

KLASIFIKASI SINYAL EEG SAAT MENDENGARKAN MUSIK ROCK DAN MUSIK KLASIK DENGAN METODE TRANSFORMASI WAVELET

CLASSIFICATION OF EEG SIGNAL WHILE LISTENING ROCK MUSIC AND CLASSIC MUSIC WITH WAVELET TRANSFORM METHOD

Ilva Herdayanti¹, Inung Wijayanto, S.T., M.T.², Nur Ibrahim, S.T., M.T.³

^{1,2,3} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
¹ilvaherdayanti@students.telkomuniversity.ac.id,
²iwijayanto@telkomuniversity.ac.id,
³nuribrahim.nib@gmail.com

Abstrak

Konsentrasi merupakan hal yang dibutuhkan siswa dalam memahami materi pelajaran agar dapat mencapai hasil belajar yang maksimal. Banyak faktor yang dapat mempengaruhi konsentrasi, salah satunya faktor eksternal seperti suara. Musik merupakan salah satu jenis suara yang dapat meningkatkan konsentrasi seseorang. Dengan menggunakan *Electroencephalography* (EEG) sebagai instrumen untuk menangkap sinyal otak, kita dapat mengetahui apa pengaruh dari stimulasi musik terhadap konsentrasi. Tugas akhir ini bertujuan untuk mengklasifikasi dan menganalisis sinyal EEG terhadap kondisi konsentrasi seseorang saat mendengarkan musik *rock* dan musik klasik dengan melihat bentuk gelombang otak manusia dari sinyal *alpha* dengan rentang frekuensi (8-16) Hz dan sinyal *beta* dengan rentang frekuensi (16-32) Hz.

Masukan sistem didapatkan dari pengambilan sinyal EEG pada bagian kepala menggunakan alat EEG 4 kanal yaitu *MUSE Brain Sensing Headband*. Selanjutnya sinyal EEG yang telah direkam akan transformasikan dari domain waktu ke domain frekuensi. Kemudian dilakukan ekstraksi ciri menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) sebagai pemodelan untuk meningkatkan akurasi dengan mengekstraksi sinyal terhadap gelombang *alpha* dan *beta*. Selanjutnya dilakukan proses klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbor* (KNN).

Hasil pengujian menunjukan bahwa kanal terbaik terdapat pada kanal AF8 dengan akurasi 96% untuk sinyal *alpha* dan 85% untuk sinyal *beta*. Pada kanal AF8 untuk sinyal *alpha* terdapat 26 data yang terdeteksi benar dan 1 data yang terdeteksi salah, sedangkan untuk sinyal *beta* terdapat 23 data yang terdeteksi benar dan 4 data yang terdeteksi salah.

Kata kunci : *Discrete Wavelet Transform, Electroencephalography, KNN, Konsentrasi.*

Abstract

Concentration is something that students need in understanding subject matter in order to achieve maximum learning outcomes. Many factors can affect concentration, one of which is external factors such as sound. Music is one type of sound that can increase one's concentration. By using *Electroencephalography* (EEG) as an instrument to capture brain signals, we can find out what the effects of music stimulation on concentration. This final project aims to classify and analyze EEG signals against a person's concentration conditions when listening to rock music and classical music by looking at human brain waveforms from alpha signals with frequency ranges (8-16) Hz and beta signals with frequency ranges (16-32) Hz.

System input is obtained from EEG signal capture on the front head of the section using a 4-channel EEG device, namely *MUSE Brain Sensing Headband*. Then the recorded EEG signal will transform from the time domain to the frequency domain. Then feature extraction is performed using *Discrete Wavelet Transform* (DWT) as a model to improve accuracy by extracting signals against Alpha and Beta waves. Then the classification process is carried out using *K-Nearest Neighbor* (KNN).

The test results show that the best channels are on the AF8 channel with 96% accuracy for alpha signals and 85% for beta signals. On AF8 channel for alpha signal there are 26 data detected correctly and 1 data detected incorrectly, while for beta signal there are 23 data detected correctly and 4 data detected incorrectly.

