

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Lagu merupakan aspek yang sangat penting bagi manusia, dan bagaimana kita berinteraksi dengannya juga sangat mempengaruhi kehidupan kita secara keseluruhan. Oleh karena itu, dengan mempelajari teori lagu dan cara implementasinya adalah untuk mengembangkan, mempelajari, dan menerapkan teori tersebut dalam kehidupan manusia. (Yuniar dkk., 2022).

Perkembangan dan popularitas *platform streaming* musik seperti *Spotify*, *Youtube Music*, *Apple Music*, *Deezer*, *Soundcloud*, *Joox*, dan beberapa *platform* musik lainnya telah mengubah cara orang mengakses musik. Meskipun memberikan akses tak terbatas ke berbagai jenis atau genre musik, pengguna sering mengalami kesulitan menemukan lagu yang sesuai dengan preferensi mereka. (Pake dkk., 2023).

Dalam studi yang dilakukan oleh (Schedl dkk., 2018) dalam penyelidikannya yang mendalam, ditemukan bahwa salah satu hambatan krusial dalam sistem rekomendasi musik saat ini adalah "*overload informations*" yang mana banyaknya pilihan malah menghalangi pengguna untuk menemukan musik yang sesuai, serta permasalahan "*filter bubble*" yang menjebak pengguna di dalam rekomendasi yang sekadar itu-itu saja dan kurang menjelajah.

Dari perspektif produser lagu dan artis musik, terutama produser independen atau *emerging artists* dan beberapa berdasarkan genre spesifik seperti *electronic*, sistem rekomendasi musik saat ini menciptakan *barrier* struktural yang signifikan untuk mendapatkan *exposure* yang adil terhadap audiens potensial mereka. (Aguiar dkk., 2018) dalam analisis ekonometrik terhadap 1.5 juta track di *Spotify* menemukan bahwa *single placement* pada *flagship playlist* dapat meningkatkan *daily streams* hingga 1,700%, namun akses ke playlist tersebut sangat terkonsentrasi pada artis yang berafiliasi dengan *label* musik ternama, menciptakan disparitas *exposure* hingga 100:1 antara produser *mainstream pop-dance* dengan produser *electronic* independen meskipun kualitas produksi sebanding.

Riset dari (Prey, 2020) menjelaskan bahwa platformisasi telah menggeser *curatorial power* dari *human gatekeepers* (*radio DJs*, *music journalists*) ke

algorithmic gatekeeping yang *opaque*, di mana produser elektronik independen tidak memiliki akses atau pemahaman mengapa musik mereka tidak direkomendasikan meskipun mendapat *engagement* tinggi dari *dedicated niche audience*.

Dua tahun kemudian, permasalahan tersebut digagas kembali oleh (Prey dkk., 2022), menyatakan bahwa situasi ini menciptakan *structural advantage* untuk produser yang berafiliasi dengan industri *mainstream*, salah satunya seperti *ghost producers* untuk grup ternama dari media *K-Pop*, *J-Pop*, maupun *media genre* musik sejenisnya, dibandingkan dengan *major label Electronic Dance Music (EDM)*, yang mendapat *algorithmic boost factor* hingga 15-20x dibandingkan *underground counterparts* mereka karena *volume initial engagement* yang dimediasi oleh *fanbase* dan infrastruktur promosi dari *label* musik maupun *channel platform* resmi.

Penelitian ini berkonsentrasi pada penerapan metode berbasis konten pada sistem rekomendasi ditujukam. Dengan tujuan pendekatan *multimodal fusion* yang mana sebagai pemecah masalah dan mengoptimalkan hasil rekomendasi. (Chan dkk., 2024), dengan pengelompokan dengan *K-Means*, yang menawarkan fleksibilitas yang lebih besar meskipun biasanya kurang akurat (Nurhalizah dkk., 2024).

Alasan dilakukannya investigasi ini mencakup sejumlah riset sebelumnya yang menjadi landasan bagi telaah ini. Studi pertama dilaksanakan oleh (Xinyue Li, 2024) yang mengkaji penggunaan pembelajaran mesin dalam mekanisme saran untuk hiburan suara dengan memakai kumpulan *dataset* lagu dari *Spotify*. Cara yang digunakan yakni *Principal Component Analysis (PCA)* guna menekan ukuran dan prosedur Pengelompokan *K-Means* untuk menggolongkan trek lagu berdasarkan ciri-ciri akustik. Kesimpulan dari telaah ini memperlihatkan luaran pengelompokan yang selaras dan gampang dicerna, dengan *PCA* mampu meringkas kerumitan informasi sementara masih mempertahankan data krusial, sehingga pengguna bisa mengerti kaitan antar ragam musik dan menemukan lagu yang cocok dengan preferensi mereka.

Studi kedua oleh (Septiani dkk., 2025) berupaya menyempurnakan *teknik K-Means Clustering* dalam memilah trek musik populer di *Spotify* berdasarkan

suasana hati (*mood*) pendengar dengan memakai *Davies-Bouldin Index (DBI)* sebagai tolak ukur evaluasi. Koleksi data memuat aspek *audio* seperti tingkat kerekanan, valensi, kekuatan, tingkat keakustikan, tingkat keinstrumentalan, kehadiran langsung, dan tingkat keterucapan. Penemuan memperlihatkan bahwa seluruh angka *DBI* untuk 2 hingga 5 gugus melebihi 1, menandakan pembagian gugus yang kurang optimal dengan bersinggungan cukup besar di antara gugus. Kesimpulan ini menyoroti hambatan *K-Means* pada penggolongan berlandaskan suasana hati sebab rumitnya dan sifat subjektif dari ide suasana hati itu sendiri.

