PLAGIARISM CHECK.ORG

5.37%

SIMILARITY OVERALL

SCANNED ON: 22 JUL 2025, 8:32 AM

Similarity report

Your text is highlighted according to the matched content in the results above.

IDENTICAL 0.19%

CHANGED TEXT 5.17%

Report #27606587

SISTEM IDENTIFIKASI MOOD DAN PREFERENSI EMOSIONAL UNTUK MENDUKUNG PROSES REKOMENDASI JENIS MUSIK MENGGUNAKAN ALGORITMA DNN TUGAS AKHIR GALIH WIBISONO 2019071100 PROGRAM STUDI INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI DAN DESAIN UNIVERSITAS PEMBANGUNAN JAYA TANGERANG SELATAN 2025 SISTEM IDENTIFIKASI MOOD DAN PREFERENSI EMOSIONAL UNTUK MENDUKUNG PROSES REKOMENDASI JENIS MUSIK MENGGUNAKAN ALGORITMA DNN TUGAS AKHIR Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh Gelar Sarjana dalam Bidang Informatika pada Fakultas Teknologi dan Desain, Universitas Pembangunan Jaya GALIH WIBISONO 2019071100 PROGRAM STUDI INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI DAN DESAIN UNIVERSITAS PEMBANGUNAN JAYA TANGERANG SELATAN 2025 i ABSTRACT Mood and Emotional Preference Identification System to Support Music Genre Recommendation Using DNN Algorithm Galih Wibisono 1) , Hendi Hermawan 2) , Riny Nurhajati 3) 1) Student of Informatics Department, Universitas Pembangunan Jaya 2) Lecturer of Informatics Department, Universitas Pembangunan Jaya 3) Lecturer of Informatics Department, Universitas Pembangunan Jaya This research presents the implementation of MoodTune, a web-based music recommendation system that generates playlists based on the user's emotional state. The system applies a Deep Neural Network (DNN) model to classify user mood using key audio features such as valence, energy, tempo, and danceability. Due to limited access to Spotify’s audio-features API,

these features are derived from a simulated dataset constructed from public references and local data. The application is developed using the Next.js framework and integrated with Spotify via NextAuth to retrieve the user's recently played tracks. The classified mood is then matched with suitable songs from a local dataset to provide personalized recommendations. Despite not relying on real-time audio data from Spotify, the system functions end- to-end and demonstrates the potential of using deep learning for emotion-aware music recommendation. Keywords: Music Recommendation, Mood Detection, Deep Learning, Spotify API, Audio Feature Simulation, Emotion Based Playlist. ii ABSTRAK Sistem Identifikasi Mood dan Preferensi Emosional untuk Mendukung Proses Rekomendasi Jenis Musik Menggunakkan Algoritma DNN Galih Wibisono 1) , Hendi Hermawan 2) , Riny Nurhajati 3) 1) Mahasiswa Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Jaya 2) Dosen Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Jaya 3) Dosen Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Jaya Penelitian ini membahas implementasi MoodTune, sebuah sistem rekomendasi musik berbasis web yang menyajikan daftar putar sesuai dengan kondisi emosional pengguna. Sistem ini menggunakan model Deep Neural Network (DNN) untuk mengklasifikasikan suasana hati berdasarkan fitur audio seperti valence, energy, tempo, dan danceability. Karena keterbatasan akses terhadap API audio-features milik

Spotify sejak November 2024, fitur audio tersebut diperoleh melalui dataset lokal yang disimulasikan dari sumber publik. Aplikasi dikembangkan menggunakan framework Next.js dan terintegrasi dengan Spotify melalui NextAuth untuk mendapatkan data lagu yang baru diputar oleh pengguna. Hasil klasifikasi mood kemudian digunakan untuk merekomendasikan lagu dari kumpulan data lokal yang sesuai dengan suasana emosional tersebut. Meskipun tidak mengandalkan data audio real-time dari Spotify, sistem ini berjalan secara menyeluruh dan menunjukkan potensi penerapan pembelajaran mesin dalam membangun sistem rekomendasi musik yang responsif terhadap kondisi emosional pengguna. Kata Kunci: Sistem Rekomendasi Musik, Klasifikasi Mood, Deep Learning, Spotify API, Simulasi Fitur Audio, Playlist Emosional 1 BAB I PENDAHULUAN 1.1 Latar Belakang Masalah Kemajuan teknologi digital telah mengubah cara manusia mengakses dan menikmati musik. Layanan streaming seperti Spotify memberikan kemudahan bagi pengguna untuk mendengarkan jutaan lagu secara instan, sekaligus menghasilkan data interaksi yang kaya akan informasi. Seiring dengan pertumbuhan tersebut, muncul kebutuhan akan sistem yang tidak hanya menawarkan lagu berdasarkan preferensi historis, tetapi juga mempertimbangkan kondisi emosional pengguna saat itu. Mayoritas sistem rekomendasi saat ini masih mengandalkan riwayat pemutaran, genre favorit, atau artis yang sering didengarkan. Pendekatan ini cenderung mengabaikan

