbentuk *raw data*. *Raw data* biasanya masih mengandung *noise*. *Noise* ini dikarenakan adanya gangguan eksternal dari koneksi *Bluetooth* antara alat rekam *Muse Monitor* dengan aplikasi yang terdapat pada *handphone*, selain itu juga *noise* bisa berasal dari pemasangan alat yang tidak sempurna untuk beberapa bagian pada kepala responden. Oleh sebab itu diperlukan *pre-processing* untuk menghilangkan *noise* dari sinyal otak yang telah direkam. Proses *pre-processing* ditunjukkan dalam gambar 3.2.

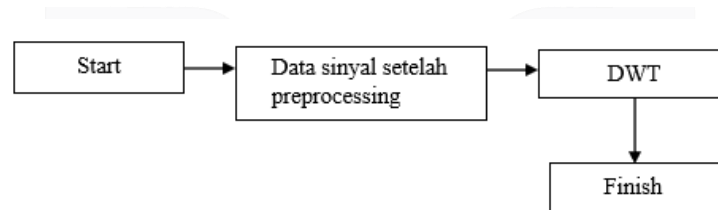


Gambar 3.2 Diagram blok *pre-processing*

Sinyal otak yang masih berbentuk *raw data* terlebih dahulu dilakukan normalisasi, normalisasi dilakukan karena terdapat amplitudo sinyal yang muncul saat kalibrasi. Sinyal yang telah dinormalisasi lalu dilakukan proses *Grounding Magnitude* untuk menghilangkan *noise* yang terdapat pada sinyal saat pengambilan *raw data*. Setelah itu *Band Pass Filter* digunakan untuk mendapatkan sinyal yang diinginkan, pada penelitian ini, sinyal yang dibutuhkan adalah sinyal *alpha* dan *beta*. Setelah sinyal *alpha* dan *beta* didapatkan, sinyal-sinyal tersebut dijadikan sebagai acuan pada tahap-tahap selanjutnya, yaitu tahap ekstraksi ciri dan klasifikasi.

3.4 Ekstraksi Ciri

Setelah mendapatkan data latih dari responden berupa data orang konsentrasi ketika bermain gitar tanpa bernyanyi dengan bermain gitar sembari bernyanyi. Selanjutnya metode DWT digunakan untuk mendapatkan ekstraksi ciri dari data yang digunakan. Berikut ini adalah proses untuk mendapatkan ekstraksi ciri :



Gambar 3.3 Diagram blok ekstraksi ciri DWT

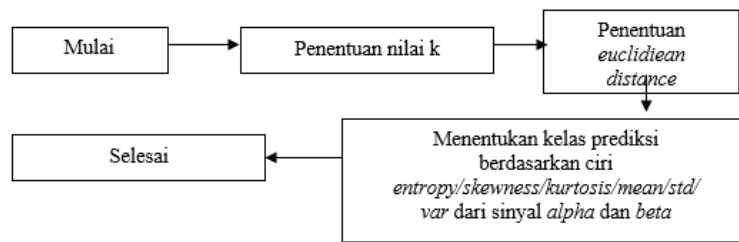
Pada gambar diatas terdapat beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Sinyal yang digunakan adalah sinyal orang yang bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi) atau tidak bernyanyi (konsentrasi) setelah dilakukan *preprocessing*. Sinyal yang telah melalui tahap *preprocessing* akan terdapat sinyal yang dibutuhkan yaitu sinyal *alpha* dan *beta*
2. Kemudian sinyal yang telah melewati proses *preprocessing*, dilakukan proses ekstraksi menggunakan metode DWT.
3. Setelah dilakukan proses ekstraksi ciri dengan metode DWT, didapatkan ekstraksi ciri dari sinyal *alpha* dan *beta*.
4. Ekstraksi ciri yang didapatkan yaitu *Mean*, *Standard Deviation*, *Variance*, *Kurtosis*, *Skewness* dan *Entropy*.

3.5 Klasifikasi

Tahap ini menggunakan *K-Nearest Neighbour* (KNN) untuk mengelompokan data sinyal yang sudah melewati proses-proses sebelumnya. Seperti dijelaskan diawal sistem ini dibangun dalam tugas akhir menjadi dua proses, yaitu proses latih dan proses uji. Proses latih merupakan pembentukan *database* yang menyimpan

parameter terbaik dari data sinyal *alpha* dan *beta*. Klasifikasi KNN didasarkan pada ciri-ciri yang diperoleh dari ekstraksi ciri yaitu *entropy, kurtosis, skewness, mean, standar deviation, variance*.



