



TELNECT

Journal homepage: <http://ejournal-purwakarta.upi.edu/telnect>



Analisis Karakteristik Musik Klasik Instrumental dan Heavy Metal Menggunakan RMS, FFT, dan Spectral Centroid

Ibnu Sina Maulana^{1}, Aqilla Nurul Hasannah², Septia Aminarti³, Rihan Nazril Muzaki⁴, Endah Setyowati⁵*

^{1 2 3 4 5} Program Studi Sistem Telekomunikasi, Universitas Pendidikan Indonesia, Indonesia

*Corresponding Author: E-mail: ibnusinam@upi.edu

ABSTRACTS	ARTICLE INFO
<p>Musik klasik instrumental dan heavy metal memiliki karakteristik audio yang berbeda pada domain waktu dan domain frekuensi. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan karakteristik sinyal audio kedua genre menggunakan pendekatan Pengolahan Sinyal Digital (PSD). Sebanyak enam sampel audio yang terdiri atas tiga musik klasik instrumental dan tiga heavy metal dianalisis menggunakan MATLAB. Setiap sampel melalui tahap pra-pemrosesan berupa konversi ke mono, penyeragaman frekuensi sampling 44.100 Hz, penghilangan DC offset, normalisasi amplitudo, dan pemotongan sinyal selama 30 detik. Parameter yang digunakan meliputi Root Mean Square (RMS), Fast Fourier Transform (FFT), spectral centroid, dan frekuensi dominan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa heavy metal memiliki rata-rata RMS sebesar 0,2894 dan spectral centroid sebesar 3458,16 Hz, lebih tinggi dibandingkan musik klasik instrumental yang memiliki rata-rata RMS sebesar 0,1553 dan spectral centroid sebesar 703,00 Hz. Selain itu, spektrum FFT menunjukkan bahwa energi pada heavy metal tersebar lebih luas hingga frekuensi menengah dan tinggi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa RMS dan spectral centroid merupakan parameter yang paling konsisten dalam membedakan karakteristik sinyal audio musik klasik instrumental dan heavy metal.</p>	<p>Article History: Received 16 June 2026 Revised 26 June 2026 Accepted 27 June 2026 Available online 30 June 2026</p> <hr/> <p>Keyword: Pengolahan sinyal digital, FFT, RMS, Spectral centroid, Musik klasik instrumental, Heavy metal</p>

1. PENDAHULUAN

Musik bukan hanya rangkaian nada yang didengar, tetapi juga sinyal audio yang memiliki pola amplitudo, energi, dan frekuensi. Ketika sebuah lagu terdengar lembut, padat, tajam, atau melelahkan, kesan tersebut tidak hanya muncul karena selera pendengar, tetapi juga karena bentuk sinyalnya. Pengolahan Sinyal Digital (PSD) dapat digunakan untuk membaca perbedaan tersebut melalui fitur yang dapat dihitung secara kuantitatif.

Penelitian ini berangkat dari pertanyaan sederhana: mengapa musik klasik instrumental sering terasa lebih lembut, sedangkan heavy metal sering terdengar lebih intens? Pertanyaan ini tidak dijawab sebagai klaim medis atau psikologis langsung, melainkan diturunkan menjadi pertanyaan teknis: apakah kedua genre memiliki perbedaan karakteristik sinyal yang dapat diamati melalui RMS, FFT, dan spectral centroid. Dengan cara ini, pengalaman mendengar yang semula subjektif dapat dijelaskan melalui indikator sinyal yang terukur.

Kajian music information retrieval telah banyak menggunakan fitur audio untuk klasifikasi genre, pengenalan emosi musik, dan rekomendasi musik [1]-[7]. Pada ranah psikologi musik, loudness, timbre, tekstur, dan distribusi frekuensi juga diketahui berkaitan dengan cara pendengar memaknai musik sebagai tenang, terang, padat, atau intens [8]-[16]. Akan tetapi, sebagian besar penelitian terdahulu berfokus pada sistem klasifikasi otomatis atau pengukuran psikologis. Artikel ini mengambil posisi yang lebih sederhana: membaca langsung perbedaan sinyal dari dua genre yang kontras agar hasilnya mudah dihubungkan dengan praktikum PSD.

