

Systematic Literature Review: Analisis Fitur Chroma dan Cepstral dalam Klasifikasi Musik Tradisional Bali

Ni Made Wangi Suryati^{1a)}, Roy Rudolf Huizen^{1b)}, Gede Angga Pradipta^{1c)}

¹⁾Magister Sistem Informasi, Institut Teknologi dan Bisnis STIKOM Bali,
Bali, Indonesia

e-mail: ^{a)}242011019@stikom-bali.ac.id, ^{b)}roy@stikom-bali.ac.id, ^{c)}angga_pradipta@stikom-bali.ac.id

Abstrak

Keberhasilan sistem klasifikasi musik tergantung pada kemampuan metode ekstraksi fitur dalam merepresentasikan sinyal audio. Pendekatan fitur yang umum digunakan adalah fitur cepstral khususnya Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) dan fitur Chroma. Penelitian terdahulu masih berfokus pada musik modern, sedangkan pada musik tradisional Bali menghadapi permasalahan karena perbedaan karakteristik musikal seperti struktur melodi serta pola nada yang berbeda. Temuan menegaskan bahwa metode ekstraksi fitur yang umum digunakan pada musik modern tidak dapat diterapkan secara langsung pada musik tradisional Bali tanpa penyesuaian. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan Systematic literature review untuk menganalisis dan membandingkan kinerja fitur Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) dan fitur Chroma dalam konteks klasifikasi musik tradisional Bali. Kajian dilakukan terhadap artikel ilmiah periode 2022-2025 yang diperoleh dari basis data Google Scholar dan ScienceDirect. Proses seleksi menggunakan pendekatan PICOC (Population, Intervention, Comparison, Outcome, Context) dan menggunakan alur seleksi PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic review Meta-Analyses). Hasil Kajian menunjukkan bahwa fitur MFCC secara umum memberikan performa yang lebih stabil, sedangkan fitur Chroma efektif menangkap informasi tonal. Selain itu pendekatan multi-fitur melalui penggabungan fitur MFCC dan Chroma serta fitur lainnya dapat meningkatkan kinerja klasifikasi. Oleh karena itu diperlukan metode ekstraksi fitur yang disesuaikan dengan karakteristik musik tradisional.

Kata kunci: MFCC, Chroma Feature, Ekstraksi fitur audio, klasifikasi musik

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi komputasi terutama pada bidang kecerdasan buatan mendorong kemajuan yang signifikan dalam menganalisa dan melakukan klasifikasi musik berbasis audio. Klasifikasi musik bertujuan untuk mengenali, memahami karakteristik dan mengelompokkan musik melalui pemrosesan sinyal digital, keberhasilan sistem klasifikasi musik sangat ditentukan oleh kemampuan fitur dalam merepresentasikan sinyal audio ke dalam bentuk numerik. Representasi fitur yang tepat lebih penting daripada kompleksitas model[1] Ekstraksi fitur memegang peranan yang penting sebagai tahap awal dalam proses klasifikasi musik, karena fitur yang dihasilkan menjadi dasar bagi proses pembelajaran model. Kualitas dan jenis fitur yang digunakan dapat berpengaruh langsung terhadap kinerja klasifikasi terutama pada musik yang memiliki struktur melodi yang kompleks dan variasi akustik yang tinggi. Oleh karena itu pemilihan metode ekstraksi fitur yang tepat menjadi sangat penting dalam studi klasifikasi musik. Berbagai penelitian sebelumnya tentang klasifikasi musik, menunjukkan bahwa fitur cepstral khususnya Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) menjadi fitur ekstraksi yang paling umum digunakan dalam pengolahan audio dan musik. MFCC merepresentasikan karakteristik suara dengan melihat pola spektrum daya dalam potongan waktu singkat dengan menggunakan skala frekuensi yang mendekati persepsi pendengaran manusia[2][3]. MFCC terbukti efektif dalam merepresentasikan karakteristik spectral dan timbre suara. Sedangkan fitur Chroma merepresentasikan pitch class dan tonal.

