

**PENERAPAN MACHINE LEARNING UNTUK MENGLASIFIKASIKAN
GENRE MUSIK BERDASARKAN FITUR AUDIO**

SKRIPSI

*Diajukan sebagai Salah Satu Syarat
Untuk Mendapatkan Gelar Sarjana Komputer (S. Kom)
Program Studi Informatika*



**REZKYTULLAH ABRAH
105841101420**

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR

2024



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
FAKULTAS TEKNIK



PENGESAHAN

Skripsi atas nama REZKYTULLAH ABRAH dengan nomor induk Mahasiswa 105 84 11014 20, dinyatakan diterima dan disahkan oleh Panitia Ujian Tugas Akhir/Skripsi sesuai dengan Surat Keputusan Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar Nomor : 0004/SK-Y/55202/091004/2025, sebagai salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar pada hari Sabtu, 30 Agustus 2025.

Panitia Ujian :

1. Pengawas Umum

a. Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar

Dr. Ir. H. Abd. Rakhim Nanda, ST., MT., IPU

b. Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar

Prof. Dr. Eng. Muhammad Isran Ramli, S.T., M.T., ASEAN, Eng

2. Penguji

a. Ketua : Prof. Dr. Ir. Hafsa Nurwaha, M.T.

b. Sekretaris : RINAL REZKIYAWAN, S.Kom., M.T.

3. Anggota

: 1. DESI ANGGREANI, S.Kom., M.T.

2. RIZKI YUSLIANA BAKTI, S.T., M.T.

3. TITIN WAHYUNI, S.Pd., M.T.

Mengetahui :

Pembimbing I

Pembimbing II

Muhyiddin A M Hayat, S.Kom., M.T

Lukman, S.Kom., M.T

Dekan



Muh. Syaifat S. Kuba, S.T., M.T.

NBM : 795 288

Gedung Menara Iqra Lantai 3

Jl. Sultan Alauddin No. 259 Telp. (0411) 866 972 Fax (0411) 865 588 Makassar 90221

Web: <https://teknik.unismuh.ac.id/>, e-mail: teknik@unismuh.ac.id





HALAMAN PENGESAHAN

Tugas Akhir ini diajukan untuk memenuhi syarat ujian guna memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

Judul Skripsi : PENERAPAN MACHINE LEARNING UNTUK MENGLASIFIKASIKAN
GENRE MUSIK BERDASARKAN FITUR AUDIO

Nama : Rezkytullah Abrah

Stambuk : 105 84 1101420

Makassar, 22 September 2025

Telah Diperiksa dan Disetujui
Oleh Dosen Pembimbing;

Pembimbing I

Pembimbing II

Muhyiddin A M Hayat, S.Kom., M.T

Lukman, S.kom., M.T

Mengetahui,

Ketua Prodi Informatika



Rizki Yusliana Bakti, S.T., M.T.

NBM : 1307 284



ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi genre musik secara otomatis berdasarkan fitur-fitur audio yang diekstraksi dari file lagu. Proses ekstraksi fitur menggunakan pustaka Librosa untuk menghitung Zero Crossing Rate (ZCR), Spectral Centroid, dan 13 koefisien Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC). Setelah melalui proses normalisasi, fitur-fitur tersebut digunakan sebagai input dalam pelatihan tiga model klasifikasi: K-Nearest Neighbor (KNN), Random Forest, dan Naïve Bayes. Dataset terdiri dari lima genre musik populer dengan lebih dari 500 lagu. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Random Forest menghasilkan akurasi tertinggi dan mampu mengenali pola audio dengan baik, termasuk pada lagu-lagu yang tidak terdapat dalam data pelatihan. Sistem juga mampu menampilkan hasil ekstraksi fitur dan prediksi dalam bentuk visualisasi, sehingga memberikan transparansi dalam proses klasifikasi. Dengan pendekatan ini, sistem dapat digunakan untuk membantu analisis musik secara otomatis dan efisien.

Kata Kunci: Klasifikasi Genre Musik, MFCC, ZCR, Spectral Centroid, Random Forest

ABSTRACT

This research aims to develop an automatic music genre classification system based on audio features extracted from song files. Feature extraction utilizes the *Librosa* library to compute Zero Crossing Rate (ZCR), Spectral Centroid, and 13 Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC). After normalization, these features are used as input to train three classification models: K-Nearest Neighbor (KNN), Random Forest, and Naïve Bayes. The dataset consists of five popular music genres with over 500 songs. The evaluation results show that the Random Forest model achieved the highest accuracy and effectively recognized audio patterns, even in songs not included in the training data. The system also visualizes extracted features and prediction results, offering transparency in the classification process. This approach provides an efficient and practical tool for automated music analysis.

Keywords: Music Genre Classification, MFCC, ZCR, Spectral Centroid, Random Forest

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat, kesehatan, serta kekuatan-Nya, sehingga skripsi yang berjudul “PENERAPAN MACHINE LEARNING UNTUK MENGLASIFIKASIKAN GENRE MUSIK BERDASARKAN FITUR AUDIO” ini dapat diselesaikan dengan baik sebagai bagian dari pemenuhan salah satu syarat akademik di Program Studi Informatika. Shalawat serta salam senantiasa tercurah kepada Nabi Muhammad SAW, teladan terbaik bagi seluruh umat manusia.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa penulisan skripsi ini bukanlah tujuan akhir dari proses pembelajaran. Masih banyak kekurangan yang terdapat di dalamnya, baik dari sisi isi, penggunaan bahasa, maupun penyusunan sistematikanya. Dengan segala kerendahan hati, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada berbagai pihak yang telah memberikan dukungan, bimbingan, serta motivasi selama proses penyusunan skripsi ini. Ucapan terima kasih secara khusus penulis tujukan kepada:

1. Bapak Dr. Ir. H. Abd Rakhim Nanda, S.T., M.T., IPU. Selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar, atas arahnya dalam mendukung kegiatan akademik di lingkungan kampus.
2. Bapak Ir. Muhammad Syafaat S. Kuba, S.T., M.T. Selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar, yang telah menciptakan suasana akademik yang kondusif bagi mahasiswa.
3. Bapak Muhyiddin A M Hayat, S.Kom., M.T. Selaku Ketua Program Studi Informatika Fakultas Teknik, atas bimbingan dan fasilitasi selama masa studi.
4. Bapak Muhyiddin A M Hayat, S.Kom., M.T. Selaku dosen pembimbing I, atas bimbingan, kesabaran, dan arahan yang penuh perhatian dalam proses penyusunan tugas akhir ini.
5. Bapak Lukman SKM, S.Kom., M.T. Selaku dosen pembimbing II, atas dukungan, waktu, dan ilmu yang telah diberikan dengan penuh keikhlasan.
6. Seluruh dosen Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar, Yang telah berbagi ilmu, pengalaman, dan nilai-nilai akademik selama proses perkuliahan.

7. Rekan-rekan mahasiswa Program Studi Informatika, Khusus nya Integrasi Angkatan 2020 Terima kasih atas kebersamaan, kerja sama, dan dukungan yang menjadi bagian penting dalam perjalanan akademik penulis. Dan Teman-teman sekelas, Khususnya yang selalu memberikan semangat dan saling membantu dalam menghadapi berbagai tantangan selama kuliah hingga penyusunan skripsi ini.

8. Kepada kedua orang tua tercinta, Bapak dan Ibu, yang dengan penuh kasih sayang, doa, dan pengorbanannya telah menjadi sumber kekuatan dalam setiap langkah penulis. Semoga Allah SWT membalas segala kebaikan, melimpahkan kesehatan, dan menjadikan setiap amal mereka sebagai pahala yang terus mengalir. Aamiin.

9. Kepada seseorang yang pernah bersama penulis dan tidak bisa penulis sebut namanya. Terimakasih atas patah hati yang diberikan dan Terimah kasih pernah menemani penulis semasa perkuliahan, walaupun tidak menemani sampai selesai tapi penulis ucapkan terimah kasih pernah menjadi bagian perjalanan hidup selama penulis kuliah, ternyata perginya anda dari kehidupan penulis berikan cukup motivasi untuk terus maju dan berproses menjadi pribadi yang mengerti apa itu pengalaman,pendewasaan,sabar dan menerima arti kehilangan sebagai bentuk proses penempatan menghadapi dinamika hidup. Terimah kasih telah menjadi bagian menyenangkan sekaligus menyakitkan dari pendewasaan ini. Pada akhirnya setiap orang ada masanya dan setiap masa ada orangnya.

Semoga semua pihak tersebut di atas mendapat pahala yang berlipat ganda disisi Allah SWT dan Tugas Akhir yang sederhana ini dapat bermanfaat bagi penulis, rekan - rekan, Masyarakat serta Bangsa dan Negara. **Aamiin**

Billahi Fisabilhaq, Fastabiqul Khairat.

Wassalamualaikum Wr. Wb.

Makassar, 1 Agutsus 2025

Rezkytullah Abrah

MOTO

“Tabrak perihail tak mungkin, abaikan mustahil.”

(MorfeM - Jungkir Balik)



DAFTAR ISI	
ABSTRAK	ii
ABSTRACT	iii
KATA PENGANTAR	iv
MOTO	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang	1
B. Rumusan Masalah	2
C. Tujuan Penelitian.....	3
D. Manfaat Penelitian	3
E. Ruang Lingkup.....	4
F. Sistematika Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
A. Landasan Teori.....	5
B. Penelitian Terkait.....	16
C. Kerangka Berfikir.....	19
BAB III METODE PENELITIAN	20
A. Tempat dan Waktu Penelitian	20
B. Alat dan Bahan.....	20
C. Perancangan Sistem.....	21
D. Analisis Masalah	27
E. Metode Pengumpulan Data.....	28
F. Teknik Pengujian.....	29
G. Teknik Analisis Data	30

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	32
A. Hasil	32
B. Pembahasan	40
BAB V PENUTUP	43
A. Kesimpulan	43
B. Saran	43
DAFTAR PUSTAKA	45

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Rancangan Sistem.....	22
Gambar 2. Flowchart KNN	24
Gambar 3. Flowchart Random Forest.....	25
Gambar 4. Flowchart Naïve Bayes.....	26
Gambar 5. Proses Ekstraksi.....	32
Gambar 6. Nilai Fitur Audio.....	33
Gambar 7. Nilai TP, TN, FP, FN.....	34
Gambar 8. Waveform Audio.....	36
Gambar 9. Visualisasi Spektrum.....	37
Gambar 10. Grafik batang fitur audio.....	38
Gambar 11. Hasil Prediksi.....	39
Gambar 12. Ekstrak Lagu.....	40
Gambar 13. Model.....	41
Gambar 14. Prediksi Lagu.....	42

DAFTAR TABEL

Tabel 1. Penelitian Terkait.....	16
Tabel 2. Nilai Akurasi, Precision, Recall	34



BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Saat ini, orang-orang sering mengkategorikan berbagai jenis musik menurut genre yang sedang digunakan. Istilah "*genre*" mengacu pada cara mengklasifikasi musik berdasarkan kesamaan jenis instrumen, karakter timbre, frekuensi atau nada, dan tempo. Pendengaran manusia memudahkan identifikasi genre suatu karya musik. Karena itu, genre merupakan komponen penting dalam deskripsi music (Cariadhi *et al.*, 2020).

Selama ini, mendengarkan musik merupakan hobi yang cukup fleksibel dan dapat dilakukan di berbagai platform, termasuk komputer pribadi, laptop, ponsel, dan komputer tablet portabel. Banyak platform yang menawarkan layanan musik digital sering kali menyusun genre musik yang disesuaikan dengan preferensi penggunaanya. Hal ini dapat dikelompokkan menurut genre musik.

Klasifikasi jenis atau gaya musik merupakan definisi paling sederhana dari genre musik. Penyedia layanan memberi label pada musik agar memudahkan pengkategorian atau pengelompokan musik yang akan diputarkan pada layanan mendengarkan musik digital yang berbasis situs web atau aplikasi telepon pintar. Genre musik merupakan hasil hubungan rumit antara sejarah, budaya lokal, pemasaran, dan masyarakat (Radix *et al.*, 2023).

Karena semakin banyaknya musik, kategorisasi berdasarkan genre menjadi penting. Klasifikasi berdasarkan genre ini akan memudahkan pencarian musik (Cariadhi *et al.*, 2020). Alhasil, tergantung pada genre yang diminati, para pencinta musik dapat dengan cepat memilih musik yang ingin didengarkan.

Genre musik dikategorikan menggunakan pembelajaran mesin, subbidang kecerdasan buatan. Pembelajaran terbimbing adalah salah satu teknik pembelajaran mesin yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan genre musik. Studi ini mengklasifikasikan lagu menggunakan *Time Domain* dan *Zero Crossing Rate* (ZCR) sebagai karakteristiknya. Pendekatan ZCR menggunakan proses pengenalan langsung yang melibatkan pemecahan musik menjadi

beberapa segmen menurut jenisnya dan kemudian menentukan nilai setiap segmen untuk menentukan identitas lagu. Kemampuan untuk memperoleh nilai dari sampel yang diuji melalui penjumlahan adalah salah satu manfaat tambahan dari ketiga karakteristik ini.

Sejumlah penelitian yang berkaitan dengan pemeriksaan pengenalan genre musik diperbandingkan dalam penelitian ini. Penelitian "Analisis dan Studi Perbandingan Algoritma Klasifikasi Genre Musik" oleh Feri Sulianta dan Eka Angga Laksana merupakan salah satu penelitian yang relevan (Laksana & Sulianta, 2021). Menemukan algoritma terbaik di antara sekian banyak algoritma untuk mengklasifikasikan genre musik merupakan tujuan dari penelitian ini. KNN, SVM, *Random Forest*, *Extra Trees*, dan *Gradient Boosting* merupakan beberapa metode yang digunakan dalam penelitian ini. Temuan analisis menunjukkan bahwa metode *Extra Trees* memiliki kinerja terbaik dalam hal klasifikasi. Meskipun demikian, pendekatan *Time Domain* dan *Zero Crossing Rate* belum digunakan dalam penelitian ini.

Penelitian berikut ini berjudul "Klasifikasi Lagu Berdasarkan Genre dalam Format WAV" dan dilakukan pada tahun 2014 oleh Nurmiyati Tamatjita dan Agus Harjoko (Tamatjita & Harjoko, 2020). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan musik secara akurat tergantung pada genre. Teknik ekstraksi fitur seperti *Zero Crossing Rate* (ZCR), *Average Energy* (E), dan *Silent Ratio* (SR) merupakan beberapa teknik yang digunakan. Temuan analisis menunjukkan bahwa kerapatan antarkelas untuk setiap genre dipengaruhi oleh akurasi kategorisasi genre. Meskipun demikian, pendekatan machine learning tidak digunakan dalam penelitian ini.

Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan pendekatan pembelajaran mesin yang menggabungkan komputasi *Time Domain* dan *Zero Crossing Rate* dalam kategorisasi genre musik. *K-Nearest Neighbor*, *Random Forest*, dan *Naïve Bayes* merupakan beberapa teknik yang digunakan dalam penelitian ini.