1.1 State of the Art dan Posisi Penelitian

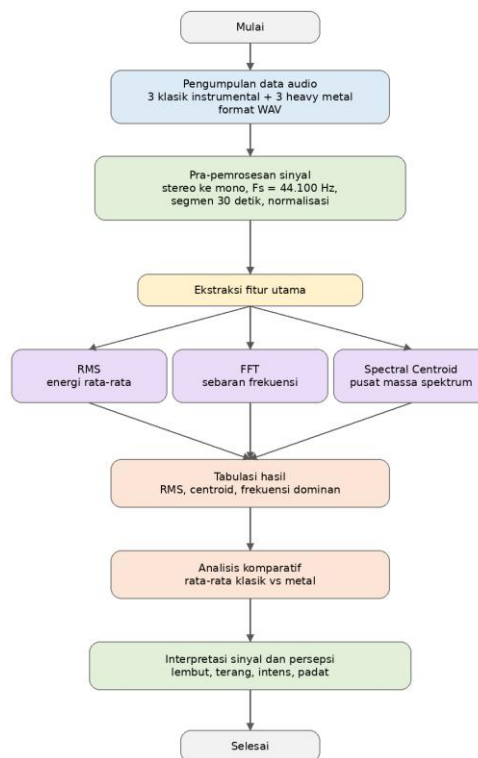
TABEL 1. STATE OF THE ART DAN POSISI PENELITIAN

Arah kajian	Fokus penelitian terdahulu	Celah yang dibaca	Arah penelitian ini
Klasifikasi genre musik	Fitur audio dipakai bersama machine learning untuk memprediksi label genre [1], [3]-[7].	Hasil sering berhenti pada akurasi model sehingga pembacaan fitur kurang sederhana.	Membaca langsung RMS, FFT, dan centroid sebagai pembeda dua genre.
Music emotion recognition	Fitur timbre, ritme, dinamika, dan spektral dikaitkan dengan emosi musik [2], [8]-[10].	Banyak studi memakai fitur besar dan model kompleks.	Memakai tiga fitur inti yang mudah direplikasi di MATLAB.
Musik dan respons manusia	Musik dikaitkan dengan emosi, arousal, stres, dan respons fisiologis [11]-[16].	Tidak selalu membahas struktur sinyal audio secara rinci.	Menghubungkan kesan lembut/intens dengan energi dan pusat spektrum tanpa klaim medis.

Berdasarkan Tabel 1, penelitian ini ditempatkan sebagai analisis deskriptif yang menjembatani praktik PSD dan pengalaman mendengarkan musik. Perbedaan klasik dan metal tidak langsung dinilai sebagai tenang atau stres, tetapi dibaca melalui kepadatan energi dan pusat massa spektrum frekuensi.

2. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan adalah analisis deskriptif kuantitatif berbasis pengolahan sinyal audio. Seluruh proses dilakukan menggunakan MATLAB, mulai dari pembacaan file, pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, hingga visualisasi. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian

Berdasarkan Gambar 1, setiap audio melewati tahapan yang sama sebelum dibandingkan. Perlakuan yang seragam diperlukan agar perbedaan fitur lebih banyak dipengaruhi oleh karakter lagu, bukan oleh perbedaan format file, stereo, gain rekaman, atau frekuensi sampling.

2.1 Dataset dan Sampel Audio

TABEL 2. SAMPEL AUDIO YANG DIANALISIS

No.	Nama file	Judul lagu	Artis	Genre
1	MusikKlasik1.wav	Gymnopédie No. 1	Erik Satie	Klasik instrumental
2	MusikKlasik2.wav	Clair de Lune	Claude Debussy	Klasik instrumental
3	MusikKlasik3.wav	Nocturne Op. 9 No. 2	Frédéric Chopin	Klasik instrumental
4	Metal1.wav	Dark Matter	AlexGrohl	Heavy metal
5	Metal2.wav	Burn It Down	AlexGrohl	Heavy metal
6	Metal3.wav	Void Construct	AlexGrohl	Heavy metal

Tabel 2 menunjukkan bahwa jumlah sampel dibuat seimbang, yaitu tiga lagu untuk setiap genre. Setiap lagu dianalisis pada durasi 30 detik dengan frekuensi sampling target 44.100 Hz. Sampel klasik dipilih karena mewakili karakter instrumental piano yang relatif lembut, sedangkan sampel heavy metal dipilih karena memiliki tekstur gitar distorsi, drum, dan kepadatan suara yang kuat.