Gambar 3.4 Diagram blok K-NN

Pada diagram blok K-NN, diawali dengan data masukan berupa data latih dan data uji dengan sinyal *alpha* dan *beta* yang sudah melalui tahap ekstraksi ciri, selanjutnya menentukan nilai K (jumlah tetangga yang dijadikan acuan). Nilai k yang di tentukan dan digunakan adalah 1, 3, 5, 7 dan 9. Setelah itu, dilanjutkan dengan menghitung nilai *euclidean distance* (jarak dengan tetangga lainnya) yang akan digunakan pada data uji. Lalu melakukan pengujian data menggunakan data uji yang sudah melewati tahap hingga ekstraksi ciri, dan dibandingkan dengan data latih yang disimpan dalam *database* yang telah dibuat sebelumnya. Pengujian untuk menentukan kelas pada data uji menggunakan ekstraksi ciri *mean/var/kurtosis/skewness/standard deviation/entropy*. Hasil klasifikasi pada data uji akan menentukan apakah data uji termasuk seseorang yang bermain gitar sembari bernyanyi (konsentrasi) atau seseorang yang bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi).

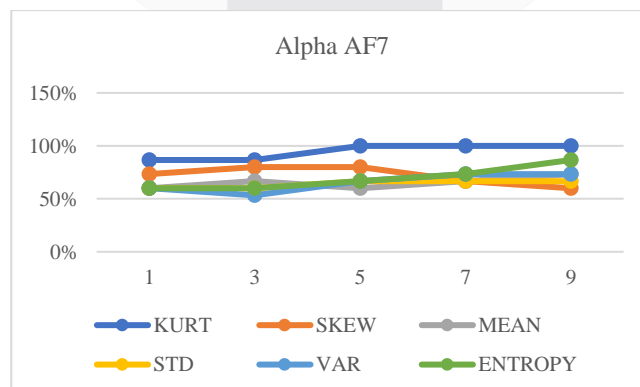
3.6 Akurasi Sistem

Akurasi suatu ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang akan diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Secara sistematis dapat ditulis sebagai berikut :

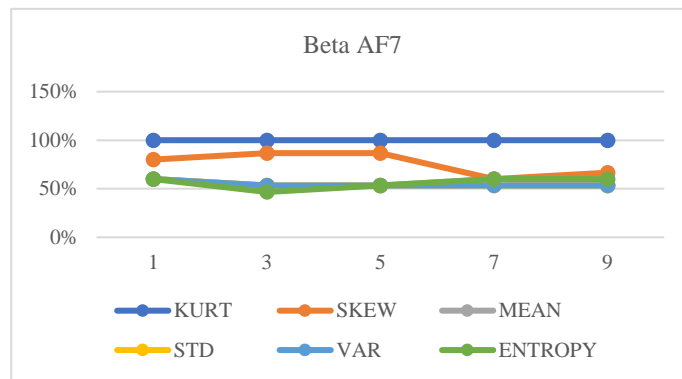
$$\text{Akurasi} = \frac{\text{jumlah data benar}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100 \% \tag{3.1}$$

4 Hasil percobaan dan analisa

4.1 Hasil Pengujian dan Analisis Kanal AF7



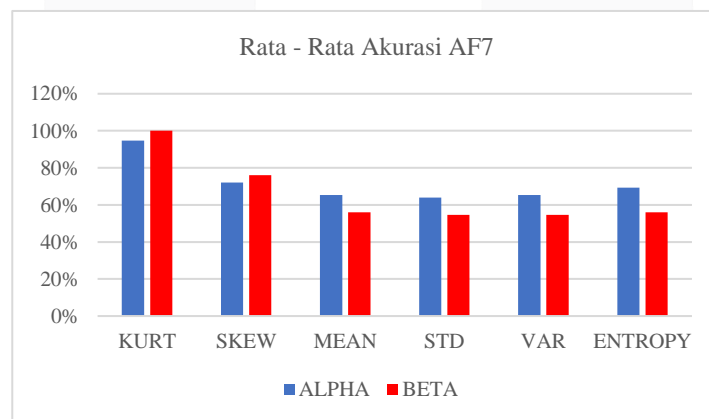
Gambar 4.1 Grafik pelatihan kanal AF7 sinyal *alpha*



Gambar 4.2 Grafik pelatihan kanal AF7 sinyal *beta*

Berdasarkan gambar 4.1 dan 4.2, untuk pengujian kanal AF7, sinyal *alpha* mendapatkan akurasi tertinggi pada saat k berada pada nilai 5, 7, dan 9 dengan menggunakan ciri *kurtosis*. Untuk sinyal *beta*, akurasi tertinggi didapatkan pada saat k berada pada nilai 1, 3, 5, 7, dan 9 dengan menggunakan ciri *kurtosis*. Berbeda dengan nilai k lainnya yang memiliki akurasi yang variatif.