B. Rumusan Masalah

Mengingat konteks yang telah diuraikan sebelumnya, rumusan masalah berikut menjadi fokus utama kajian ini:

1. Bagaimana proses ekstraksi fitur audio seperti *Zero Crossing Rate* (ZCR), *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC), dan *Spectral Centroid* dapat dilakukan secara sistematis guna mendukung proses klasifikasi genre musik?
2. Sejauh mana tingkat akurasi algoritma *Machine Learning*, yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Random Forest*, dan *Naïve Bayes*, dalam mengklasifikasikan genre musik berdasarkan fitur audio yang telah diekstraksi, serta algoritma mana yang memberikan hasil klasifikasi terbaik?

C. Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah yang telah disebutkan, maka peneliti perlu memiliki tujuan agar penelitian dapat berjalan dengan baik.

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Melakukan ekstraksi fitur audio secara sistematis, mencakup *Zero Crossing Rate* (ZCR), *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC), dan *Spectral Centroid*, yang berperan sebagai representasi karakteristik audio dalam proses klasifikasi genre musik.
2. Mengevaluasi dan membandingkan tingkat akurasi algoritma *Machine Learning*, yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Random Forest*, dan *Naïve Bayes*, dalam mengklasifikasikan genre musik berdasarkan fitur audio yang telah diekstraksi, serta mengidentifikasi algoritma yang memberikan hasil klasifikasi terbaik.

D. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem klasifikasi genre musik berbasis pembelajaran mesin dengan menggunakan fitur-fitur audio seperti ZCR, MFCC, dan *Spectral Centroid*.
2. Mendukung efektivitas pengelompokan musik secara otomatis pada platform digital, sehingga dapat meningkatkan pengalaman pengguna dalam menemukan musik berdasarkan genre yang sesuai.
3. Menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam bidang pemrosesan sinyal audio dan penerapan algoritma klasifikasi *Machine Learning*, khususnya dalam konteks pengelompokan konten multimedia.

E. Ruang Lingkup

Penelitian ini difokuskan pada batasan-batasan berikut agar sesuai dengan tujuan dan permasalahan yang dibahas:

1. Ekstraksi fitur audio terbatas pada tiga jenis fitur, yaitu *Zero Crossing Rate* (ZCR), *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC), dan *Spectral Centroid*.
2. Algoritma klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Random Forest*, dan *Naïve Bayes*.
3. Data yang digunakan bersumber dari beberapa playlist genre musik populer di Spotify, yang dipilih secara manual dan masing-masing mewakili satu genre, dengan total lima genre dan masing-masing genre terdiri dari 100 lagu.

F. Sistematika Penelitian

Berikut ini adalah teknik penulisan yang digunakan untuk menyusun laporan proposal penelitian ini:

BAB I PENDAHULUAN

Latar belakang, rumusan masalah, tujuan, keuntungan, ruang lingkup, dan sistematika penulisan semuanya dibahas dalam bab ini.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Unsur-unsur pendukung penelitian dan tinjauan pustaka tentang teori yang digunakan dibahas dalam bab ini.

BAB III METODE PENELITIAN

Lokasi dan waktu penelitian, peralatan dan perlengkapan, desain sistem, diagram alur, strategi pengumpulan data, strategi pengujian, dan strategi analisis data semuanya termasuk dalam bab ini.

BAB IV HASIL PENELITIAN

Pada bab ini menjelaskan hasil dari penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya, pada bab inilah dijelaskan hasil penelitian dan pengujian.

BAB V PENUTUP

Pada bab ini dijelaskan kesimpulan yang dihasilkan dari penelitian yang telah dilakukan dan saran yang diberikan kepada peneliti selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. *Machine Learning*

Machine learning adalah sekumpulan algoritma komputer yang menggunakan data sampel yang sudah ada, mengoptimalkan kinerja komputer atau sistem (Alpaydin, 2020).

Machine Learning (ML) adalah salah satu variasi sistem kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer belajar tanpa pemrograman eksplisit. Secara umum, pembelajaran mesin (ML), yang sering digunakan, membagi satu masalah ke dalam banyak kategori. Manusia dapat dengan mudah mengidentifikasi item dalam kehidupan sehari-hari, tetapi mereka mungkin tidak selalu dapat memberikan penjelasan yang tepat. Oleh karena itu, untuk mendeteksi, mengidentifikasi, atau mengantisipasi fakta tertentu dengan mempelajari sejarah, diperlukan pembelajaran mesin (Nurhayati et al., 2019).

a. Kelebihan *Machine Learning*

1) Kemampuan Mengolah Data Besar

- a) Data yang besar dan rumit yang tidak dapat ditangani secara manual oleh manusia dapat ditangani dan dianalisis melalui pembelajaran mesin.
- b) Meskipun data tersebut tidak terstruktur, teknik ini ideal untuk data yang sangat besar, di mana pola dapat ditemukan.

2) Pembelajaran Berkelanjutan (*Self-Learning*)

- a) Sistem *Machine Learning* terus belajar dari data baru tanpa perlu pemrograman ulang.
- b) Kemampuan adaptasi ini membuatnya menjadi solusi dinamis yang selalu relevan.

3) Otomasi Tugas

Efisiensi waktu dan tenaga kerja dapat ditingkatkan dengan menggunakan pembelajaran mesin untuk secara otomatis mengganti operasi manual seperti analisis data, prediksi, dan kategorisasi.

Mengidentifikasi apakah email merupakan spam atau bukan adalah salah satu contohnya.

4) Akurasi yang Tinggi

Bila diberikan data yang cukup dan algoritma yang tepat, pembelajaran mesin dapat menghasilkan hasil kategorisasi atau prediksi yang sangat akurat.

5) Penerapan yang Luas

Banyak industri, termasuk teknologi, pemasaran, keuangan, dan kesehatan, telah menggunakan pembelajaran mesin. Kustomisasi konten digital, deteksi penipuan kartu kredit, dan diagnosis penyakit adalah beberapa contoh penggunaannya.

6) Efisiensi dalam Pengambilan Keputusan

Pembelajaran mesin memungkinkan bisnis atau individu membuat keputusan berdasarkan data yang lebih baik dengan menganalisis data secara cepat.

7) Mendeteksi Pola Kompleks

Dalam hal pengenalan wajah, ucapan, atau bahasa, misalnya, pembelajaran mesin dapat mengidentifikasi pola yang terlalu rumit untuk dipahami manusia.

b. Kekurangan *Machine Learning*

1) Ketergantungan pada Data

- a) Kuantitas dan kualitas data memiliki dampak signifikan pada kinerja pembelajaran mesin.
- b) Model yang buruk atau tidak akurat dapat dihasilkan oleh data yang tidak lengkap, tidak relevan, atau bias.

2) Proses Pelatihan yang Mahal dan Memakan Waktu

- a) Diperlukan waktu yang lama dan daya komputer yang besar untuk melatih model, terutama untuk kumpulan data yang besar.
- b) Keahlian, perangkat lunak, dan perangkat keras juga mahal.

3) Kurangnya Interpretasi (*Black Box*)

- a) Banyak algoritma pembelajaran mesin, khususnya pembelajaran mendalam, beroperasi sebagai "kotak hitam," yang membuatnya sulit dipahami bagaimana mereka sampai pada kesimpulan.
- b) Ini adalah masalah dalam bidang seperti hukum atau perawatan kesehatan di mana keterbukaan sangat penting.
- 4) Tidak Cocok untuk Semua Masalah

Pilihan terbaik tidak mesti pembelajaran mesin. Solusi tradisional mungkin lebih efisien dan ekonomis untuk masalah yang mudah diatasi.

2. *Audio Mining*

Audio mining adalah metode untuk mengevaluasi konten sinyal audio secara otomatis yang sering diterapkan dalam bidang pengenalan suara otomatis, seperti identifikasi genre musik. Dua kategori karakteristik utama harus diekstraksi untuk mengenali konten sinyal audio:

- a. Energi, *Zero Crossing Rate* (ZCR), dan entropi energi adalah contoh properti berbasis waktu.
- b. Fitur yang bergantung pada frekuensi, termasuk vektor kroma, entropi spektral, fluks spektral, penurunan spektral, sentroid dan sebaran spektral, dan Koefisien *Cepstral Mel-Frequency* (MFCC) (Radix et al., 2023).

3. *Fitur Audio*

Untuk menyampaikan informasi penting dari sinyal suara atau musik, fitur audio adalah ciri atau kualitas yang diambil dari data audio. Pengenalan ucapan, identifikasi genre musik, dan deteksi emosi adalah beberapa aplikasi karakteristik ini dalam analisis data audio. Dalam penelitian ini, digunakan tiga fitur audio utama yang umum digunakan dalam klasifikasi genre musik, yaitu:

- b. *Zero Crossing Rate* (ZCR)

Zero Crossing Rate adalah Jumlah kali sinyal melintasi sumbu horizontal diukur. Sinyal positif ke nol ke negatif atau sinyal negatif ke nol ke positif dapat terjadi. Berdasarkan seberapa sering sinyal mengubah polaritasnya, ZCR sering digunakan dalam analisis sinyal untuk membedakan berbagai noise (Abdulbar et al., 2019).

c. *Spectral Centroid*

Spectral Centroid adalah metrik yang mencirikan pusat massa domain frekuensi dari spektrum sinyal. Rata-rata tertimbang dari frekuensi spektrum audio digunakan untuk menghitung SCF. Energi lebih terkonsentrasi pada frekuensi yang lebih tinggi ketika nilai *Spectral Centroid* lebih besar; sebaliknya, nilai yang lebih rendah menunjukkan bahwa frekuensi rendah mendominasi spektrum (Abdulbar et al., 2019).

d. *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC)

MFCC adalah karakteristik yang digunakan untuk mengekstrak data audio dari spektrum daya jangka pendek suara. Transformasi kosinus linier dari spektrum daya log pada skala frekuensi nonlinier digunakan untuk mengekstrak fitur MFCC. Metode ini lebih menyerupai cara manusia memahami suara dan memungkinkan pengodean informasi audio dengan cara yang lebih mudah. Kode komputer Python bersama dengan pustaka Librosa dan Pydub digunakan untuk menjalankan prosedur ekstraksi MFCC. MFCC adalah sekumpulan koefisien yang dihasilkan dari transformasi spektrum audio ke dalam skala mel (mel scale). Prosesnya mencerminkan bagaimana telinga manusia menangkap suara. Dalam praktik umum, biasanya diambil 13 koefisien MFCC pertama karena sudah cukup untuk mewakili informasi penting dari spektrum daya sinyal suara (Fardhani et al., 2021).

Berbeda dengan ZCR dan *Spectral Centroid* yang menghasilkan satu nilai per file audio, MFCC menghasilkan 13 koefisien karena setiap koefisien mewakili informasi spektral dalam level frekuensi yang berbeda. Visualisasi MFCC memampatkan informasi spektral menjadi 13 koefisien, yang menghasilkan representasi audio yang lebih abstrak dan efisien untuk proses klasifikasi (Ramadhan & Qoiriah, 2025).

4. Algoritma *Machine Learning* untuk Klasifikasi

Setelah data audio diekstraksi, teknik pembelajaran mesin digunakan untuk mengkategorikan genre musik. Tiga algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

a. *K-Nearest Neighbor (KNN)*

K-Nearest Neighbor (K-NN) adalah pendekatan klasifikasi yang berbasis instans dan menetapkan label kelas menurut kumpulan k tetangga terdekat. Daftar tetangga terdekat data uji dibuat dengan menghitung jarak atau kesamaan antara setiap set data uji dan semua data pelatihan. Pendekatan ini mungkin kurang berhasil dengan set data yang besar, tetapi berfungsi dengan baik untuk klasifikasi ketika distribusi data terlihat jelas (Teknomo, 2020).

b. *Random Forest*

Random Forest adalah beberapa pohon keputusan independen (CART) dalam pendekatan ensemble. Hasil dari setiap pemungutan suara pohon menentukan pilihan akhir. Jika dibandingkan dengan pendekatan pohon keputusan tunggal, *Random Forest* memiliki manfaat dalam menurunkan overfitting dan menghasilkan prakiraan yang lebih andal (Radix et al., 2023).

c. *Naïve Bayes*

Naïve Bayes Classifier adalah pendekatan probabilistik yang mengandaikan independensi fitur dan didasarkan pada Teorema Bayes. Pendekatan ini menggunakan distribusi fitur set data pelatihan untuk mendapatkan probabilitas posterior untuk setiap kelas. Dalam banyak situasi, *Naïve Bayes* tetap menghasilkan hasil klasifikasi kompetitif meskipun kondisi independensi sering kali tidak sepenuhnya terpenuhi dalam data nyata (Radix et al., 2023).

5. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses menyusun berbagai data ke dalam kelas-kelas yang ditentukan oleh karakteristik dan tren yang ditemukan dalam data tersebut. Data yang berfungsi sebagai panduan untuk mengembangkan aturan klasifikasi data disediakan di awal proses klasifikasi. Data ini disebut sebagai set pelatihan, dan model kemudian dikembangkan untuk mengkategorikan set data tersebut.

Menurut Ainum et al., 2022, *classification* adalah metode dengan memeriksa karakteristik dan tindakan kelompok yang dikategorikan. Dengan mengubah data yang telah diklasifikasikan sebelumnya dan memanfaatkan hasilnya untuk membuat sejumlah aturan, pendekatan ini digunakan untuk mengklasifikasikan data baru.

6. Genre Musik

Manusia telah menciptakan dan memanfaatkan genre musik sebagai label untuk mengklasifikasikan dan mengkarakterisasikan musik. Karena genre musik berkembang melalui interaksi yang kompleks dari pengaruh historis, budaya, pemasaran, dan publik, genre musik tidak memiliki definisi dan batasan yang jelas. Anggota genre tertentu memiliki kemiripan satu sama lain dalam hal instrumentasi musik, struktur ritme, dan konten nada (Tzanetakis & Cook, 2022).

a. Jenis- Jenis Genre Musik

1) Genre Musik Klasik

Filsafat dan estetika masa lalu tercermin dalam musik klasik, yang berkembang dari era Barok, Romantis, dan Modern. Karya-karya dengan struktur yang kompleks dan signifikan, seperti sonata Mozart atau simfoni Beethoven, mencakup transisi topik yang kaya, narasi musik yang panjang, dan dinamika yang canggih. Musik klasik sering kali menggunakan metode vokal opera yang membutuhkan pelatihan intensif dan kontrol suara yang sangat baik, dan dibawakan oleh orkestra besar dengan menggunakan instrumen seperti biola, cello, dan keyboard. Musik klasik tetap memberikan pengalaman emosional dan artistik yang mendalam terlepas dari durasi dan ketelitiannya. Meskipun musik klasik lebih banyak tersedia saat ini berkat layanan streaming, para pencinta seni yang menghargai kerumitan dan keindahannya tetap menganggapnya menarik (Gaffney, 2024).

2) Genre Musik Jazz

Jazz adalah aliran musik yang berakar dari komunitas kulit hitam Amerika. Pada akhir abad ke-19, orang kulit hitam di New

Orleans, Florida, mulai mendengarkan musik jazz. Ragtime adalah yang pertama dari beberapa subgenre jazz yang muncul, termasuk swing, dixieland, bebop, cool jazz, hard bop, free jazz, fusion, dan contemporary jazz (Nainggolan, 2023).