Meskipun sebagian besar penelitian yang dikaji menggunakan dataset musik modern, penggunaan fitur MFCC terbukti efektif karena efektif merepresentasikan karakteristik spectra dan timbre suara secara umum. Namun, ketika diimplementasikan pada musik tradisional Bali terdapat perbedaan karakteristik musikal yang signifikan. Metode ekstraksi fitur yang berbeda dapat berpengaruh signifikan terhadap akurasi[4]. Kajian terdahulu masih didominasi oleh evaluasi performa fitur secara terpisah tanpa analisa komparatif terhadap kekuatan dan keterbatasan fitur MFCC dan Chroma dalam konteks musik tradisional. Penelitian yang membahas karakteristik akustik gamelan Bali membahas bagaimana kinerja masing masing fitur, namun belum ada kesimpulan yang komprehensif mengenai fitur mana yang lebih representatif atau kondisi apa yang membuat suatu fitur lebih unggul dibandingkan yang lain pada klasifikasi musik

tradisional. Oleh karena itu diperlukan sebuah literature review untuk menganalisis penggunaan fitur MFCC dan Chroma pada klasifikasi musik tradisional Bali. Kajian ini diharapkan mampu memberikan pemetaan penelitian terdahulu dalam pengembangan penelitian selanjutnya dalam klasifikasi musik. Kontribusi utama dari tinjauan literatur ini adalah menyajikan analisis komparatif yang berfokus pada kinerja fitur MFCC dan Chroma dalam konteks musik tradisional Bali, yang masih jarang dibahas secara spesifik dalam penelitian terdahulu. Selain itu, kajian ini menekankan pentingnya pendekatan multi-fitur yang kontekstual serta mengidentifikasi keterbatasan penerapan metode ekstraksi fitur musik modern pada musik tradisional. Temuan ini diharapkan dapat menjadi acuan konseptual bagi pengembangan sistem klasifikasi musik tradisional berbasis audio di masa mendatang.

2. Metode Penelitian

Tinjauan ini menggunakan metode *Systematic Literature Review* yang dilakukan secara terstruktur dan sistematis untuk mengidentifikasi, mengevaluasi dan menganalisa penelitian-penelitian terdahulu yang relevan dengan topik kajian. Proses SLR diawali dengan pencarian artikel ilmiah menggunakan kata kunci yang sesuai dengan tema penelitian, selanjutnya pendekatan PICOC (*Population, Intervention, Comparison, Outcome, Content*) digunakan untuk memberikan gambaran cakupan dan batasan dari penelitian. Untuk memastikan proses seleksi dokumen dilakukan secara transparan dan sistematis, penelitian ini menggunakan diagram PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic review Meta-Analyses*) sebagai kerangka kerja dalam tahapan identifikasi, screening dan kelayakan.

2.1 Systematic Literature Review

Penelitian berasal dari database *Google Scholar* dan *ScienceDirect*. Artikel yang digunakan adalah artikel yang sudah disesuaikan dengan topik penelitian dengan menggunakan keyword seperti fitur Chroma, fitur *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC), klasifikasi musik. Rentang waktu publikasi yang digunakan yaitu rentang waktu 4 tahun terakhir yaitu antara tahun 2022-2025. Berikut merupakan table PICOC yang digunakan untuk gambaran cakupan dan Batasan dari literatur review yang dilakukan

Tabel 1. Tabel PICOC

PICO Komponen	Deskripsi
Population (P)	Musik tradisional dalam bentuk sinyal audio
Intervention (I)	Penerapan Ekstraksi Fitur Chroma dalam klasifikasi musik tradisional
Comparison (C)	Penerapan fitur <i>Mel-Frequency Cepstral Coefficients</i> (MFCC) dalam klasifikasi musik tradisional
Outcomes (O)	Akurasi dalam klasifikasi musik tradisional
Context (C)	Klasifikasi musik tradisional berbasis audio