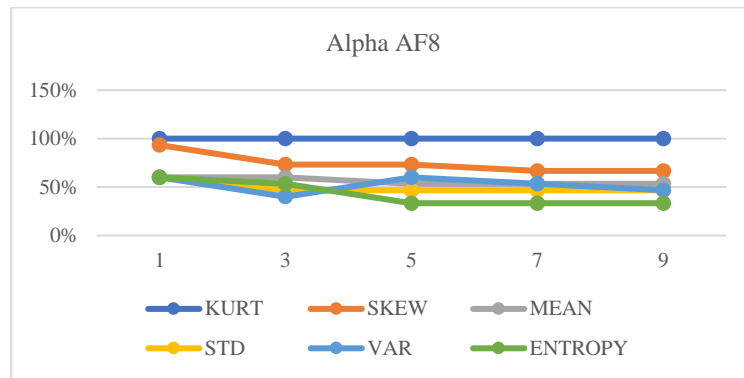
Dari hasil pengujian AF7, berdasarkan parameter k, ketika k bernilai 1, akurasi yang didapatkan pada sinyal *alpha* maupun *beta* memiliki akurasi yang sama yaitu sebesar 60 % ketika menggunakan ciri *mean*, *std*, *var*, dan *entropy*. Hal tersebut disebabkan karena algoritma klasifikasi k-nn hanya memperhatikan satu tetangga terdekatnya. Ketika nilai dari k semakin besar, maka akurasi yang didapatkan juga semakin besar, akurasi tertinggi didapatkan pada sinyal *alpha* yaitu sebesar 100 %. Hal tersebut berlaku juga pada sinyal *beta*, semakin tinggi nilai k, memberikan akurasi yang lebih tinggi dan pada sinyal *beta* memiliki akurasi yang stabil ketika menggunakan ciri *kurt*.



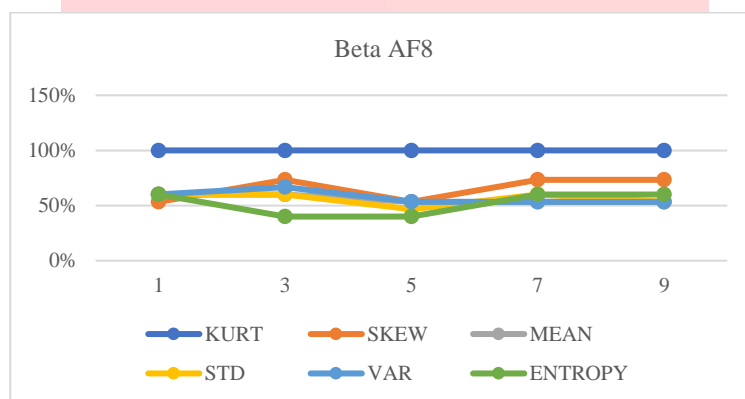
Gambar 4.3 Grafik pelatihan kanal AF7 sinyal *alpha* dan *beta*

Pada gambar 4.3, berdasarkan rata – rata hasil akurasi yang didapatkan mulai dari k = 1 hingga 9, nilai tertinggi dari kanal AF7 pada sinyal *alpha* terdapat pada parameter ciri *kurt* dengan rata – rata sebesar 95 %. Sama halnya pada sinyal *beta*, nilai tertinggi terdapat pada parameter ciri *kurt* dengan rata – rata sebesar 100 %.

4.2 Hasil Pengujian dan Analisis Kanal AF8



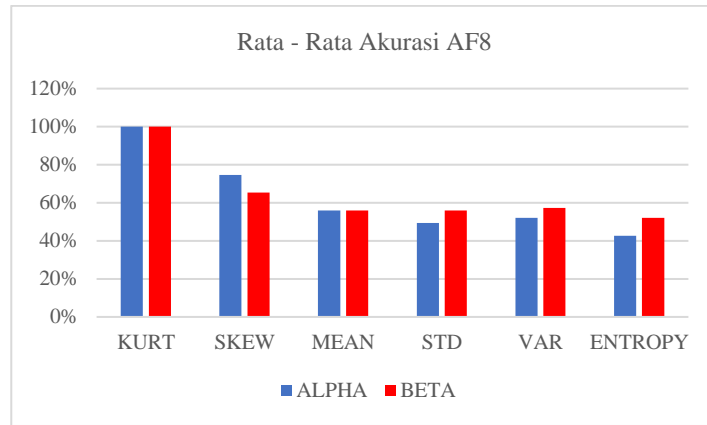
Gambar 4.4 Grafik pelatihan kanal AF8 sinyal *alpha*