Keywords : *Concentration, Discrete Wavelet Transform, Electroencephalography, KNN.*

1 Pendahuluan

Konsentrasi merupakan kemampuan untuk memusatkan perhatian secara penuh pada suatu objek yang sedang dihadapi dan mengabaikan semua hal yang tidak berhubungan[1]. Belakangan ini banyak pelajar yang kurang mampu untuk berkonsentrasi saat belajar. Padahal konsentrasi saat belajar sangat diperlukan agar dapat mencapai hasil belajar yang maksimal [2]. Banyak faktor yang dapat mempengaruhi konsentrasi, salah satunya adalah faktor eksternal seperti suara. Sebagai contoh, seseorang yang membaca buku di perpustakaan akan lebih mudah berkonsentrasi untuk memahami isi buku tersebut karena suasana perpustakaan yang tenang. Contoh lain, ketika suasana kelas sangat berisik karena sebagian siswa banyak yang mengobrol maka siswa lain mungkin akan kesulitan untuk memahami materi pelajaran. Namun tidak semua suara dapat mengganggu konsentrasi, bahkan ada suara-suara yang justru membuat konsentrasi meningkat, salah satu contohnya adalah musik.

Banyak penelitian yang menyebutkan bahwa musik dapat mempengaruhi konsentrasi. Untuk mengetahui pengaruh musik terhadap konsentrasi, dapat dilakukan dengan mengamati informasi sinyal otak melalui EEG. EEG atau *Electroencephalography* adalah salah satu metode yang dilakukan untuk mengukur aktivitas kelistrikan dari otak dengan menempatkan logam-logam elektroda pada kulit kepala [3]. Hasil EEG berupa garis gelombang dalam bentuk domain waktu. Untuk dapat diolah, sinyal EEG mentah harus ditransformasikan ke dalam bentuk domain frekuensi. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan klasifikasi sinyal eeg terhadap rangsangan suara dengan menggunakan metode ekstraksi *wavelet* dan spektral daya. Hasil yang didapat menunjukkan pengaruh rangsangan suara menyebabkan 75% gelombang *alpha* meningkat, sedangkan gelombang *teta* dan *beta* menurun sekitar 48% dan 56% [4].

Pada tugas akhir ini akan dibuat sistem yang dapat menganalisis sinyal EEG terhadap rangsangan suara berupa musik *rock* dan musik klasik dengan mengamati gelombang otak *alpha* (8 - 16 Hz) dan *beta* (16 - 32 Hz) menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) sebagai *Feature Extraction* atau ekstraksi ciri, dan *K-Nearest Neighbour* (K-NN) untuk klasifikasi. Sistem yang dibangun akan diimplementasi dalam aplikasi perangkat lunak.

2 Dasar Teori

2.1 Konsentrasi [5]

Konsentrasi merupakan kemampuan seseorang dalam memusatkan pikiran pada suatu hal dengan mengenyampingkan semua hal lainnya yang tidak berhubungan[1]. Pada proses belajar konsentrasi sangat diperlukan agar informasi yang diinginkan dapat diserap dengan baik. Konsentrasi yang lemah dapat membuat seseorang mudah melupakan sesuatu dan sebaliknya konsentrasi yang kuat dapat membuat seseorang mengingat dalam rentang waktu yang lama. Banyak faktor yang dapat mempengaruhi konsentrasi, misalnya stimulasi eksternal seperti suara, kesehatan dan keadaan emosional.

2.2 *Electroencephalography* (EEG)

Electroencephalography (EEG) merupakan teknik pencitraan medis dengan membaca aktivitas-aktivitas elektrik disepanjang kulit kepala yang dihasilkan oleh struktur otak. *Electroencephalogram* (EEG) merupakan alat yang digunakan untuk merekam aktivitas elektrik dengan menempatkan logam-logam elektroda pada kulit kepala [3]. EEG dapat diukur dengan menggunakan elektroda yang ditempatkan di kulit kepala atau langsung di korteks. EEG yang diukur langsung dari permukaan kulit kepala disebut *electrocortigram* sementara ketika menggunakan *probe* kedalaman disebut *electrogram* [6]. Aktivitas EEG ditunjukkan dengan ukuran *Hertz* untuk satuan frekuensi, *milisecond* untuk durasi, serta 1 *microvolt* untuk amplitudo gelombang [7]. Hasil dari EEG sendiri berupa grafik yang memuat banyak informasi tentang aktivitas otak. Hasil dari EEG harus diolah terlebih dahulu agar dapat dianalisis.