2.2 Research Questions

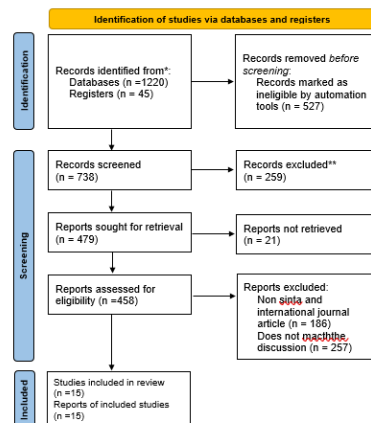
Tinjauan literatur ini bertujuan untuk menganalisis dan membandingkan kinerja fitur *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) dan fitur Chroma dalam konteks klasifikasi musik tradisional Bali. Untuk mencapai tujuan tersebut, dilakukan perumusan pertanyaan penelitian sebagai berikut :

- RQ1. Bagaimana kinerja fitur *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) dibandingkan dengan fitur Chroma?
- RQ2. Bagaimana pengaruh pendekatan multi-fitur terhadap pendekatan kinerja klasifikasi musik tradisional?
- RQ3. Sejauh mana metode ekstraksi fitur yang umum digunakan pada musik modern dapat diimplementasikan pada musik tradisional?

2.3 Pengumpulan dan seleksi data

Dalam tinjauan ini alur seleksi artikel menggunakan diagram PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic review Meta-Analyses*) guna memastikan proses seleksi yang sistematis. Proses dilakukan dari tahapan identifikasi dimana sebanyak 1220 artikel ditemukan dari basis data *Google Scholar* dan 45 artikel dari register atau *ScienceDirect*, sehingga didapatkan sebanyak 1265 artikel. Kemudian dilakukan penghapusan artikel sebanyak 527 artikel yang tidak memenuhi kriteria inklusi, yaitu rentang waktu penelitian dan publisher. Langkah selanjutnya, 738 artikel dilakukan seleksi secara manual, sehingga terdapat 259 artikel dieksklusi karena tidak relevan, artikel tidak terbit pada jurnal melainkan pada media lainnya. Tahapan screening dilakukan, sebanyak 479 artikel yang lolos diseleksi sebelumnya, diseleksi apakah artikel dapat diakses dalam bentuk teks penuh. Hasilnya adalah 21 diantaranya tidak dapat diakses, menyisakan 458 artikel untuk dinilai kelayakan selanjutnya. Dari 458 delapan artikel tersebut 186 artikel

dikeluarkan karena bukan merupakan jurnal sinta 3 dan jurnal internasional dan sebanyak 257 artikel lainnya dikeluarkan karena tidak relevan dengan topik pembahasan, artikel yang masih membahas topik



Gambar 1. Diagram PRISMA

umum dari klasifikasi, namun tidak mengarah secara spesifik pada tema ekstraksi fitur pada klasifikasi audio. Sehingga menghasilkan 15 artikel yang memenuhi semua kriteria yang masuk ke dalam kajian sistematis.

2.3 Analisis Data

Analisis data dilakukan secara kualitatif-deskriptif terhadap artikel-artikel yang telah lolos tahapan seleksi PRISMA. Data yang dianalisis merupakan hasil evaluasi kinerja dari penelitian terdahulu yang membahas penggunaan fitur *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) dan fitur Chroma dalam klasifikasi musik. Setiap artikel terpilih dianalisa berdasarkan beberapa aspek utama, yaitu jenis fitur ekstraksi yang digunakan, dataset dan karakteristik musik, model klasifikasi serta metrik evaluasi kinerja. Tahapan analisis data diawali dengan identifikasi pola kinerja fitur MFCC dan Chroma pada berbagai penelitian. Fokusnya pada representasi karakteristik sinyal audio. Selanjutnya dilakukan analisis perbandingan untuk mengkaji keunggulan dan keterbatasan fitur MFCC dan Chroma. Analisa data juga mencakup evaluasi pendekatan multi-fitur, yaitu penggabungan beberapa fitur lainnya.