Dari tinjauan atas kedua penelitian tersebut, dapat ditarik kesimpulan bahwa keberhasilan metode *clustering* bergantung pada penentuan fitur serta penanganan data pada tahap awal. Riset yang dilakukan dari (Xinyue Li, 2024) menunjukkan bahwa memakai *PCA* sebelum langkah pengelompokan menghasilkan capaian yang lebih baik, sementara (Septiani dkk., 2025) menyebutkan bahwa *K-Means* terbatas dalam memilah perbedaan tipis dalam musik tanpa penyelarasan yang cukup. Oleh karena itu, riset ini mengambil metode pembelajaran tanpa pengawasan dengan memakai *PCA* guna memangkas dimensi dan *K-Means Clustering* guna mengelompokkan lagu berdasarkan similaritas fitur *audio*. Cara ini dibuat untuk memperbaiki mutu keserupaan dalam *Content-Based Filtering* dan mengatasi masalah awal yang kerap ditemui di *Collaborative Filtering*, tanpa bersandar pada informasi hubungan pengguna yang sudah tersedia.

1.2 Rumusan Masalah

Dari pemaparan latar belakang yang tertulis, maka dirumuskan beberapa pokok permasalahan dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana penggunaan ekstraksi fitur *audio* berbasis *clustering* yang dapat diolah menjadi *dataset* untuk Sistem Rekomendasi Lagu ?
2. Bagaimana peran algoritma *K-Means* dalam peningkatan kualitas *clustering* berdasarkan fitur *audio* pada Sistem Rekomendasi Lagu ?
3. Bagaimana perkembangan performa maupun pengujian pada algoritma setiap evaluasi untuk Sistem Rekomendasi Lagu berbasis similaritas fitur *audio*

1.3 Tujuan Penelitian

Dari berbagai rumusan masalah yang dibahas, adapun beberapa tujuan penelitian ini dibuat, diantaranya:

1. Menerapkan metode ekstraksi fitur *audio* berbasis *clustering* yang dapat diolah menjadi *dataset* untuk Sistem Rekomendasi Lagu
2. Menerapkan algoritma *K-Means* sebagai metode *clustering* berdasarkan fitur *audio* pada Sistem Rekomendasi Lagu
3. Meneliti dan menguji performa metrik evaluasi pada setiap *output* Sistem Rekomendasi Lagu berbasis similaritas fitur *audio*

1.4 Manfaat Penelitian

Dari penelitian ini memiliki beberapa manfaat, diantaranya :

1. Mengoptimalkan ekstraksi fitur *audio* menggunakan teknik *clustering*, termasuk Sistem Rekomendasi berbasis fitur *audio*.
2. Memungkinkan karya dari musisi atau produser lagu untuk direkomendasikan berdasarkan kemiripan *audio*.
3. Menikmati urutan dengan pendekatan algoritma yang berbeda, yang mana dapat mengenal pola fitur *audio* dari karakteristik gelombang suara dan kemiripan jenis secara dinamis.

1.5 Batasan Penelitian

Adapun beberapa batasan dalam penelitian ini akan mencakup beberapa aspek penting sebagai berikut:

1. Penelitian ini menggunakan *Python*, dengan beberapa *tools* atau *plugin* atau *library* seperti *Librosa* untuk ekstraksi fitur *audio* pada sebuah file lagu dengan berekstensi *mp3*, *wav*, *acc*, dan lain-lain. Dan didukung oleh beberapa *tools* yang digunakan
2. *Dataset* yang dipakai terdiri dari kumpulan file lagu sekitar 3200 yang disimpan dari penyimpanan lokal, kemudian diolah dengan program *Librosa* agar dapat di-*generate* menjadi sebuah tabel *dataset* yang menampung beberapa fitur *audio*.
3. Setiap *file* lagu yang diekstraksi terbatas pada fitur *instrumental* yang diteliti

sebagai fitur utama dalam sistem rekomendasi, antara lain kategori fitur *temporal* (*RMS*, *ZCR*), spektral (*spectral centroid*, *rolloff*), harmonik (*chroma*), ritmik (*tempo*, *beats*), energi, *valency*, dan spektrum gelombang (*MFCC*). Tidak mencakup analisis *metadata* atau semantic features tingkat tinggi.

4. Pada hasil *dataset* tersebut diolah dalam metode *clustering* dengan *K-Means* sebagai peningkatan kualitas untuk similaritas fitur *audio* pada Sistem Rekomendasi Lagu.
5. Hasil model dari *K-Means* akan digunakan dalam Sistem Rekomendasi Lagu, dengan peningkatan kualitas similaritas berdasarkan fitur *audio*. Rekomendasi didasarkan pada *acoustic similarity* sebagai acuan pembandingan untuk memastikan sistem dapat mengidentifikasi kemiripan yang *meaningful*.
6. Implementasi pada Sistem Rekomendasi Lagu dibangun dalam aplikasi web yang mudah diintegrasikan oleh *Python* (*Flask*).