2.3 Gelombang otak [9] [10]

Gelombang otak adalah gelombang listrik yang dikeluarkan oleh neuron dalam otak. Gelombang otak dibagi menjadi 5 gelombang yaitu gelombang delta, theta, alpha, beta dan gamma.

2.3.1 Gelombang delta

Gelombang *delta* memiliki frekuensi dari 1 Hz sampai 4 Hz yang terjadi saat kondisi ketika tertidur lelap, tanpa mimpi. Fase *delta* adalah fase istirahat bagi tubuh dan pikiran. Tubuh melakukan proses penyembuhan diri, memperbaiki kerusakan jaringan dan aktif memproduksi sel-sel baru saat tertidur lelap.

2.3.2 Gelombang theta

Gelombang *theta* memiliki frekuensi dari 4 Hz sampai 8 Hz yang terjadi pada saat seseorang mengalami tidur ringan, atau sangat mengantuk. Tanda-tandanya napas mulai melambat dan dalam.

2.3.3 Gelombang alpha

Gelombang *alpha* memiliki frekuensi dari 8 Hz sampai 12 Hz yang terjadi saat kondisi seseorang sedang sadar, mata tertutup dan saat mengalami relaksasi atau mulau istirahat dengan tanda-tanda mata mulai menutup atau mulau mengantuk. Gelombang Alfa dihasilkan setiap akan tidur, tepatnya masa peralihan antara sadar dan tidak sadar.

2.3.4 Gelombang *beta*

Gelombang *beta* memiliki frekuensi dari 12 Hz sampai 25 Hz yang terjadi saat kondisi seseorang mengalami aktivitas mental yang terjaga penuh dan saat berkonsentrasi tinggi seperti mengerjakan proyek rumit, belajar, olahraga, berdebat dan lain-lain.

2.4 Discrete Wavelet Transform (DWT)

Transformasi *wavelet* adalah salah satu metode ekstraksi ciri yang sangat cocok untuk mengolah sinyal *non-stationer* seperti sinyal EEG. Transformasi *wavelet* digunakan untuk menguraikan data atau fungsi atau operator menjadi komponen frekuensi yang berbeda-beda dengan resolusi yang disesuaikan dengan skalanya [12]. Secara garis besar, transformasi *wavelet* dibedakan menjadi 2 yaitu *Continuous Wavelet Transform* (CWT) dan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) [13]. Pada penelitian tugas akhir ini akan digunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) sebagai metode ekstraksi ciri. DWT merupakan sebuah transformasi linear yang mengoperasikan data vektor yang mempunyai panjang $2n$, lalu merubahnya menjadi beberapa vektor yang berbeda tapi dengan panjang yang sama. Pada metode DWT data dipisah berdasarkan frekuensinya lalu setiap bagiannya akan dianalisis dengan resolusi yang sesuai dengan skalanya. DWT dihitung dengan sebuah kaskade filter dan diikuti oleh 2 *subsampling* [14].

2.4 K-Nearest Neighbour (K-NN)

K-Nearest Neighbour (K-NN) merupakan salah satu metode klasifikasi terhadap objek yang berdasarkan ciri-ciri data pembelajaran (data latih) yang paling mendekati objek. Dimana ciri direpresentasikan dengan ukuran jarak yang akan diolah dalam hitungan matematis. Dalam metode K-NN akan dihitung nilai jarak antara titik yang merepresentasikan data pengujian dengan semua titik yang merepresentasikan data latihnya [18].