3 Hasil dan Pembahasan

Tinjauan literatur dilakukan dengan mengambil sampel dari 15 artikel yang relevan seperti terlihat pada tabel.

Tabel 2 artikel penelitian yang digunakan

No	SITASI IEEE	Fitur Ekstraksi
1	[5]	Chroma dan MFCC
2	[6], [7], [15]	Chroma, MFCC dan mel-spektrogram
3	[8], [11]	Kombinasi MFCC, delta dan delta-delta Kombinasi fitur Chroma, spectral contrast dan Tonnetz
4	[9]	Mel spectrogram, Chroma dan spectral
5	[10], [3], [12], [14], [1]	MFCC
6	[13]	MFCC, Chroma, Spectral contrast <i>Temporal Feature Engineering</i>
7	[16]	MFCC, Chroma, Spectral Contrast
8	[17]	MFCC, CQT

Berdasarkan beberapa penelitian menunjukkan bahwa pemilihan fitur ekstraksi penting untuk menentukan performa dalam klasifikasi musik [13]. Fitur MFCC dan Chroma merupakan pendekatan yang paling banyak digunakan. Penelitian yang dilakukan oleh Refianti et al. (2023) membandingkan kinerja MLP dalam melakukan klasifikasi genre musik, dengan menggunakan 2 jenis fitur ekstraksi, yaitu Chroma dan MFCC. Dataset yang digunakan terdiri dari 3000 potongan audio hasil segmentasi dengan durasi 10 detik. Hasil menunjukkan bahwa model MLP berbasis MFCC menghasilkan performa yang lebih baik, dibandingkan fitur Chroma yang hanya mencapai 53%. MFCC menggunakan jumlah koefisien yang lebih banyak dan berbasis dari persepsi pendengaran manusia. Sementara fitur chroma hanya menggunakan informasi pitch yang akan menghasilkan nilai fitur yang serupa antar genre yang akan menurunkan hasil akurasi [5]. Pemilihan dataset yang representative juga dianggap penting karena dapat meningkatkan

akurasi[14]. Penelitian yang berfokus pada penggunaan MFCC secara Tunggal seperti yang dilakukan Alamsyah et al. (2024) membahas klasifikasi genre musik menggunakan MFCC dan menggunakan model klasifikasi ANN. Dataset yang digunakan adalah dataset GTZAN dan dataset audio dengan total 1200 file audio. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MFCC mampu merepresentasikan karakteristik audio secara efektif dan konsisten [10]

Pendekatan berbasis *deep learning* juga menunjukkan kecenderungan serupa. Adithya et al. (2024) membandingkan performa CNN dan RNN dalam klasifikasi musik Carnatic dan non-Carnatic menggunakan fitur MFCC, Chroma dan mel-spektrogram. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mel-spektrogram dengan CNN memberikan kinerja terbaik, dibandingkan dengan RNN berbasis MFCC, temuan ini mengindikasikan bahwa mel spectrogram lebih efektif dalam merepresentasikan pola spectral dan tonal musik Carnatic[6]. Sejalan dengan penelitian tersebut, Asanah et al. (2025) juga melakukan penelitian dengan pendekatan deep learning. Pendekatan CNN berlapis empat Convolutional layer untuk melakukan klasifikasi musik dengan menggunakan fitur audio mel-spektrogram, Chroma dan spectral. Dataset yang digunakan adalah GTZAN yang terdiri dari 10 genre musik. Hasil eksperimen penggabungan fitur mel-spektrogram, Chroma dan spectral menghasilkan akurasi yang lebih besar dibandingkan fitur tunggal[9]. Penelitian Pratiwi et al. (2024) menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor dengan ekstraksi fitur MFCC dalam klasifikasi musik. Kinerja MFCC cukup stabil pada genre musik yang memiliki karakteristik audio yang jelas, seperti musik klasik, metal dan blues, namun pada genre musik yang memiliki kemiripan pola ritme dan spektrum seperti rock dan country masih ditemukan kesalahan dalam proses klasifikasi. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan gambaran bahwa meskipun MFCC efektif sebagai fitur dasar, peningkatan akurasi pada genre musik yang memiliki kemiripan pola ritme dan spektrum memerlukan pengayaan fitur secara lebih adaptif [12]. Temuan yang serupa juga disampaikan pada penelitian Jinrong Yang et al. (2025), bahwa tidak semua fitur audio memiliki kemampuan yang sama dalam merepresentasikan karakteristik jenis musik[15].