Penggunaan alat musik menunjukkan ciri khas musik jazz, seperti saksofon, drum, gitar, bas, terompet, dan piano. Dari alat musik tersebut dapat disimpulkan bahwa adanya sinkopasi, blue note, dan swing merupakan ciri khas musik jazz. Salah satu jenis musik yang muncul pada abad ke-20 adalah jazz. Orang Afrika-Amerika mengadaptasi musik Afrika ke dalam alat musik Eropa untuk menciptakan ragtime, cikal bakal musik jazz, yang mulai terbentuk sekitar tahun 1890.

3) Genre Musik *Blues*

Baru pada tahun 1910 nama "blues" resmi digunakan. Amerika Serikat (AS) adalah tempat lahirnya genre musik vokal dan instrumental yang dikenal sebagai blues. Kata sifat "blue," yang membangkitkan perasaan sedih dan tidak puas, memunculkan frasa "blues." Lirik lagu tersebut terdiri dari empat baris, dengan dua baris pertama mengajukan pertanyaan dan dua baris terakhir memberikan jawaban. Ini adalah pola tanya-jawab pertama yang digunakan dalam musik blues. Instrumen dan alunan bass yang digunakan merupakan aspek lain dari musik blues. Berbeda dengan lagu-lagu bass klasik, yang sering kali memiliki satu baris kata yang diulang empat kali sesuai dengan musiknya, lagu-lagu blues memiliki lirik yang berbeda. Lagu ini memiliki hubungan dengan musik religi Afrika-Amerika, yang biasanya dibawakan oleh pendeta (Asmanto, 2024).

4) Genre Musik *Country*

Blues, tradisi Amerika, dan Eropa merupakan asal muasal musik country. Keluarga Carter dan pelopor awal lainnya seperti Jimmie Rodgers berperan penting dalam pertumbuhan genre ini. Berkat para pemain terkenal seperti Hank Williams dan Johnny Cash, musik

country berkembang pesat pada tahun 1940-an dan 1950-an. Kehidupan pedesaan, kehidupan sehari-hari, cinta, kesedihan, dan topik-topik lain yang berhubungan dengan pengalaman manusia sering dibahas dalam lirik lagu country.

Musik *country* memanfaatkan berbagai alat musik yang memberikan ciri khas tersendiri pada genre ini. Gitar akustik, gitar listrik, banjo, biola, gitar pedal baja, harmonika, piano, bas, drum, akordeon, mandolin, dan dobro adalah beberapa alat musik yang sering digunakan dalam musik country. Musik country memperoleh popularitas pada tahun 1960-an dan 1970-an berkat para pemain seperti Dolly Parton dan Glen Campbell. Musik country sejak saat itu telah melahirkan sejumlah inovasi dan subgenre (Music, 2023).

5) Genre Musik *Reggae*

Musik *reggae* adalah gaya yang muncul di Jamaika pada akhir tahun 1960-an. "Offbeat" atau "skank," pola ritme longgar yang menekankan not kedua dan keempat sambil mengabaikan ketukan utama, adalah karakteristik yang menentukan dari musik reggae. Aspek lirik reggae sering menyentuh tema cinta, perdamaian, dan perlawanan terhadap ketidakadilan.

Gitar, bas, perkusi, dan kibor sering digunakan sebagai instrumen dalam musik reggae, yang juga memiliki suara vokal dan lirik unik yang sering kali menyampaikan isu sosial. Cita-cita musik reggae tentang kemerdekaan, kebersamaan, dan perdamaian juga sangat dipengaruhi oleh gerakan spiritual Jamaika yang dikenal sebagai Rastafari (Gloryunited, 2024).

6) Genre Musik *Metal*

Salah satu genre musik yang paling digemari di kalangan pecinta musik, khususnya penggemar musik metal di seluruh dunia, adalah metal. Musik metal menyampaikan kesan tangguh, maskulin, dan gemuruh yang keras. Bagi para penggemarnya, yang dikenal sebagai Metalhead, musik metal berfungsi sebagai pengingat bahwa musik

rock masih ada. Salah satu cara musik modern berkembang secara global adalah melalui kemunculan musik metal, yang telah mewakili setiap dekade.

Musik metal memiliki nilai dan kelas kreatif yang tinggi, meskipun popularitasnya tidak sejalan dengan tujuan bisnis industri musik. Karena musik metal ada, para pengikutnya selalu militan dan semakin menyukai musik rock metal. Beberapa orang yang akrab dengan industri musik global juga tertarik dengan kerumitan dalam memproduksi dan memamerkan musik metal. Saat ini, ada beberapa subgenre atau variasi musik metal yang telah muncul secara global (Tegar, 2022).

7) *Genre Musik Hip Hop*

Rap, yang sering dikenal sebagai musik hip hop, adalah jenis musik yang berasal dari tahun 1970-an di South Bronx, New York City, khususnya di kalangan remaja Afrika-Amerika. Rap adalah wacana berirama dan berirama yang biasanya disertai dengan genre musik berirama yang bergaya. Budaya hip hop sendiri merupakan sumber genre musik hip hop, yang terdiri dari empat komponen penting: Breakdancing, seni grafiti, turntablism, emceeing (MCing) dan rap, dan disc jockeying (DJing) (Musik, 2021).

8) *Genre Musik Pop*

Singkatan dari musik populer adalah musik pop. Jenis musik ini disukai oleh semua umur, sesuai dengan namanya. Jutaan pendengar di seluruh dunia telah terhibur oleh lagu-lagu yang memikat dan lirik yang mudah dipahami dari genre ini. Musik pop merupakan jenis musik yang sering kali menarik bagi khalayak luas dan berisi lirik yang sederhana serta irama yang menarik. Melodi yang menarik dan suara yang sering menonjol pada musik pop membuatnya mudah didengarkan dan digemari oleh khalayak luas. Lagu-lagu musik pop antara lain Tak Mampu Melupa karya Ziva Magnolya, Kepastian karya Aurelie Hermansyah, dan Cerita Cinta karya Arsy Widianto.

Sekitar tahun 1950-an dan 1960-an, musik pop mulai populer. Istilah "zaman keemasan" musik pop sering digunakan untuk menggambarkan periode ini. Ikon musik pop pada periode tersebut meliputi Frank Sinatra, The Beach Boys, The Beatles, dan Elvis Presley. Justin Bieber, Taylor Swift, Madonna, dan Michael Jackson adalah beberapa artis musik pop yang terkenal (Music, 2023).

9) *Genre Musik Disco*

Kata diskotek dalam bahasa Prancis, yang berarti lantai dansa atau tempat untuk berdansa, merupakan asal muasal kata disko. Selain di Amerika, disko juga masuk ke Indonesia berkat Guruh Soekarno Putra, yang menulis lagu bertema disko berjudul Keranjang Disco. Pada tahun 1976, Johnny Lewerisa menyanyikan lagu tersebut, yang sangat digemari saat itu. Disko masih digunakan hingga saat ini; paling tidak, disko dimasukkan ke dalam gerakan tari dan musik Indonesia melalui pola ketukan yang komersial atau seperti disko.

Disco adalah gaya tari yang digemari dan sering ditampilkan di acara bisnis dan kontes tari amatir dan profesional. Dengan menggunakan komponen dramatis untuk menggambarkan situasi disko dari saat sedang turun hingga saat sedang naik, disko berfungsi sebagai materi sumber utama untuk karya tari ini (Negara, 2020).

10) *Genre Musik Rock*

Genre musik kontemporer yang paling dikenal dan digemari di seluruh dunia adalah rock. Para pencinta musik dari segala usia dapat menikmati genre ini, yang memancarkan kesan kuat dan penuh gairah. Bahkan masa kejayaan seni musik dalam suatu era tertentu terkadang diwakili oleh grup musik rock yang sangat penting.

Pertumbuhan seni musik di seluruh dunia sangat dipengaruhi oleh popularitas musik rock. Berbagai eksperimen dan penampilan instrumen oleh musisi rock telah memunculkan sejumlah turunan baru, atau yang disebut subgenre. Karena fakta ini, musik rock merupakan genre dengan jumlah subgenre atau varian terbanyak dalam musik kontemporer (Tegar, 2021).

7. *Flowchart*

Bagan alir adalah representasi grafis dari pilihan dan tindakan yang terlibat dalam menyelesaikan proses pemrograman. Setiap langkah ditampilkan sebagai diagram dengan panah atau garis yang menghubungkannya. Saat menentukan fase atau fungsi proyek perangkat lunak, bagan alir sangat penting. Diagram alir proses program juga lebih mudah dipahami, lebih ringkas, dan kecil kemungkinannya disalahpahami. Namun demikian, bagan alir juga memiliki sejumlah kelemahan, seperti ketidakmampuannya untuk menyampaikan detail yang rumit dan kekakuannya saat menampilkan perubahan proses. Akibatnya, penggunaan bagan alir perlu dilakukan dengan hati-hati dan bijaksana.

Flowchart atau sering Salah satu jenis grafik yang menunjukkan algoritma atau tahap-tahap instruksi yang berurutan dalam suatu sistem disebut diagram alir. Seorang analis sistem menjelaskan kepada seorang programmer gambaran logis dari suatu sistem yang harus dibangun menggunakan diagram alir sebagai dokumentasi pendukung. Dengan cara ini, diagram alir dapat membantu dalam menawarkan jawaban atas masalah-masalah yang mungkin timbul selama pengembangan sistem. Intinya, simbol-simbol digunakan untuk mengilustrasikan diagram alir. Setiap simbol mewakili prosedur tertentu. Garis penghubung digunakan untuk menunjukkan bagaimana satu prosedur terhubung ke prosedur berikutnya (Rosaly & Prasetyo, 2020).

8. *Spotify*

Spotify merupakan salah satu platform streaming audio terbesar di dunia yang menyediakan berbagai macam konten berbasis suara. Awalnya dikenal sebagai layanan pemutar lagu digital, *Spotify* kini telah berkembang pesat menjadi wadah beragam konten audio, termasuk podcast, audiobook, dan materi edukatif. Dengan jumlah pengguna aktif yang terus meningkat, *Spotify* memainkan peran penting dalam mendistribusikan musik dan konten audio lainnya secara global. Tidak hanya musisi profesional, tetapi juga individu

dan komunitas kini dapat dengan mudah membagikan karya mereka melalui platform ini.

Dalam konteks penelitian ini, *Spotify* menjadi sumber utama data audio yang akan digunakan untuk proses klasifikasi genre musik. Data dikumpulkan secara manual dari beberapa playlist genre yang tersedia di platform tersebut. Pendekatan manual ini memungkinkan peneliti untuk memilih lagu secara selektif dan memastikan keberagaman genre yang diwakili sesuai dengan kebutuhan eksperimen. Setiap genre terdiri dari 100 lagu berdurasi penuh, yang kemudian akan diekstrak fitur akustiknya untuk dianalisis lebih lanjut. Proses ini penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan merepresentasikan pola-pola karakteristik musik yang khas dari setiap genre. (Ramadhani *et al.*, 2023)

B. Penelitian Terkait

Berikut ini adalah beberapa referensi yang peneliti kumpulkan dari penelitian lain untuk mendukung penelitian ini:

Tabel 1. Penelitian Terkait

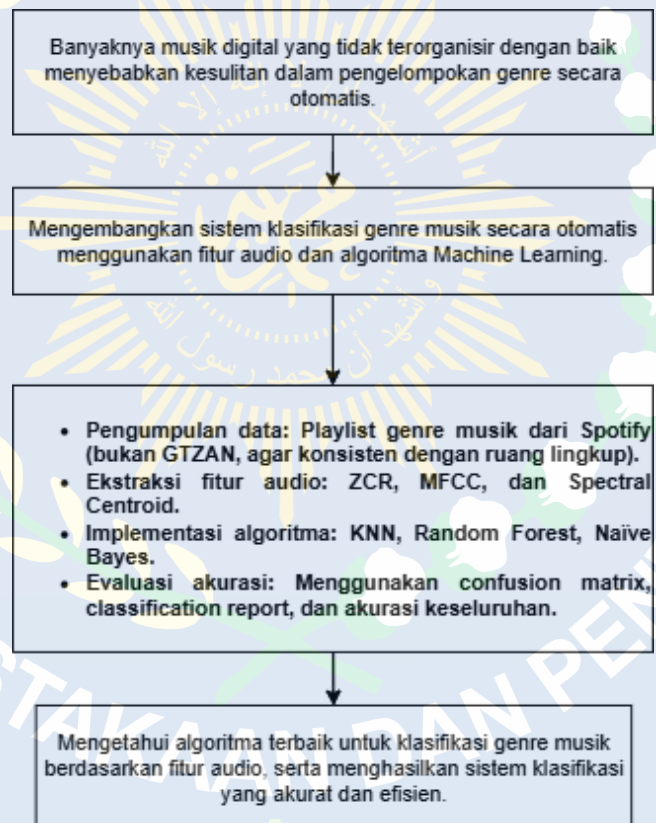
Peneliti	Tujuan/Kasus	Metode/Algoritma	Hasil Penelitian
(Radix <i>et al.</i> , 2023).	Tujuan ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma <i>K-Nearest Neighbor (KNN)</i> , <i>Random Forest</i> , dan <i>Naive Bayes</i> dalam klasifikasi genre musik menggunakan fitur <i>Zero Croasing Rate (ZCR)</i> untuk dataset musik. penelitian ini ingin menentukan algoritma yang paling efektif berdasarkan akurasi klasifikasi.	Metode dataset,ekstraksi fitur dengan menggunakan akgoritma <i>K-Nearest Neighbor (KNN)</i> , <i>Random Forest</i> , <i>Naive Bayes</i> .	Berdasarkan hasil penelitian, algoritma <i>Random Forest</i> memiliki akurasi terbaik (49%), diikuti oleh <i>KNN</i> dan <i>Naive Bayes</i> . Berdasarkan hasil penelitian, penggunaan karakteristik seperti <i>ZCR</i> secara signifikan memengaruhi akurasi klasifikasi.
(Cariadhi <i>et al.</i> , 2020).	Bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma <i>Fuzzy Support Vector Machine (FSVM)</i> guna	Pendekatan ini digunakan untuk mengatasi kompleksitas klasifikasi genre musik karena tidak	Studi ini menunjukkan penerapan algoritma <i>FSVM</i> untuk mengklasifikasikan

	mengklasifikasikan genre musik secara otomatis berdasarkan fitur audio yang diekstraksi menggunakan metode <i>Mel-Frequency Cepstral Coefficient (MFCC)</i>. Klasifikasi genre musik menjadi kompleks karena tidak adanya aturan baku untuk menentukan genre secara manual. Dengan meningkatnya jumlah musik, sistem otomatis yang efektif dibutuhkan untuk mengelompokkan musik berdasarkan genre.	adanya aturan baku secara manual. Ekstraksi fitur <i>MFCC</i> dilakukan melalui tahapan seperti <i>frame blocking</i>, <i>windowing</i>, <i>Fourier Transform</i>, <i>Mel-Frequency Filterbank</i>, dan <i>Discrete Cosine Transform (DCT)</i> untuk menghasilkan data numerik yang sesuai dengan persepsi manusia. Algoritma <i>FSVM</i> kemudian diterapkan untuk menyelesaikan klasifikasi <i>multiclass</i> dengan memanfaatkan fungsi keanggotaan untuk mengatasi area yang sulit terklasifikasi oleh <i>decision boundary</i> biasa.	genre musik secara otomatis. Seiring bertambahnya jumlah kelas, akurasi rata-rata menurun; misalnya, akurasinya adalah 56,93% untuk tiga kelas, 48,2% untuk empat kelas, dan 43,2% untuk lima kelas. Hiphop vs. Pop vs. Rock memiliki akurasi tertinggi (78,67%), sedangkan Hiphop vs. Jazz vs. Rock memiliki akurasi terendah (38,67%). Hasilnya dipengaruhi oleh variabel seperti σ, pengaturan C, dan jumlah fitur <i>MFCC</i>; nilai ideal berbeda untuk setiap kombinasi kelas.
(Tamatjita & Harjoko, 2020)	Bertujuan untuk mengembangkan mekanisme klasifikasi otomatis lagu berdasarkan genre menggunakan format <i>audio WAV</i>, yang efektif dan efisien. Hal ini didasarkan pada kebutuhan untuk mengatasi pencarian manual lagu dalam jumlah besar yang tidak lagi praktis. Penelitian ini menggunakan pendekatan berbasis fitur audio seperti <i>Zero Crossing Rate</i>	Menggunakan fitur audio <i>Zero Crossing Rate (ZCR)</i>, <i>Average Energy (E)</i>, dan <i>Silent Ratio (SR)</i> untuk klasifikasi genre musik. <i>ZCR</i> menghitung perubahan tanda <i>amplitudo</i>, <i>E</i> menunjukkan intensitas energi, dan <i>SR</i> mengukur durasi keheningan. Lagu dalam format <i>WAV</i> dipotong menjadi segmen 30 milidetik untuk	Temuan tersebut menunjukkan bahwa akurasi menurun seiring bertambahnya jumlah genre. Akurasi klasifikasi untuk tiga genre adalah 96,67%, tetapi akurasi untuk enam, sembilan, dan dua belas genre masing-masing adalah 70%, 53,33%, dan 33,33%. Penurunan ini disebabkan oleh