3. Hasil dan Pembahasan

Tahap klasifikasi dilakukan terhadap 24 data yang terdiri dari 15 data latih dan 9 data uji. Pelatihan data yang dilakukan adalah untuk mendapatkan nilai K dan parameter ciri terbaik untuk performansi sistem. Berikut adalah hasil pelatihan.

Tabel 3.1 Hasil pelatihan kanal AF7

Parameter/K	1	3	5	7	9	Rata-rata
MAX	100%	68%	60%	53%	44%	65%
MIN	100%	71%	46%	46%	48%	62%
MEAN	100%	73%	68%	55%	55%	70%
STD	100%	68%	53%	42%	46%	62%
VAR	100%	68%	53%	46%	46%	63%
ENT	100%	71%	53%	51%	49%	65%
SKEWNESS	100%	80%	66%	60%	60%	73%
KURTOSIS	100%	86%	62%	51%	55%	71%

Parameter/K	1	3	5	7	9	Rata-rata
MAX	100%	77%	73%	66%	62%	76%
MIN	100%	75%	49%	53%	51%	66%
MEAN	100%	77%	64%	75%	60%	75%
STD	100%	75%	53%	44%	53%	65%
VAR	100%	75%	53%	48%	48%	65%
ENT	100%	71%	66%	64%	57%	72%
SKEWNESS	100%	82%	60%	53%	44%	68%
KURTOSIS	100%	71%	60%	53%	57%	68%

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa untuk kanal AF7 pada sinyal *alpha* K terbaik yaitu pada 1 dan ciri sinyal terbaik *mean*, *skewness*, dan *kurtosis*. Maka pada pengujian kanal AF7 akan digunakan K=1 dan ciri *mean*, *skewness*, dan *kurtosis*. Pada sinyal *beta* K terbaik yaitu pada 1 dan ciri sinyal terbaik *max*, *mean*, dan *ent*. Maka pada pengujian kanal AF7 akan digunakan K=1 dan *max*, *mean*, dan *ent*.

Tabel 3.1 Hasil pelatihan kanal AF8

Parameter/K	1	3	5	7	9	Rata-rata
MAX	100%	59%	51%	49%	49%	62%
MIN	100%	55%	49%	51%	47%	60%
MEAN	100%	53%	49%	44%	42%	58%
STD	100%	55%	53%	47%	51%	61%
VAR	100%	55%	51%	53%	49%	62%
ENT	100%	47%	42%	42%	44%	55%
SKEWNESS	100%	61%	55%	47%	47%	62%
KURTOSIS	100%	63%	62%	47%	51%	65%

Parameter / K	1	3	5	7	9	Rata-rata
MAX	100%	60%	47%	51%	53%	62%
MIN	100%	64%	51%	42%	51%	62%
MEAN	100%	66%	53%	55%	55%	66%
STD	100%	61%	61%	42%	36%	60%
VAR	100%	64%	55%	45%	43%	61%
ENT	100%	57%	53%	42%	42%	59%
SKEWNESS	100%	66%	61%	57%	47%	66%
KURTOSIS	100%	61%	61%	53%	55%	66%

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa untuk kanal AF8 pada sinyal *alpha* K terbaik yaitu pada 1 dan ciri sinyal terbaik *max*, *var*, *skewness* dan *kurtosis*. Maka pada pengujian kanal AF8 akan digunakan K=1 dan ciri *mean*, *skewness*, dan *kurtosis*. Pada sinyal *beta* K terbaik yaitu pada 1 dan ciri sinyal terbaik *mean*, *skewness*, dan *kurtosis*. Maka pada pengujian kanal AF8 akan digunakan K=1 dan ciri *mean*, *skewness*, dan *kurtosis*.