Dalam konteks musik tradisional Bali, Budaya et al. (2025) membandingkan kinerja 3 metode ekstraksi fitur (MFCC, Chroma, Mel-Spektrogram) dalam melakukan klasifikasi nada gamelan gangsa menggunakan model LSTM. Dataset terdiri dari 500 rekaman audio. Tujuan penelitian Adalah mencari fitur audio mana yang paling efektif dalam melakukan klasifikasi. Hasil menunjukkan MFCC memberikan performa terbaik, diikuti dengan Chroma dan mel spektrogram. Secara umum dapat disimpulkan bahwa MFCC dinilai efektif karena mampu menangkap karakteristik timbre dan spektrum harmonic secara stabil, sedangkan Chroma baik menangkap informasi tonal, namun kurang optimal membedakan kelas yang memiliki kemiripan pitch. Mel-spektrogram menunjukkan performa paling rendah akibat representasi time frekuensi yang membutuhkan kapasitas model yang lebih besar. Hal ini mengindikasikan bahwa representasi timbre dan spektrum harmonic memiliki peran dominan dalam membedakan kelas nada gamelan Bali, Keterbatasan ukuran dataset dan homogenitas gaya permainan berpotensi menyebabkan bias model, sehingga masih perlu diuji lebih lanjut[7]. Studi oleh Yehezkiel et al. (2022) mengkaji 3 genre musik tradisional yaitu cilokaq, gambang kromong dan keroncong dengan menggunakan ekstraksi fitur MFCC, penelitian ini juga membandingkan performa MFCC dengan Zero Crossing Rate sebagai fitur alternatif yang lebih sederhana. Genre musik cilokaq memperoleh hasil tertinggi dan genre gambang kromong memperoleh hasil yang terendah. Hal tersebut terjadi karena kemiripan instrument dan karakteristik spectral antar genre tertentu, terutama antara genre gambang kromong dan keroncong, sehingga tingkat akurasi menjadi rendah. Sedangkan fitur ZCR menunjukkan performa rendah, hal ini terjadi karena keterbatasan fitur ZCR menangkap perubahan frekuensi sehingga tidak mampu merepresentasikan struktur harmonic dan timbre musik yang melibatkan banyak instrument[3]

Penelitian lain menekankan pentingnya pendekatan multi-fitur dilakukan oleh Sefiyanti et al. (2025). klasifikasi genre musik menggunakan algoritma random forest dengan menggunakan beberapa ekstraksi fitur yaitu MFCC, delta dan delta delta, serta menggunakan fitur Chroma, spectral contrast dan Tonnetz. Dataset yang digunakan Adalah dataset GTZAN yang berisi 1000 lagu dari 10 genre musik. Penggunaan kombinasi fitur memberikan performa yang lebih baik dibandingkan menggunakan satu jenis fitur saja. Pada penelitian ini juga menunjukkan bahwa fitur spectral membantu memperkaya informasi tonal dan harmonic yang tidak sepenuhnya ditangkap oleh MFCC[8]. Pendekatan multifitur lebih disarankan dibandingkan hanya penggunaan satu fitur[13] Penelitian Wijaya et al. (2024) Penelitian ini menggunakan pendekatan *deep learning* BiLSTM dengan menggunakan fitur ekstraksi MFCC. Temuan menunjukkan bahwa tingkat akurasi klasifikasi ditentukan oleh kualitas representasi fitur audio. Fitur MFCC yang dikombinasikan dengan dengan delta dan delta-delta terbukti mampu menangkap karakteristik spektral dan temporal musik yang lebih komprehensif. Dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang

menggunakan LSTM satu arah. Pendekatan BiLSTM menunjukkan peningkatan kinerja yang signifikan. Temuan ini membuka peluang penelitian lanjutan, seperti membandingkan MFCC dengan fitur lainnya atau mengkombinasikannya untuk meningkatkan akurasi [11],[16],[17]. Berdasarkan sintesis lintas studi dapat disimpulkan bahwa, pendekatan multi-fitur menunjukkan peningkatan akurasi terutama ketika fitur yang digabungkan merepresentasikan aspek akustik yang saling melengkapi. Popula ini konsisten pada berbagai model klasifikasi.

3.1 Perbandingan Kinerja Fitur Chroma dan MFCC

Perbandingan kinerja MLP dalam klasifikasi genre musik menggunakan fitur Chroma dan MFCC, hasil menunjukkan bahwa fitur MFCC menghasilkan performa yang lebih unggul. Namun pendekatan penggunaan dataset didominasi oleh musik modern tanpa mempertimbangkan karakteristik musik tradisional yang lebih kompleks[5]. Study lainnya menggunakan dataset Carnatic dan non Carnatic, dimana musik tersebut merupakan musik klasik tradisional dari india Selatan yang memiliki ciri dan struktur musik yang kompleks. Pada penelitian ini pendekatan yang digunakan masih berfokus pada pola spectral dan belum sepenuhnya menangkap struktur temporal jangka Panjang. Sehingga kombinasi model seperti CNN-LSTM berpotensi menghasilkan klasifikasi musik yang lebih kuat[6]. Akurasi tertinggi pada klasifikasi nada gamelan gangsa dihasilkan oleh fitur MFCC, namun hasil tersebut masih perlu dikaji lebih dalam lagi karena dataset yang digunakan relative terbatas atau homogen dan hanya merepresentasikan satu gaya permainan gangsa. Sehingga kondisi tersebut dapat berpotensi menyebabkan model terlalu menyesuaikan diri pada pola tertentu atau overfitting[7]. Fitur MFCC menghasilkan performa yang lebih unggul masih perlu dianalisa lebih mendalam karena dataset yang digunakan berpotensi mempengaruhi hasil akurasi[9]. Penggunaan kombinasi fitur memberikan performa yang lebih baik dibandingkan menggunakan satu jenis fitur saja, namun performa yang dicapai masih tergolong sedang untuk sistem klasifikasi genre musik. Temuan ini mengindikasikan bahwa fitur-fitur yang digunakan masih bersifat umum dan masih belum sepenuhnya mampu menangkap struktur musical yang kompleks[8]. Beberapa penelitian memiliki beberapa keterbatasan, analisis hanya menggunakan potongan lagu awal, sehingga belum sepenuhnya merepresentasikan struktur musik secara utuh[18].

Secara umum hasil penelitian menunjukkan bahwa MFCC lebih unggul dan lebih stabil, sementara fitur Chroma lebih sensitive terhadap fitur tonal. Namun pada musik tradisional Bali yang memiliki pola melodi yang berbeda dengan musik modern. Pada musik tradisional Bali, karakteristik timbre gamelan dan pola pupuh yang berulang dan berlapis menyebabkan fitur MFCC lebih stabil sementara fitur tonal pada Chroma memerlukan kombinasi fitur tambahan agar mampu membedakan jenis class secara lebih optimal.