2.2 Pra-Pemrosesan Sinyal

Pra-pemrosesan dilakukan agar seluruh audio berada pada format yang sama. File audio dibaca menggunakan `audioread()`. Jika audio memiliki dua kanal, kanal kiri dan kanan dirata-ratakan menjadi mono. Selanjutnya, audio diseragamkan pada frekuensi sampling 44.100 Hz, dipotong menjadi segmen 30 detik, dihilangkan komponen DC offset-nya, lalu dinormalisasi pada rentang -1 sampai 1.

Potongan kode utama yang digunakan adalah sebagai berikut:

```

[x, Fs] = audioread(namaFile);
if size(x,2) == 2, x = mean(x,2); end
if Fs ~= 44100, x = resample(x,44100,Fs); Fs = 44100; end
x = x(start_sample:end_sample);
x = x - mean(x);
x = x / max(abs(x));
  
```

2.3 Ekstraksi Fitur

Fitur pertama adalah Root Mean Square (RMS). RMS menghitung kekuatan rata-rata sinyal pada domain waktu. Jika nilai RMS tinggi, sinyal lebih sering berada pada amplitudo besar sehingga terdengar lebih padat.

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x^2[n]} \tag{1}$$

Fitur kedua adalah Fast Fourier Transform (FFT). FFT mengubah sinyal dari domain waktu ke domain frekuensi sehingga komponen frekuensi musik dapat diamati.

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-j2\pi kn/N} \tag{2}$$

Fitur ketiga adalah spectral centroid. Parameter ini menghitung pusat massa spektrum frekuensi. Nilai centroid tinggi menunjukkan energi spektral cenderung bergeser ke frekuensi lebih tinggi, sehingga suara sering dipersepsikan lebih terang atau tajam.

$$C = \frac{\sum_{k=1}^K f[k]|X[k]|}{\sum_{k=1}^K |X[k]|} \tag{3}$$

Implementasi MATLAB untuk ketiga fitur tersebut adalah:

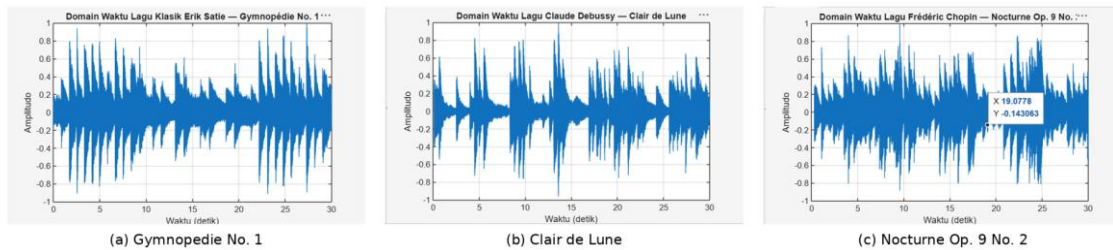
```
RMS = sqrt(mean(x.^2));
N = length(x); X = fft(x); X_mag = abs(X/N);
X_half = X_mag(1:floor(N/2));
f = Fs*(0:floor(N/2)-1)/N; X_half(1) = 0;
[~,idx] = max(X_half); frekuensi_dominan = f(idx);
spectral_centroid = sum(f'.*X_half)/sum(X_half);
```

Frekuensi dominan digunakan sebagai informasi tambahan. Pada musik kompleks, frekuensi dominan tidak selalu mewakili karakter keseluruhan lagu karena hanya menunjukkan satu puncak terbesar pada spektrum.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian disajikan dalam bentuk visualisasi sinyal dan tabel numerik. Visualisasi digunakan untuk membaca pola gelombang dan distribusi frekuensi, sedangkan tabel digunakan untuk membandingkan nilai RMS, spectral centroid, dan frekuensi dominan secara ringkas.