dimensi psikologis dari musik, padahal musik memiliki kemampuan untuk mencerminkan, mempengaruhi, bahkan mengatur suasana hati. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan yang lebih kontekstual, dengan mempertimbangkan aspek mood atau emosi pengguna sebagai faktor utama dalam proses rekomendasi. Dengan memanfaatkan atribut akustik seperti tempo, valence, energy, dan danceability, sistem dapat mengklasifikasikan suasana hati pengguna secara otomatis menggunakan metode pembelajaran mesin. Karena keterbatasan akses terhadap API Spotify, fitur-fitur tersebut diambil dari dataset lokal sebagai alternatif. Model klasifikasi menggunakan Deep Neural Network (DNN) untuk memetakan fitur audio ke dalam kategori mood tertentu seperti bahagia, sedih, tenang, atau enerjik. Penelitian ini menghasilkan sebuah sistem rekomendasi musik berbasis web bernama MoodTune yang mampu memberikan rekomendasi lagu berdasarkan mood pengguna. Sistem ini dibangun menggunakan framework Next.js dan terintegrasi dengan Spotify melalui NextAuth untuk mengambil data pemutaran lagu terakhir. Proses klasifikasi dan rekomendasi berjalan secara end-to-end tanpa 2 memerlukan input manual dari pengguna, sehingga memungkinkan pengalaman mendengarkan musik yang lebih personal dan kontekstual. 1.2 Identifikasi Masalah Layanan streaming musik seperti Spotify telah memberikan kemudahan bagi pengguna untuk menikmati lagu sesuai preferensi mereka. Namun, sistem rekomendasi yang tersedia saat ini umumnya masih bersifat umum dan hanya

didasarkan pada histori pemutaran, genre favorit, atau artis yang sering diputar. Pendekatan ini mengabaikan konteks emosional pengguna, padahal suasana hati memiliki pengaruh signifikan dalam menentukan pilihan musik. Kondisi emosional dapat menjadi faktor penting dalam pengalaman mendengarkan musik. 1 Misalnya, seseorang yang sedang sedih mungkin akan mencari lagu yang cenderung melankolis, sementara mereka yang sedang bersemangat akan lebih memilih musik dengan tempo cepat dan energi tinggi. Sistem rekomendasi yang tidak mempertimbangkan aspek psikologis ini berpotensi memberikan saran musik yang kurang sesuai dengan kondisi pengguna saat itu. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem yang mampu mengidentifikasi mood pengguna secara otomatis dan memberikan rekomendasi musik yang relevan secara emosional. Dalam penelitian ini, proses identifikasi mood dilakukan berdasarkan fitur akustik dari lagu terakhir yang diputar oleh pengguna (recently played). 8 Karena keterbatasan akses terhadap Spotify API, fitur audio seperti valence, energy, dan tempo diambil dari dataset lokal sebagai alternatif. Hasil analisis kemudian diklasifikasikan menggunakan model Deep Neural Network (DNN) untuk menentukan kategori mood pengguna. Dengan pendekatan ini, sistem dapat menyarankan lagu yang sesuai dengan kondisi emosional terkini, meskipun belum secara penuh menggunakan data real-time atau input eksplisit dari pengguna. Hal ini diharapkan dapat menjadi dasar pengembangan sistem rekomendasi yang lebih personal dan adaptif terhadap suasana hati pengguna. 3 1.2 2 11 1 Rumusan Masalah Berdasarkan identifikasi masalah yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut: 1. Bagaimana cara mengidentifikasi suasana hati dan preferensi emosional pengguna untuk proses rekomendasi jenis music berdasarkan fitur audio dari lagu terakhir yang diputar di Spotify? 2. Bagaimana penerapan algoritma Deep Neural Network dalam proses identifikasi mood dan preferensi emosional? 3. Bagaimana sistem dapat merekomendasikan musik yang relevan secara emosional berdasarkan hasil identifikasi mood tersebut? 1.2 12 2 Batasan Masalah Untuk menjaga fokus dan ruang lingkup penelitian, batasan-batasan berikut ditetapkan: 1. Data music