Gambar 4.5 Grafik pelatihan kanal AF8 sinyal *beta*

Berdasarkan gambar 4.4 dan 4.5, untuk pengujian kanal AF8, sinyal *alpha* mendapatkan akurasi tertinggi pada saat k berada pada nilai 1, 3, 5, 7, dan 9 dengan menggunakan ciri *kurt*. Sama halnya untuk sinyal *beta*, akurasi tertinggi didapatkan pada saat k berada pada nilai 1, 3, 5, 7, dan 9 dengan menggunakan ciri *kurt*.

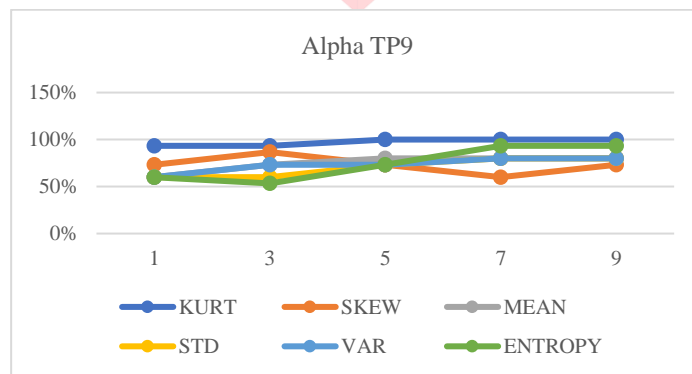
Dari hasil pengujian AF8, berdasarkan parameter k , ketika k bernilai 1, akurasi yang didapatkan pada sinyal *alpha* maupun *beta* memiliki akurasi yang sama yaitu sebesar 60 % ketika menggunakan ciri *mean*, *std*, *var*, dan *entropy*. Hal tersebut disebabkan karena algoritma klasifikasi k -nn hanya memperhatikan satu tetangga terdekatnya. Ketika nilai dari k semakin besar, maka akurasi yang didapatkan juga semakin besar, akurasi tertinggi didapatkan pada sinyal *alpha* yaitu sebesar 100 %. Hal tersebut berlaku juga pada sinyal *beta*, semakin tinggi nilai k , memberikan akurasi yang lebih tinggi. Akurasi sinyal *alpha* maupun *beta* stabil ketika menggunakan ciri *kurt*.



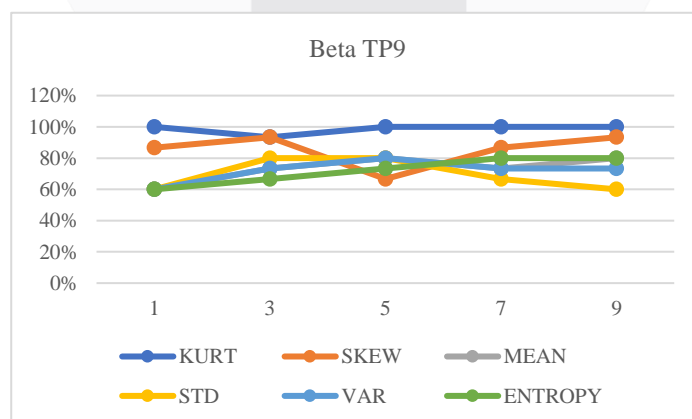
Gambar 4.6 Grafik pelatihan kanal AF8 sinyal *alpha* dan *beta*

Pada gambar 4.6, berdasarkan rata – rata hasil akurasi yang didapatkan mulai dari k = 1 hingga 9, nilai tertinggi dari kanal AF8 pada sinyal *alpha* terdapat pada parameter ciri *kurt* dengan rata – rata sebesar 100 %. Sedangkan pada sinyal *beta*, nilai tertinggi terdapat pada parameter ciri *kurt* dengan rata – rata sebesar 100 %.