Tabel 3.1 Hasil pelatihan kanal TP9

Parameter/K	1	3	5	7	9	Rata-rata
MAX	100%	60%	51%	40%	42%	59%
MIN	100%	62%	51%	49%	47%	62%
MEAN	100%	55%	47%	40%	47%	58%
STD	100%	58%	53%	45%	45%	60%
VAR	100%	58%	55%	40%	49%	60%
ENT	100%	57%	42%	43%	45%	57%
SKEWNESS	100%	62%	51%	49%	49%	62%
KURTOSIS	100%	58%	55%	55%	49%	63%

Parameter K	1	3	5	7	9	Rata-rata
MAX	100%	62%	49%	44%	44%	60%
MIN	100%	73%	60%	55%	51%	68%
MEAN	100%	51%	51%	51%	47%	60%
STD	100%	58%	53%	47%	58%	63%
VAR	100%	58%	55%	47%	49%	62%
ENT	100%	55%	55%	55%	57%	64%
SKEWNESS	100%	64%	53%	49%	44%	62%
KURTOSIS	100%	66%	58%	55%	47%	65%

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa untuk kanal TP9 pada sinyal *alpha* K terbaik yaitu pada 1 dan ciri sinyal terbaik *min*, *skewness* dan *kurtosis*. Maka pada pengujian kanal TP9 akan digunakan K=1 dan ciri *min*, *skewness* dan *kurtosis*. Pada sinyal *beta* K terbaik yaitu pada 1 dan ciri sinyal terbaik *min*, *ent*, dan *kurtosis*. Maka pada pengujian kanal TP9 akan digunakan K=1 dan ciri *min*, *ent*, dan *kurtosis*.

Tabel 3.1 Hasil pelatihan kanal TP10

Parameter/K	1	3	5	7	9	Rata-rata
MAX	100%	60%	58%	51%	51%	64%
MIN	100%	58%	42%	40%	44%	57%
MEAN	100%	66%	55%	53%	49%	65%
STD	100%	55%	46%	46%	44%	58%
VAR	100%	49%	44%	46%	44%	57%
ENT	100%	51%	42%	42%	46%	56%
SKEWNESS	100%	58%	44%	49%	53%	61%
KURTOSIS	100%	60%	57%	42%	38%	59%

Parameter/K	1	3	5	7	9	Rata-rata
MAX	100%	64%	62%	53%	44%	65%
MIN	100%	60%	62%	60%	57%	68%
MEAN	100%	57%	60%	55%	49%	64%
STD	100%	60%	53%	57%	51%	64%
VAR	100%	60%	51%	57%	53%	64%
ENT	100%	60%	55%	55%	55%	65%
SKEWNESS	100%	64%	55%	57%	46%	64%
KURTOSIS	100%	57%	46%	40%	49%	58%

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa untuk kanal TP10 pada sinyal *alpha* K terbaik yaitu pada 1 dan ciri sinyal terbaik *max*, *mean*, dan *skewness*. Maka pada pengujian kanal TP10 akan digunakan K=1 dan ciri *max*, *mean*, dan *skewness*. Pada sinyal *beta* K terbaik yaitu pada 1 dan ciri sinyal terbaik *max*, *min*, dan *ent*. Maka pada pengujian kanal TP10 akan digunakan K=1 dan ciri *max*, *min*, dan *ent*.

Tabel 3.4 Hasil pengujian sistem

Data Uji AF8	Kondisi	Terbaca	
		Alpha	Beta
1	Tanpa Musik	Tanpa Musik	Tanpa Musik
2	Tanpa Musik	Tanpa Musik	Tanpa Musik
3	Tanpa Musik	Tanpa Musik	Tanpa Musik
4	Tanpa Musik	Tanpa Musik	Tanpa Musik
5	Tanpa Musik	Tanpa Musik	Tanpa Musik
6	Tanpa Musik	Tanpa Musik	Klasik
7	Tanpa Musik	Classic	Rock
8	Tanpa Musik	Tanpa Musik	Tanpa Musik
9	Tanpa Musik	Tanpa Musik	Tanpa Musik

Data Uji AF8	Kondisi	Terbaca	
		Alpha	Beta
1	Musik Classic	Classic	Classic
2	Musik Classic	Classic	Classic
3	Musik Classic	Classic	Classic
4	Musik Classic	Classic	Classic
5	Musik Classic	Classic	Classic
6	Musik Classic	Classic	Classic
7	Musik Classic	Classic	Classic
8	Musik Classic	Tanpa Musik	Tanpa Musik
9	Musik Classic	Classic	Rock