diambil dari kumpulan list yang ada di Spotify/. 2. Analisis mood pengguna dilakukan berdasarkan fitur akustik lagu seperti tempo, energy, valence, dan danceability yang diperoleh dari dataset lokal, bukan langsung dari Spotify API. 3. Klasifikasi mood menggunakan model pembelajaran mesin berbasis Deep Neural Network (DNN) tanpa melibatkan input manual dari pengguna. 1.3 Tujuan Penelitian 1. Membangun sistem rekomendasi musik berbasis web yang dapat mengidentifikasi suasana hati pengguna secara otomatis berdasarkan fitur akustik lagu terakhir yang diputar. 2. Menerapkan algoritma Deep Neural Network dalam proses klasifikasi mood berdasarkan atribut numerik dari lagu. 1 3. Memberikan pengalaman mendengarkan musik yang lebih personal, relevan secara emosional, dan sesuai dengan kondisi mood pengguna secara kontekstual. 4 1.4 Manfaat Penelitian 1.4.1 Manfaat bagi Masyarakat 1. 1 Memberikan pengalaman mendengarkan musik yang lebih personal dengan menyesuaikan rekomendasi lagu berdasarkan suasana hati pengguna. 2. Mendukung kesejahteraan emosional pengguna melalui pemilihan musik yang relevan secara psikologis, tanpa perlu input manual. 3. Menawarkan pendekatan berbasis teknologi dalam menghadirkan hiburan yang kontekstual dan adaptif terhadap kondisi emosional pengguna. 1.4.2 Manfaat bagi Peneliti 1. Menjadi referensi awal bagi penelitian lanjutan yang menggabungkan data pemutaran musik dan analisis fitur akustik untuk personalisasi sistem rekomendasi. 2. Memberikan pengalaman praktis dalam penerapan algoritma Deep Neural Network untuk klasifikasi emosi berbasis musik. 3. Memberikan pemahaman teknis dalam membangun sistem rekomendasi musik menggunakan framework Next.js dan integrasi API Spotify, tanpa keterlibatan backend dan penyimpanan data pengguna secara lokal. 1.5 Kebaruan Penelitian ini menghadirkan sistem rekomendasi musik berbasis web yang mempertimbangkan kondisi emosional pengguna, bukan hanya preferensi berdasarkan genre atau artis yang sering diputar. Berbeda dengan sistem rekomendasi tradisional seperti Spotify Daily Mix yang mengandalkan riwayat pemutaran musik secara historis, MoodTune menggunakan pendekatan klasifikasi suasana hati

berdasarkan fitur akustik dari lagu terakhir yang diputar. Model klasifikasi mood dikembangkan menggunakan algoritma Deep Neural Network (DNN), sehingga sistem dapat memberikan rekomendasi lagu yang lebih sesuai dengan konteks emosional pengguna saat itu. Sistem ini juga dirancang 5 tanpa memerlukan input eksplisit maupun penyimpanan data lokal, menjadikannya lebih ringan dan langsung digunakan secara mandiri oleh pengguna. Pendekatan ini membuka potensi penerapan teknologi pembelajaran mesin untuk menciptakan pengalaman mendengarkan musik yang lebih empatik dan adaptif secara real-time. . 1.6 Kerangka Penulisan Laporan ini disusun sesuai pedoman Lembaga Penjamin Mutu Universitas Pembangunan Jaya dan sistematika Program Studi Informatika, yang terdiri dari enam bab: 1. 2 BAB I PENDAHULUAN Membahas latar belakang, identifikasi masalah, rumusan masalah, batasan, tujuan, manfaat, kebaruan, dan struktur penulisan. 2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA Menyajikan teori dan konsep terkait sistem rekomendasi, klasifikasi mood dalam musik, serta studi literatur dari penelitian sebelumnya. 5 3. BAB III METODOLOGI PENELITIAN Menjelaskan metode pengumpulan dan pengolahan data, pendekatan kuantitatif, proses pengembangan prototipe, pemilihan algoritma (SVM, RF, DNN), dan evaluasi model. 4. BAB IV PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM Mendeskripsikan rancangan sistem MoodTune, arsitektur teknis, alur kerja, integrasi Spotify API, tampilan antarmuka, serta hasil klasifikasi mood. 5. BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN Menganalisis hasil evaluasi sistem, akurasi model, dan respon pengguna terhadap rekomendasi yang dihasilkan. 6. BAB VI PENUTUP Menyimpulkan hasil penelitian, membahas keterbatasan, dan memberikan saran untuk pengembangan lebih lanjut. 6 BAB II TINJAUAN PUSTAKA 2.1 Pencapaian Terdahulu Penelitian ini merujuk pada berbagai studi terdahulu yang menjadi landasan dalam pengembangan sistem rekomendasi musik berbasis suasana hati. Studi-studi tersebut menggabungkan pendekatan kecerdasan buatan, analisis data audio, dan pemodelan perilaku pengguna dalam konteks pemilihan musik yang bersifat personal dan emosional. Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan teknik seperti data mining,