4.3 Hasil Pengujian dan Analisis Kanal TP9



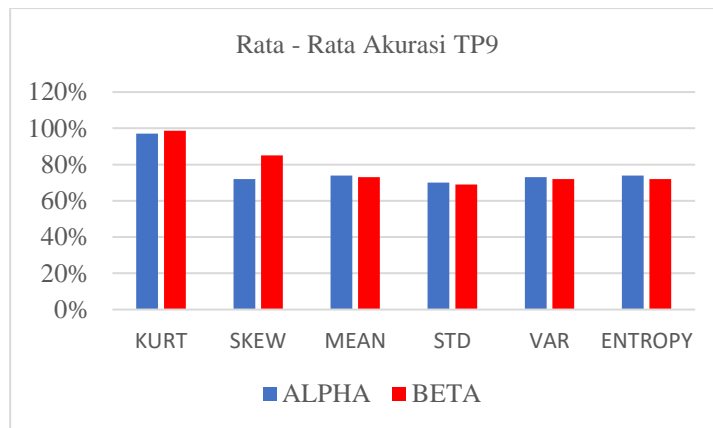
Gambar 4.7 Grafik pelatihan kanal TP9 sinyal *alpha*



Gambar 4.8 Grafik pelatihan kanal TP9 sinyal *beta*

Berdasarkan gambar 4.7 dan 4.8, untuk pengujian kanal TP9, sinyal *alpha* mendapatkan akurasi tertinggi pada saat k berada pada nilai 5, 7, dan 9. Untuk sinyal *beta*, akurasi tertinggi didapatkan pada saat k berada pada nilai 1, 5, 7, dan 9. Berbeda dengan nilai k lainnya yang memiliki akurasi yang variatif.

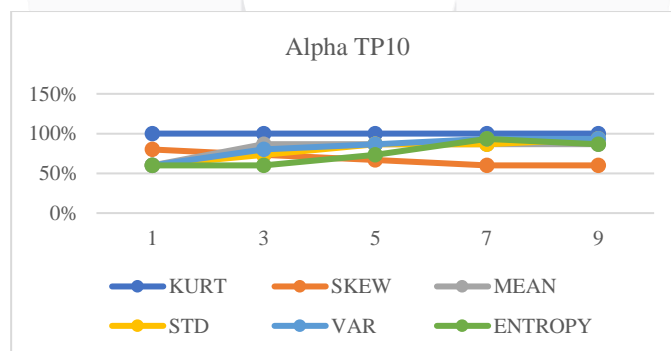
Dari hasil pengujian TP9, berdasarkan parameter k, ketika k bernilai 1, akurasi yang didapatkan pada sinyal *alpha* maupun *beta* memiliki akurasi yang sama yaitu sebesar 60 % ketika menggunakan ciri *mean*, *std*, *var*, dan *entropy*. Hal tersebut disebabkan karena algoritma klasifikasi k-nn hanya memperhatikan satu tetangga terdekatnya. Ketika nilai dari k semakin besar, maka akurasi yang didapatkan juga semakin besar, akurasi tertinggi didapatkan pada sinyal *alpha* yaitu sebesar 100 %. Hal tersebut berlaku juga pada sinyal *beta*, semakin tinggi nilai k, memberikan akurasi yang lebih tinggi. Akurasi sinyal *alpha* maupun *beta* stabil ketika menggunakan ciri *kurt*.



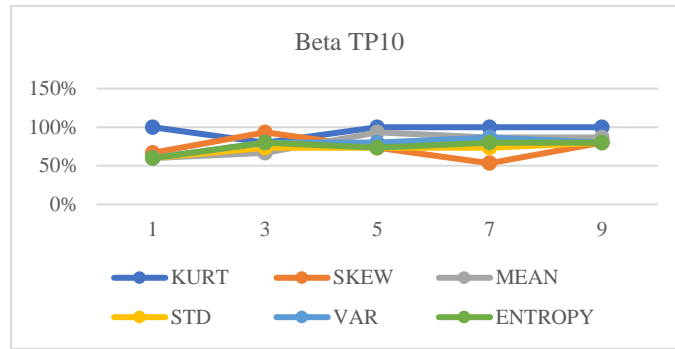
Gambar 4.9 Grafik pelatihan kanal TP9 sinyal *alpha* dan *beta*

Pada gambar 4.9, berdasarkan rata – rata hasil akurasi yang didapatkan mulai dari k = 1 hingga 9, nilai tertinggi dari kanal TP9 pada sinyal *alpha* terdapat pada parameter ciri *kurt* dengan rata – rata sebesar 97 %. Sedangkan pada sinyal *beta*, nilai tertinggi terdapat pada parameter ciri *kurt* dengan rata – rata sebesar 99 %.