	(ZCR), <i>Average Energy (E)</i>, dan <i>Silent Ratio (SR)</i> untuk membantu mengklasifikasikan 12 genre musik (misalnya, <i>Balada</i>, <i>Blues</i>, <i>Classic</i>, <i>Pop</i>, <i>Jazz</i>, dll.).	menghitung rata-rata ZCR, E, dan SR, lalu klasifikasi dilakukan menggunakan <i>Euclidean Distance</i> berdasarkan kemiripan fitur. Pengujian dilakukan pada 30 lagu untuk masing-masing 3, 6, 9, dan 12 genre.	kesamaan genre, yang membuat fitur ZCR, E, dan SR sulit dibedakan dari genre-genre dengan ciri-ciri yang sebanding. Untuk beberapa genre, pendekatan ini berfungsi dengan baik, tetapi harus ditingkatkan untuk lebih banyak genre.
(Laksana & Sulianta, 2021)	Bertujuan untuk mengevaluasi performa berbagai algoritma klasifikasi dalam mengidentifikasi genre musik berdasarkan data <i>audio</i>. Dengan perkembangan teknologi, klasifikasi genre musik secara manual menjadi tidak efisien, sehingga diperlukan sistem otomatis yang akurat. Penelitian ini membandingkan lima algoritma machine learning, yaitu <i>SVM</i>, <i>KNN</i>, <i>Random Forest</i>, <i>Extra Trees</i>, dan <i>Gradient Boosting</i>, untuk menentukan algoritma dengan performa terbaik.	Menggunakan metode <i>machine learning</i> untuk mengklasifikasikan genre musik berdasarkan data audio. Dataset yang digunakan adalah <i>GTZAN</i>, yang terdiri dari 1000 file <i>audio</i> berdurasi 30 detik dengan 10 genre berbeda, seperti <i>Blues</i>, <i>Classic</i>, <i>Country</i>, dan lainnya. Data ini diolah melalui proses ekstraksi fitur untuk menghasilkan 37 atribut, termasuk <i>Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)</i>, <i>Zero Crossing Rate</i>, <i>Energy</i>, dan <i>Spectral Features</i>, yang merepresentasikan karakteristik audio secara numerik. Penelitian ini menguji lima algoritma	menunjukkan bahwa metode Extra Trees mengungguli Random Forest dengan akurasi maksimum 72,3%. Sebaliknya, akurasi algoritma SVM, KNN, dan Gradient Boosting lebih rendah daripada kedua metode tersebut. Skor F1, yang menyeimbangkan memori dan akurasi, semakin menunjukkan keunggulan Extra Trees. Menurut temuan penelitian tersebut, algoritma Extra Trees bekerja paling baik untuk mengklasifikasikan genre musik dan secara signifikan memajukan penciptaan sistem kategorisasi musik otonom di masa mendatang.

klasifikasi, yaitu *SVM*, *KNN*, *Random Forest*, *Extra Trees*, dan *Gradient Boosting*, untuk menentukan algoritma dengan performa terbaik. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1 Score*.

C. Kerangka Berfikir



Gambar 1. Kerangka Berfikir

BAB III METODE PENELITIAN

A. Tempat dan Waktu Penelitian

Dua faktor penting yang perlu diputuskan selama proses penelitian adalah lokasi dan waktu penelitian. Kedua elemen ini sangat penting dalam menentukan keandalan dan kebenaran penelitian yang dilakukan.

1. Tempat Penelitian

Lokasi penelitian adalah tempat atau objek yang akan dijadikan objek penelitian. Penentuan lokasi penelitian merupakan langkah yang sangat penting dalam proses penelitian karena akan memudahkan dalam pelaksanaan penelitian. Penelitian ini dilaksanakan di Universitas Muhammadiyah Makassar, yaitu di lantai 3 Fakultas Teknik tepatnya di Jl. Sulawesi Selatan, Kota Makassar, Jl. Sultan Alauddin No. 259.

2. Jadwal Penelitian

Dimulai pada Januari 2025, penelitian akan berlanjut hingga semua prosedur pengumpulan data selesai.

B. Alat dan Bahan

Adapun alat yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Kebutuhan hardware (perangkat keras)

- a. *Smartphone android Samsung A52*
- b. Laptop Asus

2. Kebutuhan software (perangkat lunak)

- a. Sistem operasi *Windows 10*
- b. Kaggle
- c. *Python* dengan Pustaka pendukung seperti *Librosa*,
- d. *Scikit-Learn*
- e. *TensorFlow*
- f. *Google Chrome*

3. Dataset

- a. Dataset Spotify Manual, terdiri dari lima genre musik populer (misalnya pop, rock, jazz, dll.) yang diambil secara manual dari beberapa playlist di platform Spotify. Setiap genre diwakili oleh 100 lagu berdurasi penuh,

yang kemudian digunakan sebagai data untuk proses ekstraksi fitur audio dan klasifikasi genre.

C. Perancangan Sistem

Sistem klasifikasi genre musik ini dirancang untuk mengidentifikasi genre dari file audio berdasarkan karakteristik akustiknya. Proses dimulai dengan pengambilan file audio dari berbagai playlist genre musik di Spotify yang telah diunduh secara manual. File-file audio ini digunakan sebagai input untuk diekstraksi fitur-fiturnya, lalu dilatih menggunakan algoritma pembelajaran mesin, dan akhirnya diuji untuk mengukur performa klasifikasi.

Langkah awal melibatkan ekstraksi fitur audio menggunakan pustaka Librosa pada Python. Tiga jenis fitur utama yang diambil dari sinyal audio yaitu Zero Crossing Rate (ZCR), Spectral Centroid, dan Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC). Proses ekstraksi ini dilakukan dengan memuat file audio secara berulang dari setiap folder genre, lalu menyimpan fitur-fitur yang telah dihitung ke dalam format DataFrame, dan disimpan sebagai file CSV untuk keperluan analisis lebih lanjut.

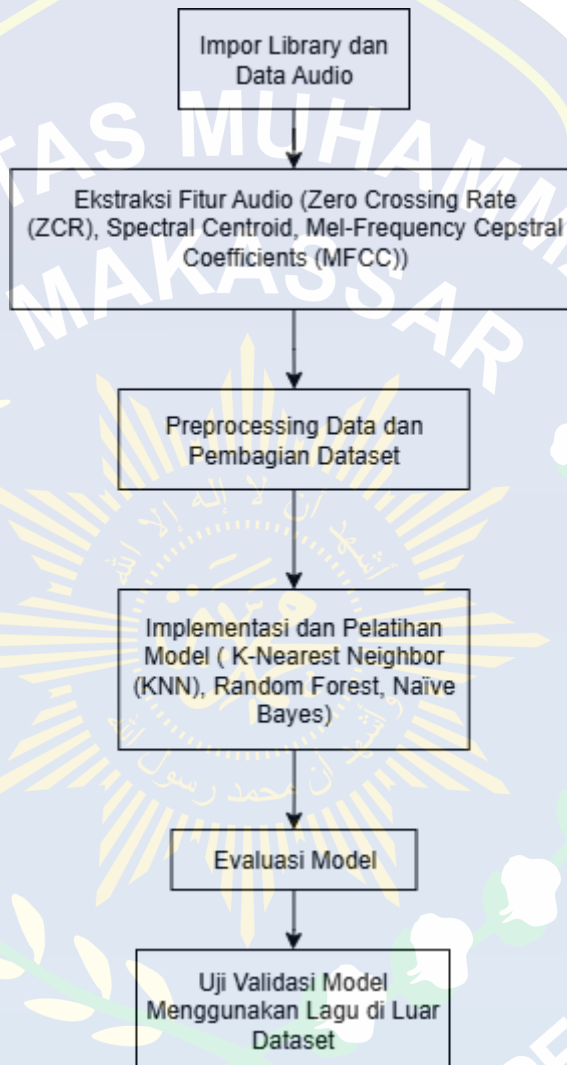
Setelah data terkumpul, dilakukan tahap praproses data, termasuk normalisasi fitur menggunakan StandardScaler untuk memastikan bahwa semua fitur berada dalam skala yang sama. Dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu 70% untuk data pelatihan dan 30% untuk data pengujian, dengan pembagian secara stratifikasi agar proporsi genre tetap seimbang.

Pada tahap implementasi algoritma, digunakan tiga model pembelajaran mesin yaitu K-Nearest Neighbor (KNN), Random Forest, dan Naïve Bayes. Masing-masing model dilatih menggunakan data latih yang telah dinormalisasi. Evaluasi performa dilakukan dengan menghitung akurasi klasifikasi, serta precision dan recall melalui classification report dan confusion matrix.

Untuk menguji kemampuan model dalam skenario nyata, sistem juga mampu melakukan klasifikasi terhadap file MP3 baru yang diunggah ke lingkungan Google Colab. File tersebut diekstraksi fitur-fiturnya, lalu dinormalisasi, dan diprediksi genre-nya menggunakan seluruh model yang telah

dilatih. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk label genre untuk setiap model yang digunakan.

Berikut adalah Perancangan Sistem yang telah di buat:



Gambar 1. Rancangan Sistem

1. Impor Library dan Data Audio

Pada tahap awal, pustaka Python yang dibutuhkan seperti Librosa, NumPy, Pandas, dan Scikit-learn diimpor ke dalam lingkungan kerja. File audio yang telah dikumpulkan dari Spotify kemudian dimuat ke sistem untuk diproses lebih lanjut.

2. Ekstraksi Fitur Audio

Setiap berkas audio dianalisis menggunakan Librosa untuk mengekstraksi tiga jenis fitur utama, yaitu Zero Crossing Rate (ZCR), Spectral Centroid, dan Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC). Fitur-fitur ini merepresentasikan karakteristik sinyal audio dan menjadi dasar dalam proses klasifikasi.

3. Preprocessing Data dan Pembagian Dataset

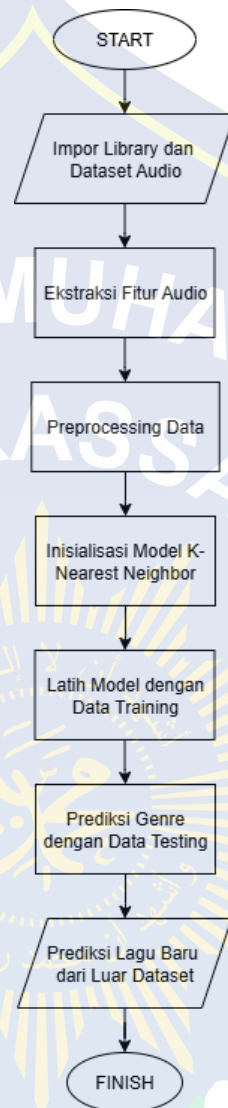
Hasil ekstraksi fitur disimpan dalam format CSV, kemudian dinormalisasi agar semua fitur memiliki skala yang seragam. Dataset dibagi menjadi dua bagian: data latih (training) dan data uji (testing) menggunakan rasio 80:20.

4. Implementasi dan Pelatihan Model

Proses pelatihan model klasifikasi genre musik melibatkan beberapa tahapan penting yang divisualisasikan melalui flowchart. Setiap metode algoritma memiliki alur kerja tersendiri dalam mengolah data audio dan menghasilkan prediksi genre musik. Berikut penjelasan dan ilustrasi flowchart dari ketiga metode yang digunakan:

a. K-Nearest Neighbor (KNN)

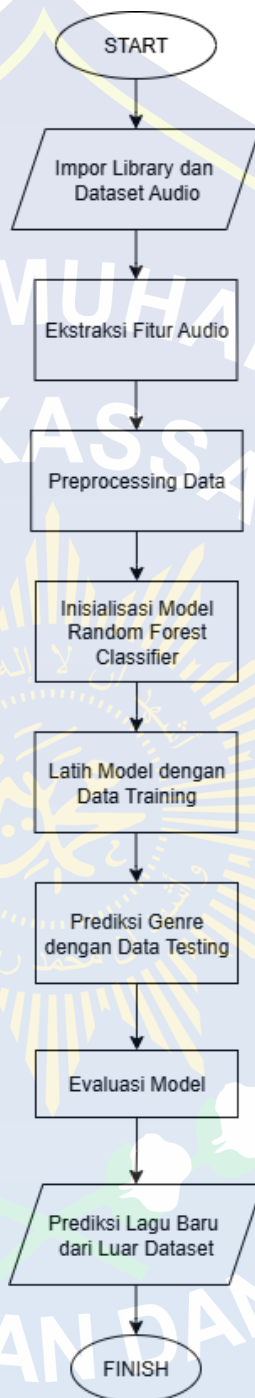
Metode KNN bekerja dengan membandingkan fitur audio dari lagu baru terhadap data training, lalu menentukan genre berdasarkan suara mayoritas tetangga terdekat. Langkah-langkah utamanya dimulai dari impor library dan dataset, ekstraksi fitur audio, preprocessing data, inisialisasi model KNN, pelatihan model dengan data training, prediksi genre pada data testing, hingga prediksi genre untuk lagu baru dari luar dataset.



Gambar 2. Flowchart KNN

b. Random Forest

Random Forest membangun banyak pohon keputusan untuk memproses data audio yang telah dipreproses. Setiap pohon menghasilkan prediksi, lalu hasil akhir diambil berdasarkan voting terbanyak. Alur kerjanya meliputi impor library dan dataset, ekstraksi fitur audio, preprocessing data, inisialisasi model Random Forest, pelatihan model, prediksi genre data testing, evaluasi model, dan prediksi lagu baru dari luar dataset.