Data Uji AF8	Kondisi	Terbaca	
		Alpha	Beta
1	Musik Rock	Rock	Rock
2	Musik Rock	Rock	Rock
3	Musik Rock	Rock	Rock
4	Musik Rock	Rock	Rock
5	Musik Rock	Rock	Rock
6	Musik Rock	Rock	Rock
7	Musik Rock	Rock	Rock
8	Musik Rock	Rock	Rock
9	Musik Rock	Rock	Rock

Berdasarkan hasil pengujian sistem, kanal AF7, AF8, TP9, TP10 diujikan dengan nilai K dan parameter ciri terbaik masing-masing yang didapatkan dari hasil pelatihan sistem. Pada kanal AF7 untuk sinyal *alpha* didapatkan akurasi sebesar 66% dari 27 data uji, 6 data terdeteksi konsentrasi tanpa musik, 6 data terdeteksi konsentrasi dengan musik rock, 6 data terdeteksi konsentrasi dengan musik klasik dan 9 data salah deteksi. Pada sinyal *beta* didapatkan akurasi sebesar 74% dari 27 data uji, 9 data terdeteksi konsentrasi tanpa musik, 7 data terdeteksi konsentrasi dengan musik *rock*, 5 data terdeteksi konsentrasi dengan musik klasik dan 6 data salah deteksi. Pada kanal AF8 untuk sinyal *alpha* didapatkan akurasi sebesar 92% dari 27 data uji, 8 data terdeteksi konsentrasi tanpa musik, 9 data terdeteksi konsentrasi dengan musik *rock*, 8 data terdeteksi konsentrasi dengan musik klasik dan 2 data salah deteksi. Pada sinyal *beta* didapatkan akurasi sebesar 85% dari 27 data uji, 7 data terdeteksi konsentrasi tanpa musik, 9 data terdeteksi konsentrasi dengan musik *rock*, 7 data terdeteksi konsentrasi dengan musik klasik dan 4 data salah deteksi. Pada kanal TP9 untuk sinyal *alpha* didapatkan akurasi sebesar 70% dari 27 data uji, 5 data terdeteksi konsentrasi tanpa musik, 8 data terdeteksi konsentrasi dengan musik *rock*, 6 data terdeteksi konsentrasi dengan musik klasik dan 8 data salah deteksi. Pada sinyal *beta* didapatkan akurasi sebesar 85% dari 27 data uji, 7 data terdeteksi konsentrasi tanpa musik, 8 data terdeteksi konsentrasi dengan musik *rock*, 8 data terdeteksi konsentrasi dengan musik klasik dan 4 data salah deteksi. Berdasarkan hasil pengujian sistem, tiap kanal AF8 diujikan dengan nilai K dan parameter ciri terbaik yang didapatkan dari hasil pelatihan sistem. Pada kanal AF8 untuk sinyal *alpha* didapatkan akurasi sebesar 77% dari 27 data uji, 6 data terdeteksi konsentrasi tanpa musik, 8 data terdeteksi konsentrasi dengan musik *rock*, 7 data terdeteksi konsentrasi dengan musik klasik dan 6 data salah deteksi. Pada sinyal *beta* didapatkan akurasi sebesar 81% dari 27 data uji, 8 data terdeteksi konsentrasi tanpa musik, 6 data terdeteksi konsentrasi dengan musik *rock*, 8 data terdeteksi konsentrasi dengan musik klasik dan 5 data salah deteksi.

4. Analisis

Pada hasil perbandingan sinyal *alpha* dan *beta* yang telah diterapkan, sinyal *alpha* memiliki kerapatan gelombang yang lebih renggang dibandingkan dengan sinyal *beta* yang memiliki ciri rapat gelombang lebih padat dikarenakan rentang frekuensi yang berbeda, yakni rentang frekuensi sinyal *alpha* berkisar antara (8 - 16) Hz dan sinyal *beta* berkisar antara (16 - 32) Hz. Ciri tersebut berlaku di semua kondisi konsentrasi tanpa musik, konsentrasi dengan musik *rock* dan konsentrasi dengan musik klasik.