3.2 Pengaruh Pendekatan Multi-fitur terhadap Kinerja Klasifikasi

Tinjauan menunjukkan bahwa penggunaan kombinasi beberapa fitur ekstraksi dapat memberikan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan fitur Tunggal. Penggabungan fitur Chroma, MFCC, spectral contrast dan beberapa fitur ekstraksi lainnya terbukti memperkaya informasi spectral, timbre tonal dan harmonic secara bersamaan. Pendekatan multi-fitur lebih relevan dalam konteks musik tradisional Bali, karena tidak hanya bergantung pada satu aspek akustik tertentu. Kombinasi MFCC dan Chroma, serta fitur tambahan lainnya memungkinkan sistem klasifikasi menangkap karakteristik musik secara lebih menyeluruh. Pendekatan ini tidak hanya meningkatkan akurasi. Tetapi juga mengurangi bias yang muncul Ketika sistem hanya bergantung pada satu jenis fitur. Hal tersebut menunjukkan bila pendekatan multi-fitur berpotensi meningkatkan akurasi klasifikasi musik pada musik tradisional yang memiliki struktur musical yang kompleks. Namun peningkatan akurasi yang dihasilkan tidak selalu bersifat signifikan apabila fitur yang digabungkan memiliki informasi yang saling tumpang tindih. Kondisi ini berpotensi meningkatkan kompleksitas model tanpa memberikan kontribusi terhadap hasil klasifikasi.

3.3 Implementasi terhadap Musik Tradisional

Klasifikasi musik berbasis fitur audio pada musik modern tidak dapat diterapkan secara langsung tanpa penyesuaian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MFCC secara konsisten mampu merepresentasikan karakteristik spektral dan timbre sinyal audio, sehingga relevan diimplementasikan pada musik tradisional. Namun pendekatan ini cenderung akan optimal apabila struktur musik homogen sehingga tidak optimal jika struktur musik lebih kompleks. Sementara fitur chroma kurang optimal membedakan kelas musik secara akurat apabila digunakan secara tunggal. Musik tradisional seperti gamelan, pupuh memiliki karakteristik musik yang berbeda beda serta struktur melodi yang berlapis dan struktur musik yang kompleks. Hasil studi menunjukkan bahwa musik tradisional memerlukan pendekatan representasi audio yang lebih kaya dan kontekstual. Pendekatan multi-fitur dinilai mampu menangkap kompleksitas musik secara menyeluruh.

4 Kesimpulan

Tinjauan literatur ini dilakukan untuk menganalisa dan membandingkan performa fitur ekstraksi pada musik tradisional Bali. Pemilihan metode ekstraksi fitur merupakan faktor penting dalam menentukan kinerja sistem klasifikasi musik. Fitur cepstral, khususnya MFCC konsisten menunjukkan kemampuan yang baik dalam merepresentasikan karakteristik spektral dan timbre sinyal audio. Sementara fitur Chroma unggul dalam merepresentasikan informasi tonal dan pitch class dalam struktur musik. Pendekatan multi-fitur melalui penggabungan fitur audio memberikan peningkatan kinerja dibandingkan penggunaan fitur tunggal. Dalam konteks musik tradisional Bali, pendekatan klasifikasi yang dikembangkan untuk musik modern tidak dapat diterapkan secara langsung tanpa penyesuaian, dikarenakan musik tradisional Bali memiliki struktur musikal yang kompleks dan khas. Maka diperlukan metode ekstraksi yang lebih kontekstual serta pemilihan model klasifikasi yang mampu menangkap karakteristik musikal musik lebih mendalam. Temuan ini diharapkan menjadi landasan bagi peneliti selanjutnya dalam pengembangan sistem klasifikasi musik tradisional berbasis audio yang lebih akurat. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan pendekatan ekstraksi fitur yang lebih kontekstual dengan mengintegrasikan informasi musikal lokal. Serta mengevaluasi kinerja model pada dataset musik tradisional yang lebih beragam.