4.4 Hasil Pengujian dan Analisis Kanal TP10



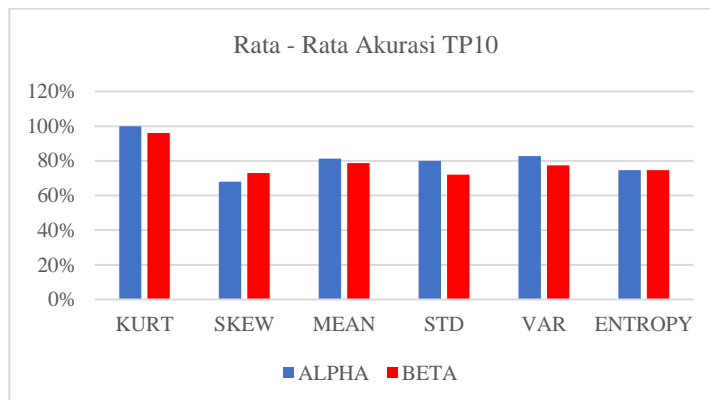
Gambar 4.10 Grafik pelatihan kanal TP10 sinyal *alpha*



Gambar 4.11 Grafik pelatihan kanal TP10 sinyal *beta*

Berdasarkan gambar 4.10 dan 4.11, untuk pengujian kanal TP10, sinyal *alpha* mendapatkan akurasi tertinggi pada saat k berada pada nilai 1, 3, 5, 7, dan 9. Untuk sinyal *beta*, akurasi tertinggi didapatkan pada saat k berada pada nilai 1, 5, 7, dan 9. Berbeda dengan nilai k lainnya yang memiliki akurasi yang variatif.

Dari hasil pengujian TP10, berdasarkan parameter k, ketika k bernilai 1, akurasi yang didapatkan pada sinyal *alpha* maupun *beta* memiliki akurasi yang sama yaitu sebesar 60 % ketika menggunakan ciri *mean*, *std*, *var*, dan *entropy*. Hal tersebut disebabkan karena algoritma klasifikasi k-nn hanya memperhatikan satu tetangga terdekatnya. Ketika nilai dari k semakin besar, maka akurasi yang didapatkan juga semakin besar, akurasi tertinggi didapatkan pada sinyal *alpha* yaitu sebesar 100 %. Hal tersebut berlaku juga pada sinyal *beta*, semakin tinggi nilai k, memberikan akurasi yang lebih tinggi. Akurasi sinyal *alpha* stabil ketika menggunakan ciri *kurt*.



Gambar 4.12 Grafik pelatihan kanal TP10 sinyal *alpha* dan *beta*

Pada gambar 4.12, berdasarkan rata – rata hasil akurasi yang didapatkan mulai dari k = 1 hingga 9, nilai tertinggi dari kanal TP10 pada sinyal *alpha* terdapat pada parameter ciri *kurt* dengan rata – rata sebesar 100 %. Sedangkan pada sinyal *beta*, nilai tertinggi terdapat pada parameter ciri *kurt* dengan rata – rata sebesar 96 %.

4.5 Kanal Terbaik pada Pengujian Sistem

Parameter dan ciri terbaik yang didapatkan dari pengujian sistem digunakan untuk mendapatkan kanal terbaik. Berikut ini merupakan tabel kanal terbaik yang didapatkan dari pengujian :

Tabel 4 Hasil Pengujian Kanal AF8 dengan ciri *kurtosis* dan k = 1, 3, 5, 7, dan 9

Data AF8	Jenis Data	Jumlah Data	Terbaca	
			Alpha	Beta
Orang 1	Konsentrasi	3	3	3

Orang 2	Konsentrasi	3	3	3
Orang 3	Tidak Konsentrasi	3	3	3
Orang 4	Konsentrasi	3	3	3
Orang 5	Tidak Konsentrasi	3	3	3
		Akurasi (%)	100%	100%

Pada tabel 4, hasil yang didapatkan pada sinyal *alpha* sebesar 100 % dan beta sebesar 100 % dengan 15 dari 15 data yang terbaca untuk sinyal *alpha* maupun *beta*.

4.6 Analisis

Berdasarkan hasil perbandingan pada sinyal *alpha* dan *beta* yang telah didapatkan, sinyal *alpha* memiliki kerapatan gelombang yang lebih renggang dibandingkan dengan sinyal *beta* yang memiliki kerapatan gelombang yang lebih padat dikarenakan rentang frekuensi yang berbeda. Rentang frekuensi pada sinyal *alpha* berkisar antara (8 s.d 13) Hz dan untuk sinyal *beta* berkisar antara (14 s.d 30) Hz. Perbandingan sinyal tersebut didapatkan dari ciri sinyal pada kondisi seseorang bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi) dan tidak bernyanyi (konsentrasi). Perbedaan pada sinyal bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi) dan tidak bernyanyi (konsentrasi) yang ada pada data sekunder dapat dilihat dari keluaran sinyalnya, apabila sinyal terlihat lebih rapat dan lebih konstan maka data tersebut berasal dari seseorang yang bermain gitar dan tidak bernyanyi (konsentrasi), begitupun sebaliknya, apabila bermain gitar sembari bernyanyi (tidak konsentrasi) maka sinyal terlihat tidak konstan dan kurang rapat.