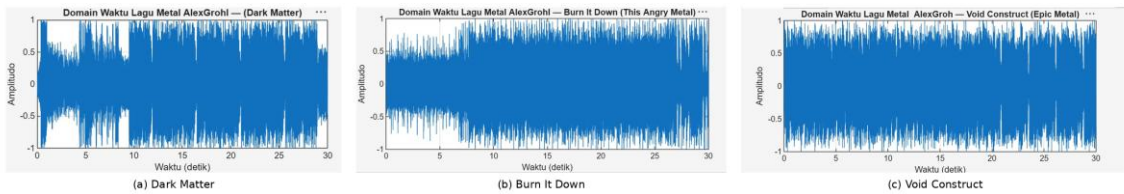
3.1 Domain Waktu Musik Klasik Instrumental



Gambar 2. Domain waktu tiga sampel musik klasik instrumental

Berdasarkan Gambar 2, musik klasik instrumental memiliki pola amplitudo yang lebih terbuka. Gymnopédie No. 1 menunjukkan pola berulang dengan perubahan amplitudo yang relatif lembut. Clair de Lune memiliki dinamika naik-turun secara halus. Nocturne Op. 9 No. 2 memiliki beberapa puncak amplitudo, tetapi masih terlihat ruang antargelombang. Pola ini menunjukkan bahwa musik klasik pada sampel ini tidak terus-menerus berada pada energi tinggi.

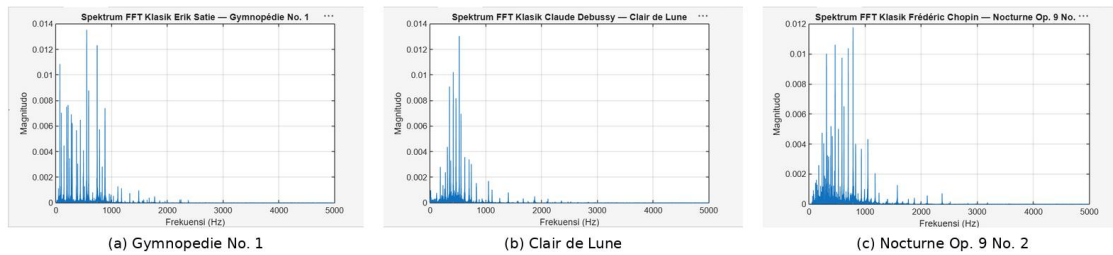
3.2 Domain Waktu Musik Heavy Metal



Gambar 3. Domain waktu tiga sampel musik heavy metal

Berdasarkan Gambar 3, musik heavy metal menunjukkan gelombang yang lebih rapat dan lebih sering mendekati amplitudo maksimum. Dark Matter dan Void Construct memiliki kepadatan amplitudo yang konsisten, sedangkan Burn It Down memperlihatkan peningkatan energi setelah bagian awal. Pola ini menunjukkan bahwa heavy metal memiliki energi rata-rata yang lebih padat akibat kombinasi gitar distorsi, drum, dan bass.

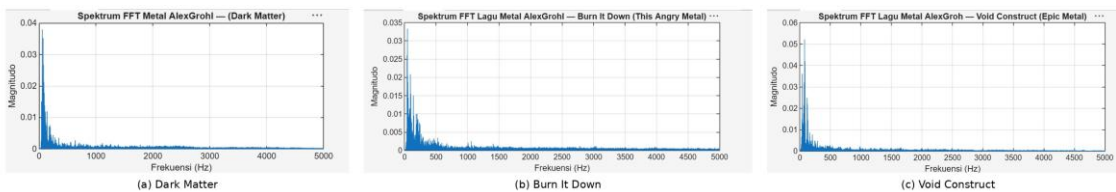
3.3 Spektrum FFT Musik Klasik Instrumental



Gambar 4. Spektrum FFT tiga sampel musik klasik instrumental

Gambar 4 menunjukkan bahwa spektrum musik klasik instrumental memiliki puncak-puncak frekuensi yang lebih terpisah dan teratur. Energi utama banyak berada di bawah 1000 Hz, kemudian menurun pada frekuensi yang lebih tinggi. Kondisi ini sesuai dengan karakter instrumen piano yang menghasilkan nada pokok dan harmonik yang relatif jelas.

3.4 Spektrum FFT Musik Heavy Metal



Gambar 5. Spektrum FFT tiga sampel musik heavy metal

Gambar 5 memperlihatkan energi kuat pada frekuensi rendah, tetapi sebarannya tidak berhenti di area tersebut. Komponen frekuensi masih menyebar hingga frekuensi menengah dan tinggi. Sebaran ini dapat dikaitkan dengan tekstur gitar distorsi dan cymbal yang memperluas energi ke frekuensi yang lebih tinggi.