Daftar Pustaka

- [1] E. Setiorini, M. Widjaja, and A. Wicaksana, "Reduced Convolutional Recurrent Neural Network Using MFCC for Music Genre Classification on the GTZAN Dataset," vol. 49, pp. 145–154, 2025.
- [2] S. M. Fardhani, Y. Wihardi, and E. Piantari, "Klasifikasi Genre Musik Dengan Mel Frequency Cepstral Coefficient Dan Spektogram Menggunakan Convolutional Neural Network," vol. 4, no. 1, pp. 26–34, 2021.
- [3] S. Y. Yehezkiel and Y. Suyanto, "Identifikasi Genre Musik Menggunakan SVM dan Ekstraksi Ciri MFCC," vol. 12, no. 2, pp. 115–122, 2022.
- [4] S. H. Haqyah and B. H. Prasetio, "Sistem Klasifikasi Genre Musik Berdasarkan Ritme dan Frekuensi Menggunakan Ekstraksi Fitur MFCC dan F0 dengan Algoritma Decision Tree," *J. Pengemb. Teknol. Inf. ...*, 2024.
- [5] R. Refianti and F. Mahardi, "Comparison of Music Genre Classification Results Using Multilayer Perceptron With Chroma Feature and Mel Frequency Cepstral Coefficients Extraction Features," vol. 3, no. 2, pp. 53–59, 2023.
- [6] V. Adithya, G. Sasikala, and A. Affiliation, "Deep learning for carnatic and non-carnatic music classification: a comparative study of cnn and rnn architectures," vol. 3, no. 2, 2024.
- [7] I. G. Bintang, A. Budaya, I. G. Putra, M. Yusadara, I. G. Harsemadi, and G. I. Raditya, "Komparasi Ekstraksi Fitur Nada Gamelan Gangsa Terhadap Performa Klasifikasi Dengan LSTM," 2025.
- [8] R. Sefiyanti, "Klasifikasi Genre Musik Berdasarkan Fitur Mel Frequency Spectral Coefficient Menggunakan Random Forest .," no. September 2025, pp. 528–534.
- [9] N. Asanah, I. Pratama, P. Studi, S. Informasi, F. T. Informasi, and U. M. Buana, "Deep Learning Approach for Music Genre Classification using Multi - Feature Audio Representations," vol. 14, pp. 2045–2054, 2025.
- [10] F. Ardiansyah and A. Kholiq, "Music Genre Classification Using Mel Frequency Cepstral Coefficients and Artificial Neural Networks : A Novel Approach," vol. 11, no. 4, pp. 937–948, 2024.
- [11] N. N. Wijaya, D. R. Ignatius, M. Setiadi, and A. R. Muslikh, "Music-Genre Classification using Bidirectional Long Short- Term Memory and Mel-Frequency Cepstral Coefficients," 2024.
- [12] T. Pratiwi, A. Sunyoto, and D. Ariatmanto, "Music Genre Classification using K-Nearest Neighbor and Mel-Frequency Cepstral Coefficients," vol. 8, no. 2, pp. 861–867, 2024.
- [13] A. J. Aristorenas, "Machine Learning Framework for Audio-Based Content Evaluation using MFCC , Chroma , Spectral Contrast , and Temporal Feature Engineering," 2017.
- [14] I. Julian, N. Nugrahaningsih, and A. Lestari, "ANALISIS DAN IDENTIFIKASI GENRE MUSIK MENGGUNAKAN," vol. 4, no. June, pp. 168–177, 2024.
- [15] J. Yang *et al.*, "A Deep-Learning Framework with Multi-Feature Fusion and Attention Mechanism for Classification of Chinese Traditional Instruments," pp. 1–18, 2025.
- [16] Y. Chou *et al.*, "SEM-Net: A Social – Emotional Music Classification Model for Emotion Regulation and Music Literacy in Individuals with Special Needs," pp. 1–17, 2025.
- [17] N. Putu, D. Pradnya, A. Agung, G. Bagus, N. Kadek, and N. Noviani, "Classification of Gamelan Selending Music Using Convolutional Neural Network," vol. 6, no. 3, pp. 462–472.