Dalam pengujian sistem yang telah dilakukan, nilai k yang didapat untuk semua kanal dengan akurasi yang sama adalah pada saat k bernilai 1 dengan ciri yang digunakan yaitu *mean*, *std*, *var*, *entropy* dan hasil yang didapatkan adalah sebesar 60% untuk sinyal *alpha* dan *beta*. Berikutnya semakin besar nilai k akan semakin relatif naik untuk hasil yang didapatkan.

Berdasarkan dari hasil pengujian sistem, kanal terbaik ada pada AF8 dengan kondisi bermain gitar sembari bernyanyi dan tidak bernyanyi. Terdeteksi 15 data yang sesuai dari 15 data yang digunakan untuk sinyal *alpha* maupun *beta*. Hasil yang didapatkan stabil sebesar 100 % mulai dari nilai $k = 1$ hingga 9.

5. Kesimpulan dan saran

5.1 Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan terhadap perancangan sistem, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Metode ekstraksi ciri menggunakan *Discrete Wavelet Transform* dapat digunakan untuk mengekstraksi ciri sinyal *alpha* dan *beta* pada sinyal EEG saat seseorang bermain gitar sembari bernyanyi dan tidak bernyanyi. Metode tersebut diterapkan mulai dari menggunakan data input sinyal yang telah di *pre-processing*, lalu melewati tahap ekstraksi ciri untuk mendapatkan ciri *mean*, *kurtosis*, *skewness*, *standard deviation*, *entropy*, dan *variance* menggunakan sinyal *alpha* dan *beta*.
2. Metode K-NN dapat mengklasifikasi sinyal dalam kondisi bermain gitar sembari bernyanyi dan tidak bernyanyi berdasarkan sinyal *alpha* dan *beta*. Metode tersebut diterapkan mulai dari menggunakan data yang telah didapatkan ekstraksi cirinya, lalu menentukan nilai k (jumlah tetangga terdekat), setelah itu dihitung

nilai *euclidean distance* (jarak pusat ke antar tetangga), dan tahap terakhir yaitu penentuan kelas berdasarkan kemiripan ciri dari data yang diuji.

3. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, kanal AF8 adalah kanal terbaik dari keempat kanal yang digunakan. Kanal AF8 dikatakan terbaik karena hasil klasifikasi sinyal *alpha* dan *beta* mendapatkan akurasi lebih besar dibandingkan kanal lainnya, yaitu sebesar 100 %.
4. Parameter terbaik yang didapatkan berdasarkan pengujian pada kanal AF8 yaitu untuk parameter dwt adalah ciri *kurtosis* dan untuk parameter k-nn yaitu k sebesar 1, 3, 5, 7, dan 9. Parameter dwt dan k-nn tersebut dapat dikatakan terbaik karena berdasarkan hasil pengujian, didapatkan akurasi sebesar 100 % untuk klasifikasi sinyal *alpha* dan *beta*.

5.2 Saran

Saran untuk membantu pengembangan sistem selanjutnya adalah sebagai berikut :

1. Menggunakan data primer agar dapat menunjukkan bagaimana proses pengambilan data sebenarnya.
2. Menambahkan jumlah data pada masing – masing data latih dan uji agar hasil akurasi lebih maksimal.
3. Menggunakan metode ekstraksi ciri dan klasifikasi yang lain untuk sinyal EEG.

Daftar Pustaka :