Berdasarkan hasil dari pelatihan sistem yang telah dilakukan pada kanal AF7, AF8, TP9 dan TP10 menunjukkan bahwa nilai K=1 merupakan jarak terbaik dengan akurasi 100% pada semua kanal. Hal ini menunjukkan bahwa jarak terbaik didapatkan dengan membandingkan data dengan tetangga yang paling dekat. Semakin besar nilai K, maka data dibandingkan dengan tetangga yang lebih jauh sehingga akurasi cenderung semakin menurun.

Pada parameter kedua yaitu melatih parameter ciri untuk mendapatkan parameter terbaik untuk pengujian sistem. Parameter yang digunakan dalam pelatihan sistem yaitu *max*, *min*, *mean*, *std*, *ent*, *var*, *skewness*, dan *kurtosis*. Parameter tersebut akan dilatih satu per satu di setiap kanal untuk melihat parameter yang paling optimum di kanal tersebut. Setelah akurasi didapatkan dipilih 3 parameter terbaik dari hasil pelatihan. Hasil pelatihan parameter ciri menunjukkan bahwa parameter ciri yang terbaik tiap kanal berbeda-beda.

Berdasarkan hasil dari pengujian sistem dapat diketahui bahwa pengujian terbaik terdapat pada kanal AF8 dengan akurasi 96% untuk sinyal *alpha* dan 85% untuk sinyal *beta*. Pada kanal AF8 untuk sinyal *alpha* terdapat 26 data yang terdeteksi benar dengan dan 1 data yang terdeteksi salah, sedangkan untuk sinyal *beta* terdapat 23 data yang terdeteksi benar dan 4 data yang terdeteksi salah.

5. Kesimpulan

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

1. Sistem yang telah dibuat mampu mengklasifikasikan jenis musik yang didengarkan saat berkonsentrasi dengan menggunakan DWT sebagai metode ekstraksi ciri dan K-NN sebagai metode klasifikasi.
2. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa akurasi terbesar didapatkan saat nilai $K=1$ untuk setiap sinyal alpha dan beta dengan akurasi 100% pada semua kanal, maka nilai $K=1$ yang digunakan dalam pengujian.
3. Berdasarkan hasil pelatihan sistem menunjukkan parameter ciri dengan akurasi terbaik pada setiap kanal berbeda-beda. Pada kanal AF7 didapatkan parameter terbaik untuk sinyal alpha yaitu mean, skewness, dan kurtosis, sedangkan untuk sinyal beta adalah max, mean, dan ent. Pada kanal AF8 didapatkan parameter terbaik untuk sinyal alpha yaitu max, var, skewness dan kurtosis., sedangkan untuk sinyal beta adalah mean, skewness, dan kurtosis. Pada kanal TP9 didapatkan parameter terbaik untuk sinyal alpha yaitu min, skewness dan kurtosis, sedangkan untuk sinyal beta adalah min, ent, dan kurtosis. Pada kanal TP10 didapatkan parameter terbaik untuk sinyal alpha yaitu max, mean, dan skewness, sedangkan untuk sinyal beta adalah max, min, dan ent.
4. Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa pengujian terbaik terdapat pada kanal AF8 dengan akurasi sinyal *alpha* sebesar 96% dengan menggunakan $K=1$ dan parameter ciri *max*, *skewness* dan *kurtosis*. Dari 27 data uji, 9 data terdeteksi konsentrasi tanpa musik, 9 data terdeteksi konsentrasi dengan musik *rock* dan 8 data terdeteksi konsentrasi dengan musik klasik dan 1 data salah deteksi. Pada sinyal beta menghasilkan akurasi sebesar 85% dengan menggunakan $K=1$ dan parameter ciri *mean*, *skewness*, dan *kurtosis*. Dari 27 data uji, 7 data terdeteksi konsentrasi tanpa musik, 9 data terdeteksi konsentrasi dengan musik *rock*, 7 data terdeteksi konsentrasi dengan musik klasik dan 4 data salah deteksi.