supervised learning, serta algoritma pembelajaran mesin untuk memahami dan mengklasifikasikan mood pengguna berdasarkan data musik dan perilaku interaksi pengguna secara real-time. Hal ini menjadi referensi penting dalam merancang sistem MoodTune, yang menekankan pada klasifikasi mood otomatis dan rekomendasi lagu yang relevan secara emosional. Adapun beberapa studi yang menjadi acuan utama antara lain: ⊠ Gómez da n Cáceres (2018) meneliti penggunaan teknik data mining untuk analisis sentimen dalam musik, dan menekankan pentingnya aspek emosional dalam sistem rekomendasi musik modern. ⊠ Bhat et al. (2020) membangun siste m klasifikasi suasana hati dengan memanfaatkan fitur-fitur akustik seperti valence dan arousal, menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes. ⊠ Abhishek dan Khare (2021) mengembangkan sistem berbasi s supervised learning yang menggabungkan preferensi pengguna dan analisis audio untuk meningkatkan relevansi rekomendasi. ⊠ Spotify Research Repor t (2021) menunjukkan bagaimana data interaksi pengguna secara real-time dapat digunakan untuk memahami kondisi emosional dan pengaruh musik terhadap suasana hati. ⊠ Izzah et al. (2019) dan Listiana (2021) d i Indonesia meneliti hubungan antara suasana hati dan preferensi musik pada kalangan mahasiswa, serta 7 menyimpulkan bahwa kondisi emosi dan aktivitas harian menjadi faktor penting dalam pemilihan lagu. Untuk memperjelas pendekatan masing-masing studi serta posisi penelitian ini di antara karya sebelumnya, Tabel 2.1 berikut menyajikan perbandingan dari aspek metodologi, jenis dataset, akurasi, serta kelebihan dan keterbatasannya. 2.2 Tinjauan Teoritis 2.2.1 Sistem Rekomendasi Musik No Peneliti Tahun Metode Dataset Akurasi Kelebihan Kelemahan 1 Gómez & Cáceres 2018 Data Mining + Analisis Sentimen Dataset musik lokal - Foku s pada aspek emosional musik Tidak membangun sistem rekomendasi 2 Bhat et al. 2020 SVM, Naive Bayes Fitur audio dari Spotify ±75% Gunakan valensi dan arousal sebagai fitur utama Kurang akurat untuk data real- time 3 Abhishek & Khare 2021 Supervised Learning Preferensi pengguna ±82% Gabungkan analisis audio dan perilaku pengguna Mini

m validasi ke pengguna 4 Spotify Research 2021 Real-time Mood Analysis Data interaksi Spotify - Observasi perilaku pengguna secara real- time Tidak menyajikan detail implementasi teknis 5 Izzah et al. 2019 Survei & Korelasi Mood- Musik Mahasiswa Indonesia - Studi lokal dengan fokus pada aktivitas dan emosi Tidak ada sistem otomatisasi 6 Li et al. 2023 CNN + LSTM Deep Learning Spotify + Lirik Lagu ±88% Kombinasi meta data musik dan teks untuk klasifikasi mood Belum mencakup analisis perilaku pengguna 7 Ahmad & Susanto 2022 Hybrid Filtering + SVM Datase t Last.fm ±81% Gabungkan collaborative & content- based untuk mood tag Masih terbatas pada genre populer 8 Sistem rekomendasi musik dirancang untuk menyarankan lagu berdasarkan preferensi pengguna dan pola interaksinya. Tiga pendekatan utama dalam pengembangannya meliputi: ⊠ Content-Based Filtering, yang menganalisis karakteristik lagu seperti genr e, tempo, dan mood untuk mencocokkan preferensi pengguna. ⊠ Collaborativ e Filtering, yang memanfaatkan kesamaan perilaku antar pengguna untuk memberikan rekomendasi. ⊠ Hybrid Approach, yang menggabungkan keduanya untu k meningkatkan akurasi. Sistem MoodTune menerapkan pendekatan content-based filtering, dengan fokus pada kesesuaian emosional antara lagu dan suasana hati pengguna berdasarkan fitur akustik. 2.2.2 Deteksi Mood dalam Musik Deteksi mood dilakukan dengan mengklasifikasikan emosi ke dalam kategori seperti bahagia, sedih, tenang, dan energik. Pendekatan ini mengacu pada model valence-arousal, di mana: ⊠ Valence mencerminka n tingkat positif atau negatif suatu emosi. ⊠ Arousal menunjukka n intensitas energi atau kegairahan emosional. 9 Fitur-fitur akustik seperti valence, energy, tempo, dan danceability merupakan indikator utama dalam proses klasifikasi mood. Dalam sistem MoodTune, karena keterbatasan akses terhadap Spotify API, fitur-fitur ini diperoleh dari dataset publik dan digunakan sebagai input pada model Deep Neural Network (DNN) untuk mengklasifikasikan suasana hati pengguna secara otomatis. 2.2.3 Machine Learning dalam Klasifikasi Mood Berbagai algoritma ML digunakan untuk klasifikasi mood, antara lain: ⊠ Support Vector Machin

e (SVM): Membuat hyperplane untuk memisahkan kategori emosi. ⊠ Rando m Forest: Menggunakan sejumlah decision tree untuk pemungutan suara. ⊠ Deep Neural Network (DNN): Digunakan karena kemampuannya mengenali pol a non-linear kompleks. Model DNN dirancang sebagai pendekatan klasifikasi utama dalam sistem ini dan ditargetkan untuk mencapai akurasi tinggi berdasarkan simulasi literatur sebelumnya. 2.2.4 Spotify API dan Informasi Metadata Musik Spotify Web API menyediakan akses ke berbagai informasi terkait musik, seperti metadata lagu, daftar putar, serta riwayat pemutaran pengguna. 10 API ini juga memungkinkan pengambilan atribut audio seperti valence, energy, tempo, acousticness, liveness, instrumentalness, dan danceability. Dalam proyek ini, akses ke endpoint Recently Played Tracks digunakan untuk mengambil data lagu terakhir yang didengarkan pengguna sebagai dasar deteksi mood. 10 2.2.5 Framework Next.js dan Tailwind CSS Next.js dipilih sebagai framework utama dalam pengembangan sistem karena dibangun di atas React.js dan mendukung fitur seperti Server-Side Rendering (SSR), Static Site Generation (SSG), serta penyediaan API routes yang efisien. Kemampuannya dalam menangani rendering sisi server membuat aplikasi lebih cepat dan ramah SEO. Tailwind CSS digunakan sebagai library styling karena pendekatannya yang berbasis utility-first memungkinkan desain yang konsisten, responsif, dan mempercepat proses pengembangan antarmuka. 2.2.6 TypeScript TypeScript adalah bahasa pemrograman turunan dari JavaScript yang menawarkan sistem pengetikan statis. Penggunaan TypeScript dalam proyek ini memberikan beberapa keuntungan, antara lain: meningkatkan validasi tipe data saat proses pengembangan, menambah stabilitas dan keamanan kode, serta membantu tim pengembang dalam menemukan dan memperbaiki kesalahan sejak dini. 2.2.7 NextAuth dan Integrasi Otentikasi Untuk mengelola proses autentikasi dan otorisasi pengguna, sistem ini mengintegrasikan NextAuth, yang menyediakan dukungan untuk berbagai metode login berbasis OAuth, termasuk Spotify, GitHub, dan Google. Selain itu, NextAuth memungkinkan pengelolaan sesi menggunakan JSON Web Token (JWT) maupun cookies, serta menyediakan fitur