- [1] Yoza Radyaputra. Inung Wijayanto. Analisis Sinyal Alpha dan Beta EEG Brainwave Terhadap Perbangan Konsentrasi Seseorang Pada Kondisi Mendengarkan Musik dan Merokok. E-Proceeding of Engineering, 2018. E- ISSN : 2355-9365.
- [2] Ilham Fadhlurohman. Inung Wijayanto. Analisis Sinyal Gelombang Otak Alpha, Beta, dan Theta Terhadap Kejujuran Mahasiswa Menggunakan Sinyal EEG 5 Kanal. 2018.
- [3] Rizal I. R, A.Z. Ajub, D.W. Eko. Analisis Kinerja Pengenalan Telapak Tangan Menggunakan Ekstraksi Ciri Principal Component Analysis (PCA) dan Overlapping Block. Scientific Journal of Informatics, 2015. e-ISSN 2460-0040.
- [4] Okiriza. K-NN: Perhitungan Jarak Serta Keunggulan dan Batasan. Post Cerita Tentang Data, 2015.
- [5] A. Nugraha, Psikologi Umum: Dasar Penerapan, Jakarta, 2003.
- [6] T., Saradayrian. The Power of Mind Menguak Rahasia Kekuatan Pikiran Anda. s.l. : Delphi Publisher, 2004.
- [7] A. M. Lal, A.Jain,M.Furkan, dan A.S.SSrivastava, "Eeg Based Home Appliance Control For Providing Guidance To Paralyzed Person,"in Proceedings of 2nd Hindustan College of Scienceand Technology, 2014.
- [8] A. Siswoyo, Z. Arief dan I.A. Sulistijono, "Klasifikasi Sinyal Otak Menggunakan Metode Logika,"Simposium Nasional RAPI XIII, 2014, pp. 119-128.
- [9] Akbar, Yudhiansyah, POLA GELOMBANG OTAK ABNORMAL PADA ELECTROENCEPHALOGRAPH, Bandung : Institut Teknologi Bandung, 2014.
- [10] K.Suresh Manic, Aminath.Saadha, K.Pirapaharan,"Characterisation and separation of brainwave signals",Journal of Engineering Science and Technology EURECA, Januari 2015.
Hadi, Abdul. "Pengertian, Fungsi, dan Bagian- Bagian Otak Manusia". 2015
- [11] Untari. "KESEHATAN OTAK MODAL DASAR HASILKAN SDM HANDAL". PROFESI, vol. 08, pp. 1-2, 2012.
- [12] E. Niedermeyer dan F. S. d. Silva, "Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and

- Related Fields,” Lippincott Williams & Wilkins, 2004.
- [13] Tim Penyusun. Pustaka Kesehatan Populer Menghindari Penyakit Jantung. Jakarta : Bhuana Ilmu Populer, 2009.
- [14] Tim Penyusun, Mengenal EEG dan Aplikasinya, Jakarta : Komunitas Ilmuwan dan Profesional Muslim Indonesia, 2016.
- [15] O’Flynn M, Moriarty E, “Linear Systems Time Domain and Transform Analysis”, J&W Son, Singapore, 1987.
- [16] S. A. Teukolsky, Numerical Recipes 3rd Edition: The Art of Scientific Computing, United States: William H. Press, 2014.
- [17] T. Sivalakshmi, G. Sreenivasulu, Comparative Analysis of Different Wavelets for EEG Signal Denoising, India: Ijirset, 2017.
- [18] K. Aglianry, "PERANCANGAN SISTEM UNTUK ANALISIS SINYAL GELOMBANGOTAK PADA GAMER BERBASIS EEG DENGAN MENGGUNAKAN METODE DISCRETE WAVELET TRANSFORM DAN K-NEAREST NEIGHBOUR", 2019.
- [19] S. and N. Y. N. M. Tuakia, Implementasi Watermarking Pada Citra Medis Menggunakan Metode Discrete Wavelet Transform (DWT). Universitas Brawijaya, 2013.
- [20] D. Y. Apriliyana and Triantoro, “Algoritma Discrete Wavelet Transform (DWT) Dan Absolute Moment Block Truncation Coding (AMBTC) Pada Sistem Watermarking Untuk Deteksi Dan Recovery Citra Medis,” 2015
- [21] F. T. Elektro, U. Telkom, and I. Mata, “Deteksi Kelebihan Kolesterol Melalui Citra Iris Mata Dengan Metode Discrete Wavelet Transform Dan Klasifikasi K- Nearest Neighbor.”
- [22] A. P. P. Nadia, “IDENTIFIKASI DAN KLASIFIKASI KEMURNIAN SUSU SAPI BERDASARKAN PEMROSESAN SINYAL VIDEO MENGGUNAKAN METODE DISCRETE WAVELET TRANSFORM (DWT) DAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION (LVQ)”, 2017.
- [23] H. Nikmehr and S. T. Hashemy, “A New Approach to Audio Watermarking Using Discrete Wavelet and Cosine Transforms,” in 2010 1st International Conference Communications Engineering pp. 1–10, 2010.
- [24] A. Kaur, M. K. Dutta, K. M. Soni, and N. Taneja, “A High Payload Audio Watermarking Algorithm Robust against MP3 Compression,” in Institute of Electrical and Electronics Engineer., no. 1, pp. 1–5, 2014.