Daftar Pustaka

- [1] "Pengertian Konsentrasi menurut Beberapa Ahli," 2014.[Online].Available:<https://mfahreza742.wordpress.com/2014/pengertiankonsentrasi-menurut-beberapa-ahli/> [Diakses 10 Oktober 2017].
- [2] "Konsentrasi Belajar vs Mahasiswa," 2013.[Online]. Available: https://www.kompasiana.com/fajaryulianawismandari/konsentras-belajar-vs-mahasiswa_5529ea6ea8346d79552d0d/ [Diakses 04 Oktober 2017].
- [3] M.Teplan,"Fundamentals of EEG measurment",Measurement science review,Volume 2,Section 2,2002.
- [4] Djamal, Esmeralda & A. Tjokronegoro, Harijono. Identifikasi dan Klasifikasi Sinyal EEG terhadap Rangsangan Suara dengan Ekstraksi Wavelet dan Spektral Daya. ITB Journal of Sciences. 2005
- [5] L. Sonika, R. Archana , J. Jerry, A. Meena, R. Jagbeer, C. Vandana, P. Sucheta, "Impact of Teaching Time on Attention and Concentration", IOSR Journal of Nursing and Health Science (IOSR-JNHS), Volume 3, Issue 4 Ver. I, PP 01-04, Juli-Agustus 2014.
- [6] B. Katarzyna, D. Piotr, "Electroencephalography", Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering, 2006.
- [7] Manford M. Practical Guide to epilepsy. Butterworth Heinemann. Burlington. 2003
- [8] <http://developer.choosemuse.com/hardware-firmware/hardware-specifications>. [Diakses Oktober 2018]
- [9] K.Suresh Manic, Aminath.Saadha, K.Pirapaharan,"Characterisation and separation of brainwave signals",Journal of Engineering Science and Technology EURECA,Januari 2015.
- [10] Gurumurthy.Sasikumar, Mahiit.Vudi Sai, Ghosh.Rittwika,"Analysis and simulation of brain signal data by EEG signal; processing teschnique using Matlab",International Journal of Engineering and Technology (IJET),Volume 5,No.2,Juni 2013.
- [11] O'Flynn M, Moriarty E, "Linear Systems Time Domain and Transform Analysis", J&W Son, Singapore, 1987.
- [12] Daubechies I., "Ten Lectures on Wavelet". SIAM, Philadelphia, Pennsylvania, 1992.
- [13] A. Materka, M. Strzelecki, and P. Szczypinski M. Kociolek, "'Discrete Wavelet Transform – Derived Features for Digital Image Texture Analysis," Int. Conf. Signals Electron. Syst., pp. 163-168, september 2001.
- [14] Martin Vetterli. 1992. "Wavelet and Filter Banks, Theory and Design". IEEE Transaction on Signal Processing, Vol 40,no 9, September 1992. PP 2207-2232.
- [15] M. Ikhwan, W.S. Thomas, S. Indah . "Analisis Ekstraksi Ciri Sinyal EMG Menggunakan Wavelet Discrete Transform". Seminar Nasional Informatika 2012. 30 Juni 2012.
- [16] Sutarno. "Analisis Perbandingan Transformasi Wavelet pada Pengenalan Citra Wajah". Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya. Vol.5 No.2. Juli 2010

- [17] Sukma, Alfiana., Ramadhan, Dian., Santoso, Bagus Puji., Sari, Tiara Ratna, A. K. W., Ni Made. "K-Nearest Neighbor Information Retrieval". Surabaya : Jurusan Sistem Informasi Universitas Airlangga. . 2014
- [18] R. A. Johnson and D. W. Wichern, "K-Nearest Neighbor Algorithms for Classification and Prediction". Pearson, 2007.
- [19] Padraig. Cunningham, and Sarah Jane Delany, "k-Nearest Neighbor Classifier". (-): Technical Report UCD-CSI, vol. 4, pp. 1-2, 2007.).