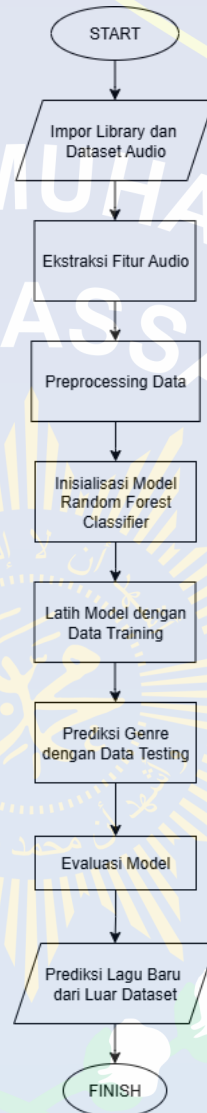


Gambar 3. Flowchart Random Forest

c. Naïve Bayes

Metode Naïve Bayes memanfaatkan probabilitas setiap fitur terhadap kelas genre untuk melakukan klasifikasi. Prosesnya hampir serupa: mulai dari impor library, ekstraksi fitur audio, preprocessing data,

inisialisasi model Naïve Bayes, pelatihan model, prediksi pada data testing, evaluasi model, dan prediksi lagu baru dari luar dataset



Gambar 4. Flowchart Naïve Bayes

5. Evaluasi Model

Model yang telah dilatih dievaluasi menggunakan data uji. Evaluasi dilakukan dengan menghitung akurasi klasifikasi, serta menampilkan confusion matrix dan classification report untuk mengukur performa masing-masing algoritma.

6. Uji Validasi Model Menggunakan Lagu di Luar Dataset

Sebagai langkah validasi tambahan, sistem diuji menggunakan lagu baru yang tidak termasuk dalam dataset pelatihan atau pengujian. Tujuannya adalah untuk mengamati kemampuan generalisasi model dalam memprediksi genre lagu yang benar-benar belum dikenali sebelumnya.

D. Analisis Masalah

Dalam upaya mengklasifikasikan genre musik secara otomatis, tantangan utama terletak pada bagaimana mengidentifikasi karakteristik akustik yang mampu merepresentasikan kekhasan dari masing-masing genre. Musik dari genre yang berbeda memiliki elemen-elemen yang beragam, seperti tempo, ritme, tekstur suara, dan kompleksitas instrumen. Oleh karena itu, diperlukan fitur audio yang mampu menangkap variasi tersebut secara representatif. Penelitian ini menggunakan Zero Crossing Rate (ZCR), Spectral Centroid, dan Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) sebagai parameter utama karena ketiganya terbukti efektif dalam menganalisis sinyal audio secara numerik. Namun demikian, fitur-fitur ini tetap memiliki keterbatasan dalam membedakan genre yang memiliki karakteristik yang tumpang tindih, seperti antara jazz dan klasik, yang sama-sama memiliki struktur harmoni yang kompleks.

Masalah berikutnya muncul dari keragaman dan volume data yang besar pada musik digital. Dataset yang dikumpulkan secara manual dari Spotify dapat berisi genre yang tidak seimbang, misalnya jumlah lagu pop yang lebih banyak dibandingkan genre lain seperti klasik atau jazz. Ketidakseimbangan data ini dapat mempengaruhi hasil klasifikasi karena algoritma cenderung bias terhadap kelas yang lebih dominan. Untuk mengatasi hal tersebut, dilakukan proses normalisasi fitur dan pembagian data secara stratifikasi, guna menjaga proporsi yang adil antara data latih dan data uji dalam setiap genre.

Tantangan selanjutnya berkaitan dengan pemilihan algoritma klasifikasi yang tepat. Penelitian ini membandingkan tiga algoritma: K-Nearest Neighbor (KNN), Random Forest, dan Naïve Bayes. Setiap algoritma memiliki kekuatan dan kelemahan tergantung pada karakteristik datanya. KNN cenderung efektif untuk dataset kecil, tetapi menjadi lambat dan kurang akurat pada dataset besar. Random Forest lebih tangguh dalam menghadapi data kompleks, namun

memerlukan waktu komputasi yang lebih lama. Sementara itu, Naïve Bayes efisien jika fitur tidak berkorelasi, namun performanya menurun jika antarfitur saling bergantung, seperti pada pola frekuensi musik.

Selain mengevaluasi kinerja model melalui akurasi, precision, recall, dan F1-score, penting pula untuk memastikan bahwa hasil klasifikasi dapat ditafsirkan dan divisualisasikan dengan baik. Dalam konteks musik, tidak cukup hanya mengetahui genre hasil prediksi, tetapi juga perlu disertai pemahaman terhadap fitur-fitur apa yang menyebabkan lagu tersebut diklasifikasikan ke dalam genre tertentu. Oleh karena itu, penelitian ini juga memanfaatkan visualisasi hasil evaluasi model, seperti confusion matrix dan distribusi skor metrik klasifikasi untuk mendukung interpretabilitas.

Dengan menggabungkan ekstraksi fitur yang relevan, pengolahan data yang tepat, dan pemilihan serta evaluasi model yang menyeluruh, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi genre musik yang tidak hanya akurat, tetapi juga efisien dan dapat dijelaskan secara transparan.

E. Metode Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data diperoleh secara manual dengan mengunduh lagu dari beberapa playlist genre yang tersedia di platform Spotify. Playlist dipilih secara selektif untuk mewakili lima genre musik populer, dengan masing-masing genre terdiri dari 100 lagu berdurasi penuh. Pemilihan lagu dilakukan dengan mempertimbangkan keberagaman karakteristik akustik dalam setiap genre, seperti tempo, tekstur suara, dan instrumen dominan. Pendekatan manual ini memberikan fleksibilitas kepada peneliti dalam menentukan konten dataset yang sesuai dengan kebutuhan klasifikasi genre.

Setelah lagu dikumpulkan, setiap berkas audio dikelompokkan ke dalam folder berdasarkan nama genre-nya. Hal ini bertujuan untuk mempermudah proses pemrosesan batch dan pelabelan otomatis selama ekstraksi fitur. Proses ini dilakukan menggunakan Google Colab yang terhubung ke Google Drive, di mana seluruh data audio disimpan dalam struktur direktori yang rapi.

Langkah selanjutnya adalah proses ekstraksi fitur audio menggunakan pustaka Librosa pada Python. Setiap lagu diproses untuk mengambil tiga fitur utama yang sering digunakan dalam pengolahan sinyal musik, yaitu:

1. Zero Crossing Rate (ZCR): mengukur seberapa sering sinyal audio melewati garis nol
2. Spectral Centroid: menunjukkan pusat spektrum frekuensi
3. Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC): merepresentasikan kontur frekuensi secara logaritmik berdasarkan persepsi manusia terhadap suara

Fitur-fitur ini dihitung secara otomatis dari setiap berkas audio, kemudian disimpan dalam format tabular (CSV) agar dapat digunakan dalam pelatihan model klasifikasi.

Selanjutnya, dilakukan praproses data untuk memastikan kualitas dan konsistensi input model. Proses ini mencakup normalisasi fitur agar berada dalam rentang nilai yang seragam, serta pembagian data menjadi dua subset, yaitu data latih (70%) dan data uji (30%). Pembagian dilakukan secara stratifikasi, sehingga proporsi genre tetap seimbang di setiap subset dan mencegah bias klasifikasi.

Sebagai bagian dari dokumentasi, setiap baris data dilengkapi dengan informasi tambahan seperti nama file, label genre, dan nilai-nilai fitur yang dihasilkan. Dokumentasi ini memudahkan pelacakan dan evaluasi selama eksperimen berlangsung.

F. Teknik Pengujian

Kumpulan data dibagi secara stratifikasi menjadi dua subset, yaitu 70% untuk data pelatihan dan 30% untuk data pengujian, guna menjaga keseimbangan distribusi genre. Model dilatih menggunakan fitur audio yang telah diekstraksi, yaitu Zero Crossing Rate (ZCR), Spectral Centroid, dan Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC). Setelah proses pelatihan, model diuji menggunakan data uji untuk mengukur performa klasifikasi.

Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik, antara lain akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta didukung dengan confusion matrix untuk melihat distribusi klasifikasi tiap genre. Masing-masing algoritma K-Nearest

Neighbor (KNN), Random Forest, dan Naïve Bayes dilatih dan diuji secara terpisah untuk mendapatkan hasil evaluasi yang akurat.

Selain pengujian dengan data uji dari dataset, dilakukan pula pengujian eksternal menggunakan lagu baru yang tidak termasuk dalam dataset. Lagu ini diekstraksi fitur-fiturnya menggunakan metode yang sama, lalu diprediksi oleh model yang telah dilatih. Hasil prediksi digunakan untuk melihat kemampuan generalisasi model terhadap input yang benar-benar baru.

G. Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan untuk mengevaluasi hasil klasifikasi genre musik yang dihasilkan oleh algoritma pembelajaran mesin K-Nearest Neighbor (KNN), Random Forest, dan Naïve Bayes. Proses analisis dimulai dengan membandingkan label genre asli dari lagu-lagu yang digunakan sebagai data uji dengan hasil prediksi model, yang telah dilatih menggunakan fitur audio seperti Zero Crossing Rate (ZCR), Spectral Centroid, dan Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC).

Beberapa metrik evaluasi digunakan untuk mengukur performa masing-masing model, yaitu:

1. Akurasi: proporsi prediksi yang benar dibandingkan seluruh data uji.
2. Presisi: ketepatan prediksi model terhadap genre tertentu.
3. Recall: sensitivitas model dalam mengenali genre yang benar.
4. F1-score: rata-rata harmonis antara presisi dan recall untuk mengatasi ketidakseimbangan antara keduanya.
5. Confusion Matrix: matriks yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap genre, sehingga membantu mengidentifikasi genre yang sering salah diklasifikasikan.

Seluruh metrik tersebut dihitung dari hasil klasifikasi data uji dan digunakan untuk membandingkan performa masing-masing algoritma secara kuantitatif. Model yang memiliki nilai metrik tertinggi secara konsisten dianggap memiliki kinerja terbaik dalam mengklasifikasikan genre musik.

Selain menggunakan data uji dari dataset, analisis juga dilakukan terhadap hasil prediksi pada lagu baru yang tidak termasuk dalam dataset pelatihan

maupun pengujian. Hal ini bertujuan untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data di luar distribusi pelatihan, yang mencerminkan kinerja sistem dalam skenario dunia nyata.

Sebagai pelengkap analisis kuantitatif, dilakukan pula visualisasi hasil klasifikasi menggunakan grafik batang, grafik distribusi fitur, dan confusion matrix. Misalnya, distribusi nilai MFCC atau Spectral Centroid antar genre dapat divisualisasikan untuk menunjukkan pola-pola karakteristik yang membedakan satu genre dengan yang lain. Visualisasi ini membantu memahami bagaimana fitur audio berkontribusi terhadap proses klasifikasi.

Untuk mengetahui apakah perbedaan performa antar algoritma bersifat signifikan secara statistik, digunakan dua metode pengujian, yaitu uji-T dan ANOVA. Uji-T digunakan saat membandingkan dua algoritma, dengan hipotesis:

1. H_0 (Hipotesis Nol): tidak ada perbedaan signifikan antara rata-rata akurasi dua algoritma.
2. H_1 (Hipotesis Alternatif): terdapat perbedaan signifikan antara keduanya.

Jika nilai $p < 0,05$, maka H_0 ditolak, yang berarti terdapat perbedaan signifikan. Sementara itu, uji ANOVA satu arah digunakan untuk membandingkan tiga algoritma sekaligus (KNN, Random Forest, dan Naïve Bayes). Jika ANOVA menunjukkan hasil signifikan, maka dilakukan uji post-hoc Tukey's HSD untuk mengidentifikasi pasangan algoritma mana yang memiliki perbedaan performa secara nyata.

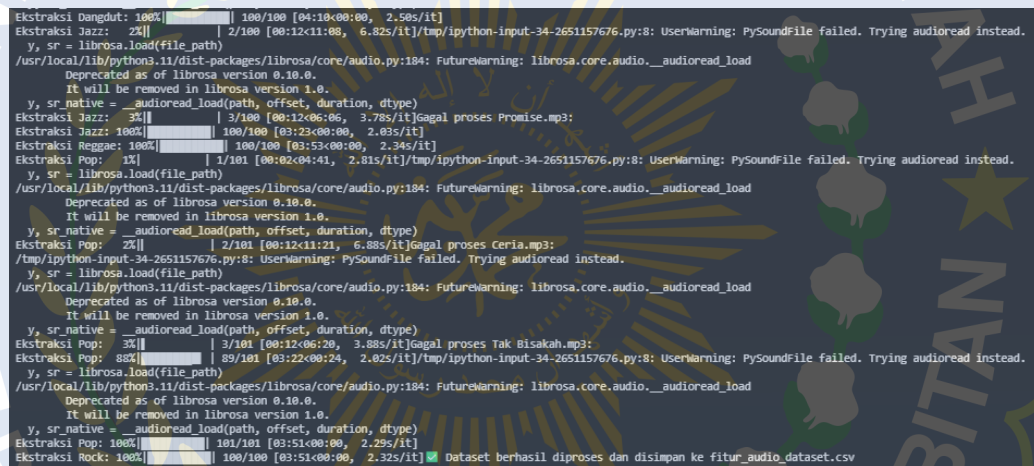
Dengan pendekatan analisis data yang komprehensif ini, diharapkan dapat diperoleh kesimpulan yang valid mengenai performa dan keandalan masing-masing algoritma dalam tugas klasifikasi genre musik berbasis fitur audio dari Spotify.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

Penelitian ini menghasilkan sistem klasifikasi genre musik berdasarkan fitur audio yang diekstraksi dari lagu-lagu yang diunduh secara manual dari Spotify. Dataset disusun dengan lima genre, masing-masing terdiri dari 100 lagu. Setiap lagu dianalisis menggunakan tiga jenis fitur utama, yaitu *Zero Crossing Rate* (ZCR), *Spectral Centroid*, dan *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC). Proses ekstraksi dilakukan dengan pustaka *Librosa* dan hasilnya disimpan dalam file fitur_audio_dataset.csv.