3.5 Hasil Ekstraksi Fitur Numerik

TABEL 3. HASIL EKSTRAKSI FITUR AUDIO SETIAP LAGU

No.	Lagu	Genre	RMS	Centroid (Hz)	F. dominan (Hz)
1	Gymnopédie No. 1	Klasik	0,1642	681,70	555,43
2	Clair de Lune	Klasik	0,1375	643,40	524,03
3	Nocturne Op. 9 No. 2	Klasik	0,1641	783,90	785,33
4	Dark Matter	Metal	0,2941	3163,89	56,00
5	Burn It Down	Metal	0,2671	3717,80	46,67
6	Void Construct	Metal	0,3071	3492,79	78,87

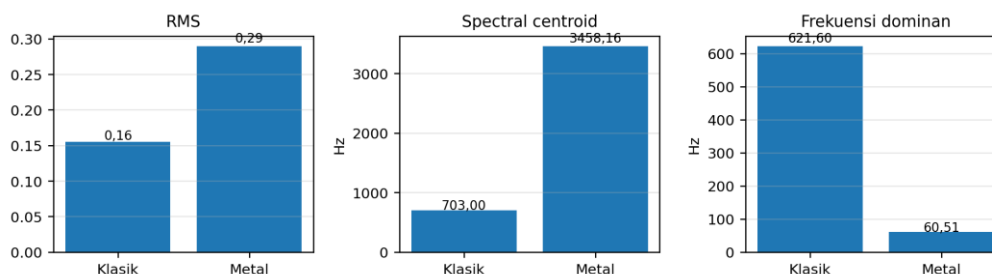
Tabel 3 menunjukkan bahwa nilai RMS musik metal selalu lebih tinggi dibanding musik klasik. Pada musik klasik, RMS berada pada rentang 0,1375 sampai 0,1642. Pada musik metal, RMS berada pada rentang 0,2671 sampai 0,3071. Karena seluruh audio telah dinormalisasi, perbedaan ini menunjukkan bahwa metal lebih sering berada pada amplitudo besar dalam rentang waktu analisis.

Perbedaan paling kuat terlihat pada spectral centroid. Musik klasik memiliki centroid sekitar 643,40 Hz sampai 783,90 Hz, sedangkan musik metal berada pada 3163,89 Hz sampai 3717,80 Hz. Nilai ini menunjukkan bahwa pusat energi spektral musik metal berada jauh lebih tinggi. Secara akustik, hal tersebut berkaitan dengan karakter bright, tajam, dan intens.

TABEL 4. RATA-RATA FITUR AUDIO BERDASARKAN GENRE

Genre	Rata-rata RMS	Rata-rata centroid (Hz)	Rata-rata f. dominan (Hz)
Klasik instrumental	0,1553	703,00	621,60
Heavy metal	0,2894	3458,16	60,51

Tabel 4 memperjelas bahwa RMS dan spectral centroid merupakan parameter pembeda utama. RMS heavy metal sekitar 1,86 kali lebih tinggi dari musik klasik instrumental. Spectral centroid heavy metal sekitar 4,92 kali lebih tinggi. Sebaliknya, frekuensi dominan musik klasik lebih tinggi daripada metal, tetapi parameter ini tidak dijadikan pembeda utama karena hanya mengambil satu puncak terbesar pada spektrum.



Gambar 6. Perbandingan rata-rata fitur audio berdasarkan genre

Berdasarkan Gambar 6, perbedaan RMS dan spectral centroid terlihat lebih konsisten dibanding frekuensi dominan. Pada heavy metal, frekuensi dominan berada pada rentang rendah karena dipengaruhi bass atau kick drum. Akan tetapi, nilai centroid tetap tinggi karena energi spektrum juga menyebar ke frekuensi menengah dan tinggi. Inilah alasan mengapa heavy metal dapat memiliki frekuensi dominan rendah, tetapi tetap terdengar terang dan intens.