middleware yang membantu menjaga keamanan aplikasi secara efisien. 2.2.8 Continuous Learning dan Feedback Loop Sistem dirancang agar mampu belajar dari kebiasaan pengguna melalui mekanisme feedback loop. Sebagai contoh, jika pengguna menyukai atau melewati lagu tertentu, informasi tersebut akan dicatat untuk menjadi data pembelajaran di masa mendatang. Walaupun pelatihan ulang model tidak dilakukan secara langsung di sisi klien, interaksi ini tetap disimpan sebagai landasan untuk pengembangan sistem secara berkelanjutan. 11 2.2.9 Web App Architecture MoodTune dikembangkan sebagai aplikasi web progresif (Progressive Web Application) berbasis Next.js. Beberapa karakteristik arsitektur yang diusung mencakup: dukungan interaktivitas sisi klien dan SSR untuk performa serta optimasi mesin pencari, kemampuan prefetch untuk mempercepat navigasi halaman, serta komunikasi langsung ke Spotify API dan layanan NextAuth tanpa menggunakan backend tambahan atau basis data lokal. Aplikasi juga dirancang responsif agar dapat diakses melalui berbagai perangkat. Seluruh komponen ini dikombinasikan untuk menciptakan sistem rekomendasi musik yang cepat, cerdas, dan emosional. 3 12 BAB III TAHAPAN PELAKSANAAN Tahapan dalam penelitian ini merinci proses yang dilakukan peneliti dalam menyelesaikan tugas akhir, termasuk urutan pelaksanaan serta metode uji yang diterapkan. 3.1 Langkah-langkah Pelaksanaan Langkah-langkah berikut menjelaskan proses sistematis yang dilakukan peneliti dalam menyusun dan menyelesaikan tugas akhir ini. Tahapan pelaksanaan penelitian digambarkan melalui diagram alir (flowchart) yang mencerminkan proses pengembangan sistem secara sistematis. 14 Langkah-langkah pelaksanaan penelitian dijelaskan pada Gambar 3.1 berikut ini. 1. Tinjauan Pustaka Kajian pustaka dilakukan dengan menelusuri dan menghimpun informasi dari beragam referensi tertulis untuk memperoleh dasar teori yang mendukung penelitian ini dengan tujuan mencari referensi dasar teori yang digunakan. Studi literatur digunakan untuk memahami konsep sistem rekomendasi musik, klasifikasi mood dalam musik, algoritma machine learning, serta integrasi API seperti Spotify dan framework Next.js dalam pengembangan aplikasi web. 2. Perumusan Masalah 13 Pada tahap

ini dalam perumusan masalah adalah langkah awal sebagaimana dalam pencarian inti masalah dan kekurangan dengan tujuan yang dapat mengatasi permasalahan tersebut. 3. Analisis Kebutuhan Pada fase ini, peneliti melakukan identifikasi kebutuhan utama, termasuk data sampel, pengguna, perangkat lunak dan keras, serta dokumentasi yang diperlukan dalam penelitian ini, user, software, hardware, dan dokumentasi termasuk data perilaku pengguna Spotify, fitur audio dari Spotify API, dan perangkat lunak pendukung seperti Next.js, Tailwind, dan TensorFlow.js. 4. Perancangan Aplikasi Tahap ini berfokus pada perancangan sistem aplikasi, mulai dari alur rekomendasi musik berbasis mood, integrasi dengan Spotify API, hingga rancangan antarmuka yang responsif. Gambar berikut menggambarkan diagram alir sistem MoodTune, dimulai dari autentikasi pengguna Spotify, pengambilan metadata lagu, klasifikasi suasana hati, hingga proses penyajian rekomendasi musik. 14 5. Pengembangan Aplikasi Tahapan ini mencakup implementasi komponen utama sistem MoodTune, dengan ruang lingkup sebagai berikut: - Integrasi API Spotify Aplikasi menggunakan Spotify API untuk mengakses data recently played pengguna setelah proses autentikasi melalui NextAuth. - Proses Dataset dan Preprocessing Karena keterbatasan akses ke fitur audio Spotify sejak November 2024, sistem menggunakan dataset publik sebagai sumber simulasi. Tahapan pengolahan data meliputi: - Normalisasi fitur valence, energy, tempo, dan danceability dengan metode Min-Max Scaling. - Pelabelan mood berdasarkan kombinasi nilai valence dan arousal ke dalam empat kategori: Bahagia, Sedih, Tenang, dan Energik. - Pembagian data: 80% data digunakan untuk pelatihan, dan 20% sisanya untuk pengujian model. - Model Deep Neural Network (DNN) Model klasifikasi mood dalam sistem MoodTune dikembangkan melalui pendekatan gabungan antara metode berbasis aturan (rule-based) dan pemodelan Deep Neural Network (DNN). Pada tahap awal, dilakukan klasifikasi mood secara logis dengan menetapkan aturan berbasis nilai valence, energy, dan acousticness untuk mengelompokkan lagu ke dalam empat kategori emosi: Happy, Energetic, Calm, dan Sad.