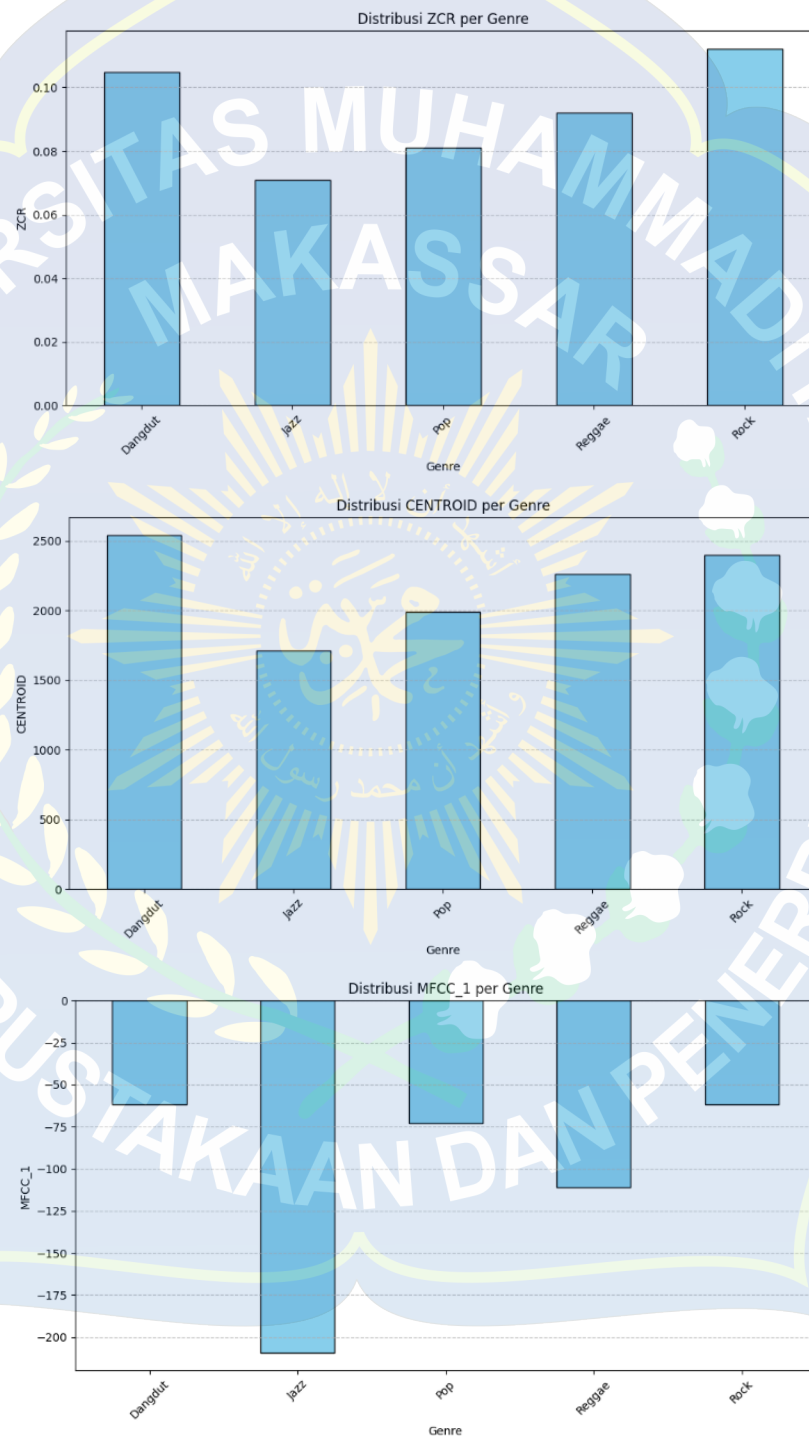
```
Ekstraksi Dangdut: 100% | 100/100 [04:10:00:00, 2.50s/it]
Ekstraksi Jazz: 24% | 2/100 [00:12:11:00, 6.82s/it]/tmp/ipython-input-34-2651157676.py:8: UserWarning: PySoundFile failed. Trying audioread instead.
y, sr = librosa.load(file_path)
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/librosa/core/audio.py:184: FutureWarning: librosa.core.audio._audioread_load
Deprecated as of librosa version 0.10.0.
It will be removed in librosa version 1.0.
y, sr_native = _audioread_load(path, offset, duration, dtype)
Ekstraksi Jazz: 3% | 3/100 [00:12:06:06, 3.78s/it]gagal proses Promise.mp3:
Ekstraksi Jazz: 100% | 100/100 [03:23:00:00, 2.03s/it]
Ekstraksi Reggae: 100% | 100/100 [03:53:00:00, 2.34s/it]
Ekstraksi Pop: 1% | 1/101 [00:02:04:41, 2.81s/it]/tmp/ipython-input-34-2651157676.py:8: UserWarning: PySoundFile failed. Trying audioread instead.
y, sr = librosa.load(file_path)
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/librosa/core/audio.py:184: FutureWarning: librosa.core.audio._audioread_load
Deprecated as of librosa version 0.10.0.
It will be removed in librosa version 1.0.
y, sr_native = _audioread_load(path, offset, duration, dtype)
Ekstraksi Pop: 2% | 2/101 [00:12:11:21, 6.88s/it]gagal proses Ceria.mp3:
/tmp/ipython-input-34-2651157676.py:8: UserWarning: PySoundFile failed. Trying audioread instead.
y, sr = librosa.load(file_path)
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/librosa/core/audio.py:184: FutureWarning: librosa.core.audio._audioread_load
Deprecated as of librosa version 0.10.0.
It will be removed in librosa version 1.0.
y, sr_native = _audioread_load(path, offset, duration, dtype)
Ekstraksi Pop: 3% | 3/101 [00:12:06:20, 3.88s/it]gagal proses Tak Bisakah.mp3:
Ekstraksi Pop: 88% | 89/101 [03:22:00:24, 2.02s/it]/tmp/ipython-input-34-2651157676.py:8: UserWarning: PySoundFile failed. Trying audioread instead.
y, sr = librosa.load(file_path)
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/librosa/core/audio.py:184: FutureWarning: librosa.core.audio._audioread_load
Deprecated as of librosa version 0.10.0.
It will be removed in librosa version 1.0.
y, sr_native = _audioread_load(path, offset, duration, dtype)
Ekstraksi Pop: 100% | 101/101 [03:51:00:00, 2.29s/it]
Ekstraksi Rock: 100% | 100/100 [03:51:00:00, 2.32s/it] Dataset berhasil diproses dan disimpan ke fitur_audio_dataset.csv
```

Gambar 5. Proses Ekstraksi

Data kemudian dibaca kembali, dipisahkan menjadi fitur dan label (*genre*), dinormalisasi menggunakan *StandardScaler*, dan dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji menggunakan metode stratifikasi untuk menjaga proporsi genre.

Nilai-nilai fitur audio yang diekstraksi seperti *Zero Crossing Rate* (ZCR), *Spectral Centroid*, dan *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) menunjukkan karakteristik yang berbeda-beda antar genre. Misalnya, genre seperti rock dan EDM cenderung memiliki nilai *spectral centroid* yang lebih tinggi karena mengandung energi frekuensi tinggi, sedangkan genre jazz atau akustik memiliki nilai ZCR dan *centroid* yang lebih rendah karena dominasi nada lembut dan berfrekuensi rendah. MFCC, yang merepresentasikan bentuk

spektral dari sinyal audio dalam domain mel-scale, juga menunjukkan pola unik pada masing-masing genre dan menjadi fitur utama dalam pembelajaran mesin untuk klasifikasi musik.



Gambar 6. Nilai Fitur Audio

Tiga algoritma pembelajaran mesin digunakan untuk membangun model klasifikasi, yaitu:

1. *K-Nearest Neighbor* (KNN)
2. *Random Forest*
3. *Naïve Bayes* (Gaussian)

Setelah pelatihan model, dilakukan pengujian menggunakan data uji. Evaluasi dilakukan berdasarkan metrik akurasi, precision, dan recall yang dihitung menggunakan `classification_report` dari Scikit-learn.

Tabel 2. Nilai Akurasi, Precision, Recall

No	Model	Akurasi	Precision	Recall
1.	<i>K-Nearest Neighbor</i> (KNN)	0.5933	0.5990	0.5933
2.	<i>Random Forest</i>	0.7000	0.7035	0.7000
3.	<i>Naïve Bayes</i> (Gaussian)	0.6667	0.6750	0.6667

Selain itu, sistem juga dievaluasi berdasarkan nilai *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) untuk setiap genre dan setiap model. Hasil evaluasi ini memberikan gambaran lebih rinci mengenai bagaimana model bekerja dalam mengenali masing-masing genre.

Model: KNN				
Label	TP	TN	FP	FN
Dangdut	28	110	10	2
Jazz	27	112	8	3
Pop	26	116	4	4
Reggae	16	118	2	14
Rock	23	114	6	7
Model: Random Forest				
Label	TP	TN	FP	FN
Dangdut	30	120	0	0
Jazz	30	120	0	0
Pop	30	120	0	0
Reggae	30	120	0	0
Rock	30	120	0	0
Model: Naive Bayes				
Label	TP	TN	FP	FN
Dangdut	23	115	5	7
Jazz	22	110	10	8
Pop	22	110	10	8
Reggae	17	112	8	13
Rock	23	110	10	7

Gambar 7. Nilai TP, TN, FP, FN

Pada model KNN, misalnya, untuk genre Dangdut, model berhasil mengenali 28 lagu dengan benar (TP = 28), namun masih ada 2 lagu yang

seharusnya Dangdut tapi salah diklasifikasikan (FN = 2), serta 10 lagu dari genre lain yang salah dikira Dangdut (FP = 10). Untuk genre Reggae, performanya lebih rendah, dengan hanya 16 lagu yang diklasifikasikan dengan benar (TP = 16) dan 14 yang salah klasifikasi (FN = 14).

Model Random Forest menunjukkan performa terbaik, karena menghasilkan nilai TP yang maksimal (30) untuk semua genre dan FP serta FN = 0, yang berarti tidak ada kesalahan klasifikasi sama sekali dalam data uji. Ini menandakan bahwa model mampu mengenali genre dengan sangat akurat dan konsisten.

Sementara itu, model *Naïve Bayes* cenderung memiliki kinerja yang lebih rendah dibanding dua model lainnya. Misalnya, pada genre Jazz, model hanya berhasil mengklasifikasikan 22 lagu dengan benar (TP = 22) dan salah mengklasifikasikan 8 lagu lainnya (FN = 8). Untuk genre Reggae, hanya 17 lagu yang dikenali dengan benar (TP = 17) dan ada 13 yang salah (FN = 13), serta terjadi cukup banyak kesalahan klasifikasi dari genre lain yang dianggap sebagai Reggae (FP = 8).

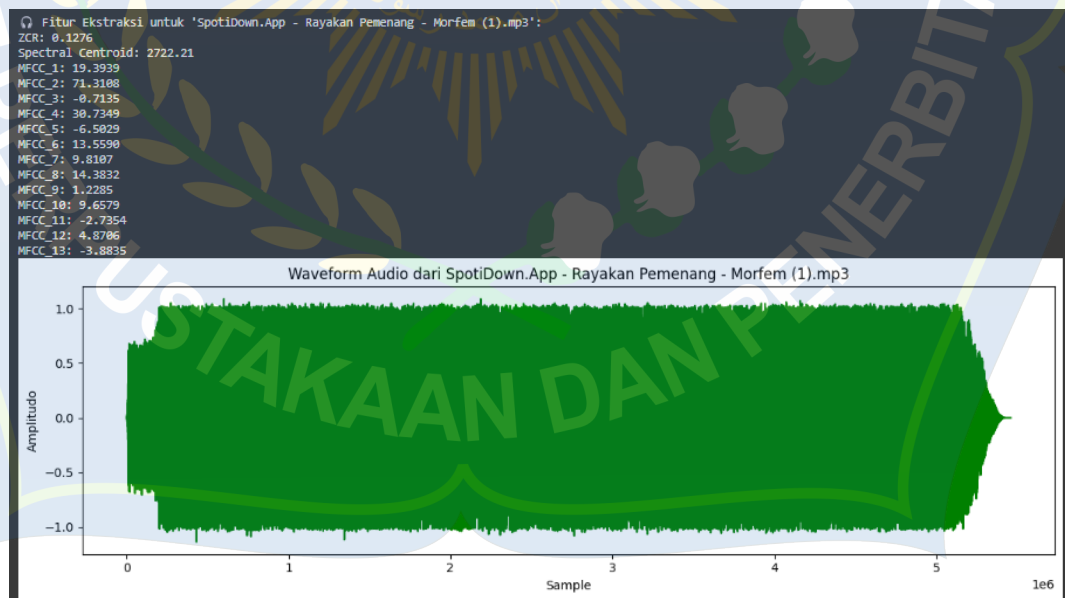
Dari hasil ini dapat disimpulkan bahwa Random Forest merupakan algoritma yang paling akurat dan stabil, karena mampu meminimalkan kesalahan prediksi di semua genre. Sebaliknya, KNN dan *Naïve Bayes* masih menunjukkan kelemahan terutama dalam membedakan genre yang memiliki karakteristik spektral yang mirip. Nilai TP, TN, FP, dan FN ini menjadi indikator penting dalam menilai seberapa baik model memahami pola audio dan menghindari kesalahan klasifikasi.

Selanjutnya, Sistem ini juga mendukung proses pengujian eksternal dengan cara mengunggah file MP3 yang tidak termasuk dalam dataset pelatihan maupun pengujian ke lingkungan Google Colab. Lagu yang diunggah dapat berupa file audio dari luar yang telah disiapkan pengguna. Setelah diunggah, sistem secara otomatis akan mengekstraksi fitur-fitur penting dari lagu tersebut menggunakan metode yang sama seperti pada dataset utama, yaitu menghitung *Zero Crossing Rate* (ZCR), *Spectral Centroid*, dan *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC).

Fitur yang dihasilkan dari proses ekstraksi ini kemudian dinormalisasi menggunakan model StandardScaler yang sebelumnya telah disesuaikan dengan data pelatihan. Setelah itu, fitur yang telah dinormalisasi digunakan sebagai input untuk ketiga model yang telah dilatih sebelumnya: KNN, *Random Forest*, dan *Naïve Bayes*.

Setiap model akan memberikan hasil prediksi berupa nama genre yang dianggap paling sesuai dengan karakteristik audio dari lagu tersebut. Selain label genre, sistem juga menampilkan nilai masing-masing fitur yang diekstraksi, termasuk ZCR, nilai *Spectral Centroid*, dan ketiga belas koefisien MFCC. Informasi ini disediakan untuk memberikan transparansi terhadap proses klasifikasi, serta memungkinkan pengguna memahami bagaimana fitur tersebut berkontribusi terhadap keputusan model.

Dengan adanya fitur ini, pengguna dapat langsung menguji sistem secara praktis dan interaktif menggunakan file audio baru. Hal ini juga menjadi indikator penting untuk mengukur kemampuan generalisasi model dalam menghadapi data yang benar-benar belum pernah dipelajari sebelumnya, sehingga meningkatkan validitas sistem klasifikasi dalam skenario dunia nyata.



Gambar 8. Waveform Audio

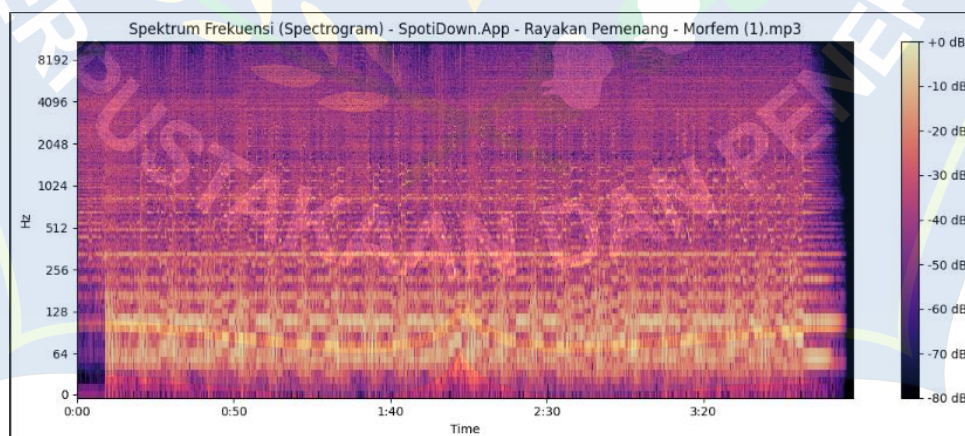
Gambar di atas menunjukkan hasil ekstraksi fitur audio dan visualisasi waveform dari lagu "Rayakan Pemenang – Morfem". Pada bagian atas

ditampilkan nilai *Zero Crossing Rate* (ZCR) sebesar 0.1276, yang menandakan frekuensi perubahan sinyal audio melewati titik nol. Nilai ini cukup tinggi, mengindikasikan adanya ketukan cepat atau transisi suara yang padat, khas pada musik dengan tempo energik seperti rock atau punk.