3.6 Interpretasi terhadap Persepsi Pendengar

Temuan ini memberi cara sederhana untuk memahami pengalaman mendengarkan musik. Musik klasik instrumental pada sampel ini memiliki RMS dan centroid yang lebih rendah, sehingga sinyalnya terlihat lebih renggang, hangat, dan tidak terlalu tajam. Heavy metal memiliki RMS dan centroid yang tinggi, sehingga sinyalnya tampak lebih padat dan pusat energinya bergeser ke frekuensi lebih tinggi. Hal ini dapat menjelaskan mengapa sebagian pendengar merasa musik klasik lebih lembut, sedangkan heavy metal cenderung dipersepsikan lebih intens oleh sebagian pendengar.

Meskipun demikian, penelitian ini tidak menyimpulkan bahwa heavy metal selalu menyebabkan stres atau musik klasik selalu menenangkan. Respons manusia terhadap musik dipengaruhi oleh selera, kebiasaan mendengar, konteks budaya, kondisi emosi, dan volume pemutaran [8]-[16]. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kesan lembut atau intens memiliki jejak pada sinyal audio yang dapat dihitung melalui PSD.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa musik klasik instrumental dan heavy metal memiliki karakteristik sinyal audio yang berbeda pada domain waktu maupun domain frekuensi. Berdasarkan hasil analisis menggunakan RMS, FFT, spectral centroid, dan frekuensi dominan, musik heavy metal cenderung memiliki kepadatan energi yang lebih tinggi serta distribusi frekuensi yang lebih luas pada rentang frekuensi menengah hingga tinggi dibandingkan musik klasik instrumental.

Dari seluruh parameter yang dianalisis, RMS dan spectral centroid merupakan indikator yang paling konsisten dalam membedakan kedua kelompok musik. Temuan ini menunjukkan bahwa perbedaan karakter musik yang sering dipersepsikan pendengar sebagai lembut atau intens dapat diamati secara kuantitatif melalui pendekatan Pengolahan Sinyal Digital. Dengan demikian, parameter domain waktu dan domain frekuensi dapat digunakan sebagai dasar untuk memahami karakteristik sinyal audio pada genre musik yang berbeda.

5. BATASAN DAN SARAN

Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, jumlah sampel yang digunakan relatif terbatas, yaitu tiga lagu musik klasik instrumental dan tiga lagu heavy metal, sehingga hasil penelitian belum dapat digeneralisasikan untuk merepresentasikan seluruh karakteristik kedua genre tersebut. Kedua, analisis hanya dilakukan pada segmen audio berdurasi 30 detik dari setiap lagu, sehingga karakteristik yang diperoleh dapat dipengaruhi oleh bagian lagu yang dipilih. Ketiga, penelitian ini hanya

menggunakan parameter RMS, FFT, spectral centroid, dan frekuensi dominan, sehingga masih terdapat banyak fitur audio lain yang belum dieksplorasi.

Untuk penelitian selanjutnya, jumlah sampel dapat diperbanyak dengan melibatkan lebih banyak lagu dari masing-masing genre. Analisis juga dapat dikembangkan menggunakan segmentasi per frame untuk memperoleh informasi temporal yang lebih rinci. Selain itu, fitur audio lain seperti Zero Crossing Rate (ZCR), Spectral Rolloff, Spectral Flux, maupun Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) dapat ditambahkan untuk memberikan representasi karakteristik audio yang lebih komprehensif. Penelitian lanjutan juga dapat menghubungkan hasil analisis sinyal dengan penilaian subjektif pendengar guna memperoleh pemahaman yang lebih luas mengenai hubungan antara karakteristik sinyal audio dan persepsi manusia terhadap musik.

6. ACKNOWLEDGEMENT

Penulis mengucapkan terima kasih kepada dosen pengampu mata kuliah Pengolahan Sinyal Digital serta seluruh pihak yang membantu proses penyusunan dan analisis artikel ini.