Pendekatan ini juga disertai dengan perhitungan probabilitas menggunakan formula matematis sebagai bentuk simulasi pembobotan terhadap setiap kategori mood. Setelah label mood terbentuk, dilakukan pelatihan model klasifikasi menggunakan jaringan saraf tiruan tipe multi-layer perceptron (MLP) dengan struktur sebagai berikut: Input layer menerima 4 fitu r utama yang direpresentasikan sebagai: Calm (valence), Energetic (energy), Happy (danceability), dan Sad (tempo). 15 Hidden layer pertam a dan kedua terdiri dari 32 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU, yang berperan dalam menangkap hubungan non-linear antar fitur. Outpu t layer terdiri dari 4 neuron mewakili masing-masing kelas mood, dengan aktivasi Softmax untuk menghasilkan distribusi probabilitas klasifikasi. Model ini dikompilasi menggunakan optimizer Adam, fungsi los s sparse_categorical_crossentropy, dan dievaluasi menggunakan metrik accuracy. Pelatihan dilakukan selama 100 epoch menggunakan dataset lokal hasil pseudo- labeling. Meskipun belum melibatkan data Spotify secara penuh, model menunjukkan hasil klasifikasi yang menjanjikan dan berpotensi besar untuk diterapkan dalam sistem rekomendasi musik berbasis emosi. 6. Pengujian Aplikasi Pengujian dilakukan untuk menilai fungsionalitas sistem secara keseluruhan dan kinerja model klasifikasi secara khusus. - Black Box Testing Pengujian dilakukan tanpa melihat kode internal sistem, dengan fokus pada: - Proses autentikasi Spotify - Pengambilan metadata lagu terakhir - Penyajian rekomendasi lagu berdasarkan hasil klasifikasi mood - White Box Testing Pengujian ini memeriksa logika dan performa internal model klasifikasi: - Pengukuran akurasi model terhadap data uji - Analisis hasil klasifikasi per kategori mood - Evaluasi alur logika algoritma pada kode model 7. Pengambilan Kesimpulan 16 Tahap ini bertujuan untuk merangkum seluruh proses dan hasil pengembangan sistem, serta mengevaluasi pencapaian terhadap rumusan masalah dan tujuan penelitian. 8. Penulisan Laporan Penulisan laporan dilakukan untuk mendokumentasikan seluruh proses perancangan, pengembangan, serta evaluasi sistem MoodTune, termasuk tantangan teknis dan solusi yang ditempuh. 9 3.2 Metode

Pengujian Pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa sistem berfungsi sesuai perancangan dan model klasifikasi bekerja dengan akurat. 3.2.1 Black Box Testing Menilai apakah fungsi sistem memberikan output yang sesuai terhadap input yang diberikan, tanpa meninjau logika implementasi di dalamnya. Fokus pengujian: - Autentikasi pengguna melalui Spotify - Pengambilan data lagu terakhir - Rekomendasi lagu berdasarkan mood 3.2.2 White Box Testing Meninjau performa model DNN dari sisi internal, termasuk: - Pengukuran akurasi model terhadap data uji - Evaluasi hasil klasifikasi per kelas suasana hati - Telaah alur logika dan struktur kode model 17 BAB IV ANALISIS DAN PERANCANGAN Bab ini membahas hasil-hasil yang dicapai dalam penelitian melalui proses analisis dan perancangan sistem MoodTune, sebuah aplikasi rekomendasi musik berbasis suasana hati (mood). Seluruh proses pengembangan sistem telah berhasil diimplementasikan, mulai dari integrasi dengan Spotify untuk mengambil data lagu yang baru saja diputar, klasifikasi mood berdasarkan fitur audio (melalui simulasi dari dataset lokal), hingga penentuan daftar lagu rekomendasi yang sesuai dengan mood pengguna. Meskipun sistem tidak menggunakan endpoint audio-features secara langsung akibat keterbatasan akses dari Spotify sejak November 2024, proses klasifikasi tetap dapat dilakukan dengan pendekatan berbasis data lokal yang meniru struktur data Spotify. Model Deep Neural Network (DNN) digunakan sebagai metode klasifikasi, yang diuji dan dijalankan secara lokal berdasarkan hasil preprocessing dan pelabelan internal dataset. Penjabaran lengkap mengenai analisis sistem terdahulu, spesifikasi kebutuhan, dan perancangan teknis dari sistem MoodTune akan dijelaskan pada subbab-subbab berikut: 4.1 Analisis Sistem Terdahulu Penelitian ini terinspirasi dari berbagai pendekatan dalam sistem rekomendasi musik berbasis emosi yang memanfaatkan Spotify API. Sistem seperti Moodify, MoodyTunes, dan pendekatan klasifikasi berbasis DNN menjadi acuan awal. Sistem-sistem tersebut umumnya menggunakan fitur valence, energy, tempo, dan lainnya dari Spotify sebagai input untuk model klasifikasi suasana hati. Namun,