Spectral Centroid bernilai 2722.21, menunjukkan bahwa pusat energi spektral berada pada frekuensi menengah ke tinggi, yang secara akustik dapat diartikan sebagai suara yang terdengar terang atau tajam, selaras dengan karakter musik rock modern.

Nilai-nilai MFCC (*Mel Frequency Cepstral Coefficients*) dari MFCC_1 hingga MFCC_13 menggambarkan kontur spektral dari suara lagu ini. Beberapa nilai MFCC yang dominan seperti MFCC_2 (71.31) dan MFCC_4 (78.18) menunjukkan intensitas energi pada area frekuensi tertentu, yang dapat membedakan genre ini dari genre lain yang lebih lembut seperti jazz atau pop akustik.

Visualisasi waveform di bagian bawah memperlihatkan bentuk gelombang sinyal audio sepanjang durasi lagu. Gelombang yang terlihat penuh, rapat, dan konsisten mengindikasikan volume tinggi dan energi yang stabil, yang biasa ditemukan pada genre dengan karakter eksplosif seperti rock alternatif atau punk rock. Awal dan akhir waveform yang cenderung naik-turun menggambarkan dinamika pembukaan dan penutupan lagu.



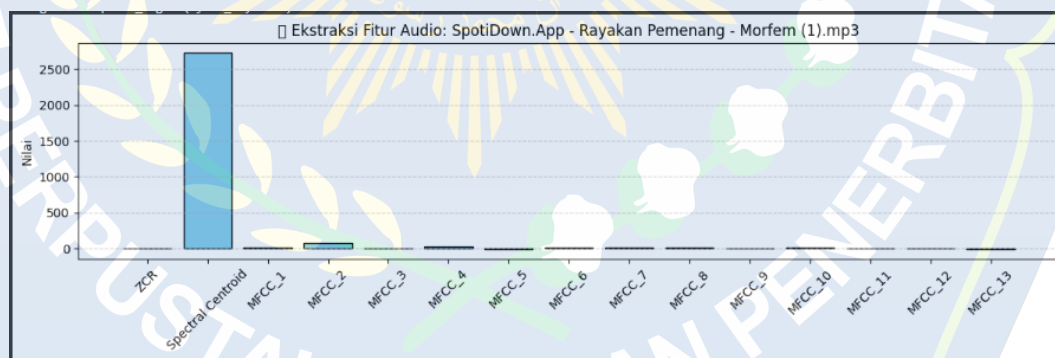
Gambar 9. Visualisasi Spektrum

Gambar di atas menunjukkan visualisasi spektrum frekuensi (*spectrogram logaritmik*) dari lagu "Rayakan Pemenang – Morfem". Spektrogram ini

merepresentasikan distribusi energi frekuensi terhadap waktu, dengan skala warna dari hitam (-80 dB) hingga kuning terang (0 dB) yang menunjukkan tingkat intensitas sinyal audio. Warna yang lebih terang menandakan adanya energi yang lebih tinggi pada frekuensi tertentu.

Pada sumbu vertikal (frekuensi), tampak bahwa komponen audio mencakup spektrum yang cukup luas, mulai dari frekuensi rendah hingga lebih dari 8000 Hz. Dominasi warna cerah yang terlihat pada rentang frekuensi sekitar 128 Hz hingga 4096 Hz menunjukkan bahwa lagu ini memiliki energi kuat pada frekuensi menengah, yang umum dijumpai pada genre musik seperti rock alternatif atau punk yang menonjolkan gitar elektrik, vokal tajam, dan drum dengan tempo cepat.

Pola horizontal yang berulang sepanjang waktu mengindikasikan ritme atau ketukan konsisten, selaras dengan struktur musik energik yang stabil. Rentang waktu dari awal hingga akhir lagu menunjukkan keaktifan audio yang merata, menandakan tidak ada bagian lagu yang terlalu tenang atau lambat secara ekstrem, yang kembali menguatkan karakteristik lagu sebagai lagu dengan dinamika padat dan tempo cepat.



Gambar 10. Grafik batang fitur audio

Gambar di atas memperlihatkan visualisasi grafik batang hasil ekstraksi fitur audio dari lagu "Rayakan Pemenang – Morfem". Fitur yang ditampilkan mencakup *Zero Crossing Rate* (ZCR), *Spectral Centroid*, serta 13 koefisien MFCC. Grafik ini bertujuan untuk menunjukkan sejauh mana masing-masing fitur berkontribusi dalam membentuk karakteristik audio dari lagu tersebut.

Terlihat bahwa Spectral Centroid memiliki nilai yang sangat tinggi dibandingkan fitur lainnya, yaitu lebih dari 2700, yang menunjukkan bahwa pusat energi suara dalam lagu ini berada di rentang frekuensi menengah ke tinggi. Ini sejalan dengan karakter musik rock modern atau punk, yang seringkali didominasi oleh suara tajam dari gitar elektrik dan vokal kuat.

Nilai ZCR juga cukup tinggi, menunjukkan bahwa sinyal audio lagu ini memiliki perubahan arah (*crossing*) yang sering, yang mengindikasikan adanya ketukan atau transisi cepat dalam musik ciri khas lagu-lagu dengan tempo cepat atau genre yang energik.

Sementara itu, nilai-nilai MFCC (*Mel-Frequency Cepstral Coefficients*) yang terlihat lebih rendah namun tetap bervariasi menunjukkan detail kontur spektral dari suara lagu ini. Beberapa koefisien awal seperti MFCC_1 dan MFCC_2 memiliki nilai yang sedikit menonjol dibandingkan yang lain, menandakan bahwa elemen-elemen frekuensi rendah hingga menengah masih memainkan peran dalam bentuk keseluruhan spektral lagu.



Gambar 11. Hasil Prediksi

Sebagai bagian dari pengujian eksternal, sistem diuji menggunakan lagu "Rayakan Pemenang – Morfem" yang diunggah secara manual dalam format MP3 melalui Google Colab. Lagu ini dipilih karena tidak termasuk dalam data pelatihan maupun pengujian sebelumnya, sehingga sangat tepat digunakan untuk menguji kemampuan generalisasi model terhadap data baru.

Setelah file diunggah, sistem secara otomatis mengekstraksi fitur audio utama dari lagu, yaitu *Zero Crossing Rate (ZCR)*, *Spectral Centroid*, dan 13 koefisien *Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)*. Nilai-nilai ini kemudian dinormalisasi dan digunakan sebagai input untuk model yang telah dilatih sebelumnya.

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa ketiga model KNN, *Random Forest*, dan *Naïve Bayes* secara konsisten memprediksi genre lagu ini sebagai Rock. Prediksi ini divisualisasikan dalam bentuk diagram batang, di mana semua model memberikan hasil prediksi 100% untuk genre Rock. Konsistensi ini menunjukkan bahwa ketiga model berhasil mengenali karakteristik spektral khas dari lagu ini, seperti ZCR yang tinggi, *Spectral Centroid* di atas 2700 Hz, serta pola MFCC yang sesuai dengan genre musik bernuansa kuat dan enerjik seperti rock alternatif.

B. Pembahasan

Sistem klasifikasi genre musik yang dikembangkan dalam penelitian ini memanfaatkan pendekatan ekstraksi fitur akustik menggunakan pustaka *Librosa*. Salah satu bagian penting dalam implementasi sistem adalah fungsi `extract_features()`, yang digunakan untuk menghitung nilai *Zero Crossing Rate (ZCR)*, *Spectral Centroid*, dan 13 koefisien MFCC dari setiap lagu. Proses ini dilakukan dengan memuat file audio, lalu menerapkan fungsi `librosa.feature` pada sinyal yang diperoleh. Setiap fitur dihitung dalam bentuk rata-rata nilai dari seluruh frame lagu, yang menghasilkan representasi statistik yang stabil untuk keperluan klasifikasi. Cuplikan kode fungsi ini ditunjukkan pada Gambar 4.1.

```
def extract_features(file_path):  
    y, sr = librosa.load(file_path)  
    zcr = np.mean(librosa.feature.zero_crossing_rate(y)[0])  
    centroid = np.mean(librosa.feature.spectral_centroid(y=y, sr=sr)[0])  
    mfcc = np.mean(librosa.feature.mfcc(y=y, sr=sr, n_mfcc=13), axis=1)  
    return zcr, centroid, mfcc
```

Gambar 12. Ekstrak Lagu

Setelah fitur-fitur dari seluruh lagu dalam dataset berhasil diekstraksi dan disimpan dalam file CSV, data dibaca ulang dan dipisahkan menjadi dua bagian utama, yaitu fitur (X) dan label genre (y). Proses normalisasi fitur menggunakan

StandardScaler bertujuan untuk menyamakan skala antar fitur sehingga tidak ada fitur yang mendominasi dalam proses pembelajaran model.

Untuk membangun model klasifikasi, tiga algoritma digunakan, yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN) dengan jumlah tetangga $k=3$, Random Forest dengan 100 pohon keputusan, serta *Naïve Bayes* yang berbasis distribusi Gaussian. Ketiga model diinisialisasi dalam struktur dictionary, kemudian masing-masing dilatih menggunakan data latih. Proses pelatihan ini menghasilkan model yang mampu mengenali pola dari fitur-fitur audio terhadap label genre. Evaluasi dilakukan dengan memprediksi data uji, lalu menghitung metrik evaluasi seperti akurasi, precision, dan recall menggunakan fungsi `classification_report()` dari pustaka *Scikit-learn*. Cuplikan proses ini ditunjukkan pada Gambar 4.2.

```
models = {
    "KNN": KNeighborsClassifier(n_neighbors=3),
    "Random Forest": RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42),
    "Naive Bayes": GaussianNB()
}

hasil = []

for nama, model in models.items():
    model.fit(X_train, y_train)
    y_pred = model.predict(X_test)
    acc = accuracy_score(y_test, y_pred)
    report = classification_report(y_test, y_pred, output_dict=True, zero_division=0)
    hasil.append({
        "Model": nama,
        "Akurasi": round(acc, 4),
        "Precision": round(report['weighted avg']['precision'], 4),
        "Recall": round(report['weighted avg']['recall'], 4),
    })
```

Gambar 13. Model

Sebagai uji ketangguhan sistem terhadap data baru, dilakukan pengujian menggunakan lagu eksternal yang diunggah ke Google Colab, yakni lagu "*Welcome to Jamrock – Damian Marley*". Lagu ini tidak pernah digunakan selama proses pelatihan. Setelah diunggah, lagu diproses dengan fungsi `extract_features()` yang sama, menghasilkan nilai ZCR sebesar 0.1067, Spectral Centroid sebesar 2666.05, serta deretan MFCC seperti MFCC_1: -91.9676 hingga MFCC_13: 1.4235. Fitur ini kemudian dinormalisasi menggunakan StandardScaler. Model-model klasifikasi yang telah dibangun kemudian digunakan untuk memprediksi genre lagu ini. Hasil prediksi menunjukkan adanya perbedaan keluaran antar model, yaitu:

- KNN memprediksi genre: Dangdut
- *Random Forest* memprediksi genre: Reggae
- *Naïve Bayes* memprediksi genre: Rock

Prediksi ini dihasilkan dengan kode program seperti pada Gambar 4.3, yang digunakan untuk mengeksekusi klasifikasi terhadap input baru.

```
print("\n\u0001F50A Prediksi Lagu Baru dari Dataset dengan Semua Model:")
lagu_baru = X_test[0].reshape(1, -1)
for nama, model in models.items():
    prediksi = model.predict(lagu_baru)
    print(f"{nama} memprediksi genre: {prediksi[0]}")
```

Gambar 14. Prediksi Lagu

Hasil ini memperlihatkan bahwa *Random Forest* memberikan prediksi yang paling relevan, sesuai dengan genre asli lagu, yaitu Reggae. Sementara itu, prediksi KNN dan *Naïve Bayes* cukup menyimpang. Hal ini menunjukkan bahwa *Random Forest* lebih mampu menangkap struktur kompleks dari pola audio yang bervariasi, terutama pada lagu dengan karakteristik ritmis yang khas seperti Reggae.

Cuplikan hasil ini juga mencerminkan perbedaan cara kerja tiap algoritma. KNN cenderung bergantung pada kedekatan vektor fitur terhadap tetangga terdekat, yang bisa jadi dipengaruhi oleh genre lain yang secara statistik serupa. *Naïve Bayes*, yang mengasumsikan independensi antar fitur, tampaknya tidak dapat menangkap korelasi antara nilai MFCC dan centroid yang saling berkaitan dalam kasus ini. Sebaliknya, *Random Forest* memanfaatkan kombinasi fitur dalam berbagai pohon keputusan untuk memberikan hasil prediksi yang lebih akurat.

Dengan demikian, pembahasan ini menegaskan bahwa *Random Forest* menjadi algoritma yang paling andal dalam eksperimen ini, baik dalam pengujian internal maupun terhadap data baru. Sistem yang dibangun tidak hanya mampu melakukan klasifikasi genre musik secara otomatis berdasarkan fitur dasar audio, tetapi juga menunjukkan kemampuan generalisasi yang cukup baik terhadap data luar.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

1. Ekstraksi Fitur Audio dan Penerapan Algoritma, Penelitian ini berhasil mengimplementasikan sistem klasifikasi genre musik berbasis fitur audio yang diekstraksi menggunakan Librosa, mencakup *Zero Crossing Rate* (ZCR), *Spectral Centroid*, dan *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC). Data yang digunakan terdiri dari lima genre musik, masing-masing 100 lagu, yang diunduh secara manual dari Spotify. Ketiga algoritma pembelajaran mesin *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Random Forest*, dan *Naïve Bayes* berhasil diterapkan untuk klasifikasi. Dari hasil evaluasi, model *Random Forest* menunjukkan performa terbaik baik dalam pengujian data uji maupun saat mengklasifikasikan lagu baru dari luar dataset, seperti lagu “Welcome to Jamrock Damian Marley”.
2. Kemampuan Generalisasi dan Aplikasi Sistem, Sistem tidak hanya efektif dalam mengklasifikasikan data yang telah dilatih, tetapi juga terbukti mampu melakukan prediksi genre terhadap file audio eksternal yang diunggah secara langsung melalui Google Colab. Hal ini menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan dapat diaplikasikan dalam skenario dunia nyata. Pengujian dengan file MP3 baru menunjukkan bahwa fitur ZCR, Centroid, dan MFCC cukup representatif dalam menggambarkan ciri khas audio dan mendukung keputusan model dalam klasifikasi genre.