7. REFERENCES

- [1] G. Tzanetakis and P. Cook, "Musical genre classification of audio signals," *IEEE Trans. Speech Audio Process.*, vol. 10, no. 5, pp. 293-302, Jul. 2002, doi: 10.1109/TSA.2002.800560.
- [2] R. Panda, R. Malheiro, and R. P. Paiva, "Audio features for music emotion recognition: A survey," *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 14, no. 1, pp. 68-88, 2023, doi: 10.1109/TAFFC.2020.3032373.
- [3] C.-H. Lee, J.-L. Shih, K.-M. Yu, and H.-S. Lin, "Automatic music genre classification based on modulation spectral analysis of spectral and cepstral features," *IEEE Trans. Multimedia*, vol. 11, no. 4, pp. 670-682, Jun. 2009, doi: 10.1109/TMM.2009.2017635.
- [4] T. Giannakopoulos, "pyAudioAnalysis: An open-source Python library for audio signal analysis," *PLoS ONE*, vol. 10, no. 12, e0144610, 2015, doi: 10.1371/journal.pone.0144610.
- [5] B. McFee et al., "librosa: Audio and music signal analysis in Python," *Proc. Python Sci. Conf.*, pp. 18-25, 2015, doi: 10.25080/Majora-7b98e3ed-003.
- [6] F. Eyben, M. Wollmer, and B. Schuller, "openSMILE: The Munich versatile and fast open-source audio feature extractor," in *Proc. ACM Multimedia*, 2010, pp. 1459-1462, doi: 10.1145/1873951.1874246.
- [7] E. Scheirer and M. Slaney, "Construction and evaluation of a robust multifeature speech/music discriminator," in *Proc. IEEE ICASSP*, 1997, pp. 1331-1334, doi: 10.1109/ICASSP.1997.586563.
- [8] P. N. Juslin and D. Vastfjäll, "Emotional responses to music: The need to consider underlying mechanisms," *Behav. Brain Sci.*, vol. 31, no. 5, pp. 559-621, 2008, doi: 10.1017/S0140525X08005293.
- [9] M. Zentner, D. Grandjean, and K. R. Scherer, "Emotions evoked by the sound of music: Characterization, classification, and measurement," *Emotion*, vol. 8, no. 4, pp. 494-521, 2008, doi: 10.1037/1528-3542.8.4.494.
- [10] T. Eerola and J. K. Vuoskoski, "A review of music and emotion studies: Approaches, emotion models, and stimuli," *Music Percept.*, vol. 30, no. 3, pp. 307-340, 2013, doi: 10.1525/mp.2012.30.3.307.
- [11] M. L. Chanda and D. J. Levitin, "The neurochemistry of music," *Trends Cogn. Sci.*, vol. 17, no. 4, pp. 179-193, 2013, doi: 10.1016/j.tics.2013.02.007.
- [12] S. Koelsch, "Brain correlates of music-evoked emotions," *Nat. Rev. Neurosci.*, vol. 15, no. 3, pp. 170-180, 2014, doi: 10.1038/nrn3666.
- [13] M. V. Thoma et al., "The effect of music on the human stress response," *PLoS ONE*, vol. 8, no. 8, e70156, 2013, doi: 10.1371/journal.pone.0070156.
- [14] P. Gomez and B. Danuser, "Relationships between musical structure and psychophysiological measures of emotion," *Emotion*, vol. 7, no. 2, pp. 377-387, 2007, doi: 10.1037/1528-3542.7.2.377.
- [15] J. A. Russell, "A circumplex model of affect," *J. Pers. Soc. Psychol.*, vol. 39, no. 6, pp. 1161-1178, 1980, doi: 10.1037/h0077714.
- [16] H. Egermann, N. Fernando, L. Chuen, and S. McAdams, "Music induces universal emotion-related psychophysiological responses," *Front. Psychol.*, vol. 5, 2015, doi: 10.3389/fpsyg.2014.01341.
- [17] M. Banitalebi-Dehkordi and A. Banitalebi-Dehkordi, "Music genre classification using spectral analysis and sparse representation of the signals," *J. Signal Process. Syst.*, vol. 74, pp. 349-359, 2014, doi: 10.1007/s11265-013-0797-4.
- [18] N. M. R. and S. M. B. S., "Music genre classification using spectrograms," in *Proc. 2020 Int. Conf. Power, Instrumentation, Control and Computing*, 2020, doi: 10.1109/PICC51425.2020.9362364.
- [19] S. Allamy and A. L. Koerich, "1D CNN architectures for music genre classification," *arXiv:2105.07302*, 2021, doi: 10.48550/arXiv.2105.07302.
- [20] S. Dutta and S. Mookherjee, "Exploring the emotional landscape of music: An analysis of valence trends and genre variations in Spotify music data," *arXiv:2310.19052*, 2023, doi: 10.48550/arXiv.2310.19052.