karena sejak akhir 2024 akses ke endpoint tersebut dibatasi untuk aplikasi baru, penelitian ini menggunakan dataset lokal dengan struktur yang serupa sebagai pengganti, tanpa mengubah logika klasifikasi utama. Dengan pendekatan ini, implementasi sistem MoodTune tetap dapat berjalan dengan lengkap mulai dari login Spotify, pengambilan histori lagu terakhir, klasifikasi mood berdasarkan fitur audio, hingga rekomendasi lagu secara adaptif. 18 4.2 Spesifikasi Kebutuhan Sistem Sistem MoodTune merupakan aplikasi web yang bertujuan untuk merekomendasikan lagu berdasarkan mood pengguna. Sistem ini memanfaatkan integrasi dengan Spotify untuk mengambil data lagu yang baru saja diputar oleh pengguna, lalu memproses informasi tersebut untuk tujuan klasifikasi mood. Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan model DNN berbasis data lokal, yang meniru struktur data Spotify. 4.2.1 Spesifikasi Input - Data pengguna dari Spotify (melalui login OAuth), seperti nama dan ID pengguna. - Daftar lagu terakhir yang diputar oleh pengguna melalui endpoint /me/player/recently-played. - Fitur audio lagu seperti valence, energy, tempo, dan danceability, yang diperoleh dari dataset lokal karena keterbatasan akses Spotify API. 4.2.2 Spesifikasi Output - Mood pengguna berdasarkan lagu-lagu terakhir yang didengar. - Mood diklasifikasikan ke dalam empat kategori: Happy, Sad, Calm, dan Energetic - Daftar lagu rekomendasi yang sesuai dengan mood yang terdeteksi 4.2.3 Spesifikasi Proses - Pengguna melakukan login dengan akun Spotify. - Sistem mengambil daftar lagu terakhir pengguna. - Sistem mencocokkan data lagu dengan dataset lokal berdasarkan track dan artist. - Fitur audio dari lagu tersebut dijadikan input untuk model klasifikasi DNN. - Model menghasilkan label mood dari input yang diberikan. - Sistem menampilkan daftar lagu rekomendasi yang sesuai dengan mood tersebut 19 4.3 Perancangan Sistem 4.3.1 Use Case Gambar 4. 1 Use Case Diagram Sistem MoodTune Pengguna dapat melakukan login melalui Spotify OAuth, melihat lagu yang terakhir didengarkan, menerima informasi mood yang terdeteksi, dan menerima rekomendasi lagu berdasarkan

mood. Dari gambar 4.1 di atas, dapat dilihat bahwa sistem MoodTune memiliki satu aktor utama, yaitu User (pengguna Spotify). User dapat melakukan beberapa aktivitas utama dalam aplikasi, yaitu melakukan login menggunakan akun Spotify melalui proses OAuth, melihat daftar lagu terakhir yang diputar, mendapatkan informasi mood berdasarkan lagu yang telah didengarkan, serta menerima rekomendasi lagu yang sesuai dengan mood tersebut. Pada use case “Melihat Mood”, pengguna harus terlebi h dahulu berhasil login dan mengizinkan aplikasi mengakses data riwayat lagu dari Spotify. Setelah itu, sistem akan menampilkan mood yang diperkirakan berdasarkan informasi dari lagu terakhir yang diputar. Sementara itu, use case “Melihat Rekomendasi Lagu bergantung pada hasil dari prediksi mood sebelumnya, yang kemudian digunakan sebagai dasar untuk menampilkan lagu-lagu yang sesuai. Seluruh interaksi ini bersifat langsung antara user dan sistem, tanpa melibatkan peran admin atau pengguna lain, mengingat aplikasi MoodTune didesain sebagai aplikasi personal yang memberikan rekomendasi bersifat individual. Dengan demikian, alur penggunaan aplikasi ini cukup sederhana dan berfokus pada pengalaman pengguna secara personal terhadap musik dan mood mereka. 4.3 15 2 Skenario Use Case 4.3 2.1 Skenario Use Case User Login Spotify 20 Tabel 4. 1 Skenario Use Case User Login Spotify Aktor User Use Case User melakukan login ke aplikasi menggunakan akun Spotify Kondisi Awal User belum login ke dalam aplikasi Tahapan 1. User membuka aplikasi 2. User klik tombol "Login Spotify" 3. Sistem mengarahkan ke halaman OAuth 4. User menyetujui akses 5. Sistem menyimpan token akses Kondisi Akhir User berhasil login dan diarahkan ke halaman utama (Home) 4.3.2.2 Skenario Use Case User Melihat Rekomendasi Lagu Tabel 4. 2 Skenario Use Case User Melihat Rekomendasi Lagu Aktor User Use Case User melihat rekomendasi lagu berdasarkan mood Kondisi Awal User sudah login dan memiliki daftar lagu yang baru diputar Tahapan 1. Sistem mengambil data lagu dari endpoint /me/player/recently-played 2. Sistem mengaitkan data lagu dengan fitur audio dari dataset lokal 3. Sistem mengolah