B. Saran

1. Penambahan Variasi Genre dan Ukuran Dataset, Untuk meningkatkan akurasi dan cakupan sistem, disarankan menambah jumlah genre serta memperbesar dataset, sehingga sistem lebih tangguh terhadap variasi musik yang lebih luas, termasuk musik lokal atau genre campuran.
2. Pengembangan Sistem Lebih Lanjut, Sistem dapat ditingkatkan dengan menambahkan fitur audio lain seperti Chroma atau Tempo, serta mengeksplorasi algoritma Deep Learning seperti CNN atau LSTM untuk klasifikasi berbasis pola temporal dan spektral. Pengembangan antarmuka

pengguna juga direkomendasikan agar sistem lebih mudah diakses oleh pengguna umum.



DAFTAR PUSTAKA

- Ainum, R. N., Hidayat, N., & Soebroto, A. A. (2022). Klasifikasi Buku Perpustakaan menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(8), 3726–3732.
- Alpaydin, E. (2020). *Introduction to Machine Learning, fourth edition*. MITpress.
- Asmanto, H. (2024). *Sejarah dan Perkembangan Musik Blues*. Academia.Edu. https://www.academia.edu/34692494/MUSIK_BLUES_Sejarah_dan_Perkembangan_Musik_Blues
- Cariadhi, E. M., Muflikhah, L., Supianto, A. A., Komputer, J. I., Program, F., & Informasi, T. (2020). *Implementasi Fuzzy Support Vector Machine Untuk Pengklasifikasian Genre Musik Berdasarkan Fitur Audio*.
- Gaffney, R. (2024). *Perbedaan Musik Klasik dan Musik Populer: Eksplorasi Mendalam Dua Genre Berbeda Zaman*. Yiddishlandrecords. <https://yiddishlandrecords.com/perbedaan-musik-klasik-dan-musik-populer-eksplorasi-mendalam-dua-genre-berbeda-zaman/>
- Gloryunited. (2024). *Panduan Lengkap Mengenal Genre Musik Reggae: Sejarah, Gaya, dan Musisi Ikonik*. <https://robbysteinhardtoofficial.com/2024/11/02/panduan-lengkap-mengenal-genre-musik-reggae-sejarah-gaya-dan-musisi-ikonik/>
- Laksana, E. A., & Sulianta, F. (2021). Analisis Dan Studi Komparatif Algoritma Klasifikasi Genre Musik. *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Multimedia*, 67–72.
- Music, A. (2023a). *Mengenal lebih dalam mengenai 5 genre musik pop*. Superlive. <https://superlive.id/supermusic/artikel/news/mengenal-lebih-dalam-mengenai-5-genre-musik-pop>
- Music, A. (2023b). *Musik Country: Pengertian, Sejarah, dan Sub-genrenya!* Superlive. <https://superlive.id/supermusic/artikel/news/musik-country-pengertian-sejarah-dan-subgenrenya>
- Musik, A. (2021). *Memahami Genre Musik, dari Rock hingga Hip Hop*. Superlive. <https://superlive.id/supermusic/artikel/super-buzz/sekilas-genre-musik-dari-rock-metal-hingga-hip-hop>

- Nainggolan, C. (2023). *ANALISIS UNSUR MUSIK JAZZ DAN RAP PADA MUSIK ENIGMA KARYA INTHE SKY BAND*.
<https://repository.uhn.ac.id/handle/123456789/9433>
- Negara, I. N. G. A. (2020). Berdisco Sebagai Bentuk Pengalaman Proses Penggarapan Karya Tari. *Joged*, 8(1), 233–238.
<https://doi.org/10.24821/joged.v8i1.1589>
- Nurhayati, N., Busman, B., & Iswara, R. P. (2019). Pengembangan Algoritma Unsupervised Learning Technique Pada Big Data Analysis di Media Sosial sebagai media promosi Online Bagi Masyarakat. *Jurnal Teknik Informatika*, 12(1), 79–96.
- Ramadhani, J. S., Firmansyah, M. B., Wilujeng, I. T., Putri, N. N., & Nafisah, D. (2023). Pemanfaatan podcast Spotify sebagai media pembelajaran bahasa Indonesia. *Jurnal Ilmu Pendidikan (JIP) STKIP Kusuma Negara*, 14(2), 135–143.
- Radix, H., Olivia, C., Pandjaitan, L. W., & Kartwidjaja, A. M. (2023). *Klasifikasi Genre Musik Dengan Menggunakan Metode Machine Learning*. 21(1), 71–82. <http://repository.ub.ac.id/id/eprint/211501/>
- Rosaly, R., & Prasetyo, A. (2020). Flowchart Beserta Fungsi dan Simbol-Simbol. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 2(3), 5–7.
- Tamatjita, N., & Harjoko, A. (2020). Klasifikasi Lagu Berdasarkan Genre pada Format WAV. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 10(1), 145. <https://doi.org/10.22146/ijccs.6542>
- Tegar, T. (2021). *Musik Genre Rock - sejarah, ciri-ciri dan jenis-jenisnya*. Tegaraya.Com. <https://www.tegaraya.com/2021/05/definisi-musik-genre-rock-sejarah-ciri-dan-jenisnya.html>
- Tegar, T. (2022). *Musik genre Metal - sejarah, ciri-ciri dan jenis-jenisnya*. Tegaraya.Com. <https://www.tegaraya.com/2022/01/definisi-musik-genre-metal-sejarah-ciri-dan-jenisnya.html>
- Teknomo, K. (2020). *K-Nearest Neighbours Tutorial, (Online)*. <http://people.revoledu.com/kardi/tutorial/KNN/>
- Tzanetakis, G., & Cook, P. (2022). Musical genre classification of audio signals.

IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 10(5), 293–302.





**MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
UPT PERPUSTAKAAN DAN PENERBITAN**

Alamat kantor: Jl.Sultan Alauddin No.259 Makassar 90221 Tlp.(0411) 866972,881593, Fax.(0411) 865588

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

SURAT KETERANGAN BEBAS PLAGIAT

**UPT Perpustakaan dan Penerbitan Universitas Muhammadiyah Makassar,
Menerangkan bahwa mahasiswa yang tersebut namanya di bawah ini;**

Nama : Rezkytullah Abrah

Nim : 105841101420

Program Studi : Teknik Informatika

Dengan nilai:

No	Bab	Nilai	Ambang Batas
1	Bab 1	9 %	10 %
2	Bab 2	9 %	25 %
3	Bab 3	4 %	15 %
4	Bab 4	4 %	10 %
5	Bab 5	5 %	5 %

Dinyatakan telah lulus cek plagiat yang diadakan oleh UPT- Perpustakaan dan Penerbitan Universitas Muhammadiyah Makassar Menggunakan Aplikasi Turnitin.

Demikian surat keterangan ini diberikan kepada yang bersangkutan untuk dipergunakan seperlunya.

Makassar, 9 Agustus 2025

Mengetahui

Kepala UPT- Perpustakaan dan Penerbitan,



Bab I REZKYTULLAH ABRAH 105841101420

by Tahap Tutup

Submission date: 09-Aug-2025 08:31AM (UTC+0700)

Submission ID: 2727142766

File name: Bab1_Rezkytullah_ABRAH.docx (19.96K)

Word count: 976

Character count: 6525

1/6

BAB I PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Saat ini, orang-orang sering mengkategorikan berbagai jenis musik menurut genre yang sedang digunakan. Istilah "genre" mengacu pada cara mengklasifikasi musik berdasarkan kesamaan jenis instrumen, karakter timbre, frekuensi atau nada, dan tempo. Pendengaran manusia memudahkan identifikasi genre suatu karya musik. Karena itu, genre merupakan komponen penting dalam deskripsi music (Cariadhi *et al.*, 2020).

Selama ini, mendengarkan musik merupakan hobi yang cukup fleksibel dan dapat dilakukan di berbagai platform, termasuk komputer pribadi, laptop, ponsel, dan komputer tablet portabel. Banyak platform yang menawarkan layanan musik digital sering kali menyusun genre musik yang disesuaikan

ORIGINALITY REPORT

9%

SIMILARITY INDEX

8%

INTERNET SOURCES

2%

PUBLICATIONS

2%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

Raymond Chandra Putra. "Pembangunan Perangkat Pendeteksi Jenis Gerakan Raket Bulu Tangkis Dengan Algoritma KNN dan SVM", Teknika, 2020

Publication

2%

2

Submitted to STT PLN

Student Paper

2%

3

repository.ipb.ac.id

Internet Source

2%

4

123dok.com

Internet Source

2%

5

pt.scribd.com

Internet Source

2%

Exclude quotes

Off

Exclude matches

< 2%

Exclude bibliography

Off



Submission date: 09-Aug-2025 08:32AM (UTC+0700)
Submission ID: 2727143316
File name: Bab2_Rezkytullah_Abrah.docx (69.53K)
Word count: 3495
Character count: 22388

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori
1. Machine Learning
Machine learning adalah sekumpulan algoritma komputer yang menggunakan data sampel yang sudah ada, mengoptimalkan kinerja komputer atau sistem (Alpaydin, 2020).
Machine Learning (ML) adalah salah satu variasi sistem kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer belajar tanpa pemrograman eksplisit.

Mode gelap tidak diterapkan karena latar belakangnya merupakan PDF.

ORIGINALITY REPORT

8%

SIMILARITY INDEX

6%

INTERNET SOURCES

1%

PUBLICATIONS

2%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

journal.ugm.ac.id

Internet Source

1%

2

id.123dok.com

Internet Source

1%

3

eresources.thamrin.ac.id

Internet Source

<1%

4

www.researchgate.net

Internet Source

<1%

5

123dok.com

Internet Source

<1%

6

Submitted to Universitas Negeri Surabaya

Student Paper

<1%

7

repo.undiksha.ac.id

Internet Source

<1%

8

Submitted to Universitas Muhammadiyah

Makassar

Student Paper

<1%

9

ardra.biz

Internet Source

<1%

10

Submitted to Universitas Musamus Merauke

Student Paper

<1%

11

9pdf.org

Internet Source

<1%

ejurnal.seminar-id.com

Bab III REZKYTULLAH ABRAH

105841101420

by Tahap Tutup

Submission date: 09-Aug-2025 08:33AM (UTC+0700)

Submission ID: 2727143675

File name: Bab3_Rezkytullah_Abrah.docx (85.29K)

Word count: 2123

Character count: 14140

1/14

BAB III METODE PENELITIAN

A. Tempat dan Waktu Penelitian

Dua faktor penting yang perlu diputuskan selama proses penelitian adalah lokasi dan waktu penelitian. Kedua elemen ini sangat penting dalam menentukan keandalan dan kebenaran penelitian yang dilakukan.

1. Tempat Penelitian

Lokasi penelitian adalah tempat atau objek yang akan dijadikan objek penelitian. Penentuan lokasi penelitian merupakan langkah yang sangat

Mode gelap tidak diterapkan karena latar belakangnya merupakan PDF.

hoc Tukey's HSD untuk mengidentifikasi pasangan algoritma mana yang memiliki perbedaan performa secara nyata.

Dengan pendekatan analisis data yang komprehensif ini, diharapkan dapat diperoleh kesimpulan yang valid mengenai performa dan keandalan masing-masing algoritma dalam tugas klasifikasi genre musik berbasis fitur audio dari Spotify.

Bab III REZKYTULLAH ABRAH 105841101420

ORIGINALITY REPORT

4%

SIMILARITY INDEX

4%

INTERNET SOURCES

2%

PUBLICATIONS

2%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

Submitted to Universitas Muhammadiyah
Makassar

Student Paper

2%

2

eresources.thamrin.ac.id

Internet Source

2%

Exclude quotes Off

Exclude bibliography Off

Exclude matches < 2%

Bab IV REZKYTULLAH ABRAH

105841101420

by Tahap Tutup

Submission date: 09-Aug-2025 08:34AM (UTC+0700)

Submission ID: 2727143871

File name: Bab4_Rezkytullah_ABRAH.docx (810.14K)

Word count: 2036

Character count: 12960

1/15

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

Penelitian ini menghasilkan sistem klasifikasi genre musik berdasarkan fitur audio yang diekstraksi dari lagu-lagu yang diunduh secara manual dari Spotify. Dataset disusun dengan lima genre, masing-masing terdiri dari 100 lagu. Setiap lagu dianalisis menggunakan tiga jenis fitur utama, yaitu Zero Crossing Rate (ZCR), Spectral Centroid, dan Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC). Proses ekstraksi dilakukan dengan pustaka Librosa dan hasilnya

Mode gelap tidak diterapkan karena latar belakangnya merupakan PDF.

Tambahkan ke catatan

ORIGINALITY REPORT

4%

SIMILARITY INDEX

3%

INTERNET SOURCES

2%

PUBLICATIONS

1%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1 Ozagastra Caluella Prambudi, Ajib Susanto, Christy Atika Sari. "Schizophrenia Classification using Fuzzy K-Nearest Neighbour on Patient Data from RSJD Dr. Amino Gondohutomo", INOVTEK Polbeng - Seri Informatika, 2025

Publication

1%

2 journal.ithb.ac.id

Internet Source

1%

3 Dedy Hartama, Nanda Amalya. "Perbandingan Algoritma Decision Tree, ID3, dan Random Forest dalam Klasifikasi Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Karier Mahasiswa Ilmu Komputer", Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi, 2025

Publication

1%

4 jurnal.mdp.ac.id

Internet Source

<1%

5 www.scribd.com

Internet Source

<1%

6 arxiv.org

Internet Source

<1%

7 conference.upnvj.ac.id



Bab V REZKYTULLAH ABRA...

Pembaca PDF



Bab V REZKYTULLAH ABRAH

105841101420

by Tahap Tutup

Submission date: 09-Aug-2025 08:36AM (UTC+0700)

Submission ID: 2727144429

File name: Bab5_Rezkytullah_ABRAH.docx (19.13K)

Word count: 657

Character count: 5054

BAB V
PENUTUP

A. Kesimpulan

1. Ekstraksi Fitur Audio dan Penerapan Algoritma, Penelitian ini berhasil mengimplementasikan sistem klasifikasi genre musik berbasis fitur audio yang diekstraksi menggunakan Librosa, mencakup Zero Crossing Rate (ZCR), Spectral Centroid, dan Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC). Data yang digunakan terdiri dari lima genre musik, masing-masing 100 lagu, yang diunduh secara manual dari Spotify. Ketiga algoritma pembelajaran mesin K-Nearest Neighbor (KNN), Random Forest, dan Naïve Bayes berhasil diterapkan untuk klasifikasi. Dari hasil evaluasi, model Random Forest menunjukkan performa terbaik baik dalam pengujian data uji maupun saat mengklasifikasikan lagu baru dari luar dataset, seperti lagu "Welcome to Jamrock" Damian Marley".
2. Kemampuan Generalisasi dan Aplikasi Sistem, Sistem tidak hanya efektif dalam mengklasifikasikan data yang telah dilatih, tetapi juga terbukti mampu melakukan prediksi genre terhadap file audio eksternal yang diunggah secara langsung melalui Google Colab. Hal ini menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan dapat diaplikasikan dalam skenario

ORIGINALITY REPORT

5%

SIMILARITY INDEX

2%

INTERNET SOURCES

2%

PUBLICATIONS

2%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

repository.uhn.ac.id

Internet Source

2%

2

Submitted to Universitas Jember

Student Paper

2%

Exclude quotes

Off

Exclude matches

< 2%

Exclude bibliography

Off