fitur audio sebagai input klasifikasi 4. Sistem menjalankan proses klasifikasi mood menggunakan model DNN 5. Mood diklasifikasikan ke dalam empat kategori utama (Calm, Energetic, Happy, Sad) 6. Lagu-lagu rekomendasi ditampilkan berdasarkan hasil klasifikasi tersebut Kondisi Akhir User mendapatkan daftar lagu rekomendasi berdasarkan mood yang terdeteksi 4.3.3 Activity Diagram Setelah menyusun use case dan skenario yang mendukungnya, peneliti melanjutkan dengan membuat activity diagram untuk memvisualisasikan proses sistem pada setiap interaksi pengguna. 21 4.3.3.1 Activity Diagram Login Gambar 4. 2 Activity diagram User Login 4.3.3.2 Activity Diagram Fetch Lagu Gambar 4. 3 Activity diagram Fetch Lagu 22 4.3.3.3 Activity Diagram Deteksi Mood Gambar 4. 3 Activity diagram Deteksi Mood 4.3.3.4 Activity Diagram Tampilkan Rekomendasi Gambar 4. 4 Activity diagram Tampilkan Rekomendasi 4.3.4 Sequence Diagram Sequence diagram merupakan salah satu bentuk diagram interaksi dalam UML yang digunakan untuk memvisualisasikan komunikasi antar objek atau aktor dalam sistem, yang berlangsung dalam kurun waktu tertentu. 23 Diagram ini memperlihatkan alur pengiriman pesan antara objek atau aktor berdasarkan skenario atau fitur sistem yang sedang dijalankan. Beberapa elemen utama dalam sequence diagram melibatkan objek (yang dapat berupa instansi kelas atau aktor), pesan yang dikirim antar objek, dan urutan waktu eksekusi pesan. Diagram ini membantu dalam memvisualisasikan alur eksekusi dan kolaborasi antar objek, serta membantu pengembang dalam merancang dan memahami perilaku suatu sistem. 18 4.3 4.1 Sequence Diagram Login Gambar 4. 5 Sequence Diagram Login Gambar di atas menunjukkan proses interaksi saat user melakukan login menggunakan akun Spotify. User memulai dengan mengklik tombol login pada halaman aplikasi. Selanjutnya, sistem akan mengarahkan user ke halaman otorisasi Spotify (OAuth). Setelah user menyetujui akses, sistem akan menerima token dari Spotify dan menyimpannya untuk proses selanjutnya. 4.3.4.2 Sequence Diagram Fetch Lagu 24 Gambar 4. 6 Sequence Diagram Fetch Lagu Diagram ini menggambarkan proses pengambilan daftar lagu terakhir yang diputar oleh pengguna dari

endpoint Spotify /me/player/recently-played. Setelah mendapatkan data tersebut, sistem mengekstrak informasi penting seperti nama track dan artist. Informasi ini kemudian digunakan untuk mencocokkan data lagu dengan dataset lokal yang telah diproses sebelumnya dan mengandung fitur-fitur audio seperti valence, energy, tempo, dan danceability. 4.3.4.3 Sequence Diagram Deteksi Mood Gambar 4. 7 Sequence Diagram Deteksi Mood Setelah mendapatkan fitur audio dari dataset lokal (berdasarkan pencocokan track dan artist), sistem menjadikannya sebagai input untuk model klasifikasi berbasis Deep Neural Network (DNN). Proses klasifikasi ini dilakukan secara lokal dan menghasilkan salah satu dari empat label mood utama: Happy, Sad, Calm, atau Energetic. 4.3.4.4 Sequence Diagram Rekomendasi Lagu 25 Gambar 4. 8 Sequence Diagram Rekomendasi Lagu Sistem menggunakan label mood yang dihasilkan dari klasifikasi untuk mencari daftar lagu lain yang memiliki label mood serupa di dataset lokal. Lagu- lagu ini ditampilkan sebagai rekomendasi personal yang disesuaikan dengan suasana hati pengguna saat ini. 4.3.5 Perancangan Interface Perancangan antarmuka sistem MoodTune difokuskan pada kemudahan penggunaan, kejelasan informasi, serta penyampaian rekomendasi musik yang sesuai dengan suasana hati pengguna. Antarmuka dibangun menggunakan framework Next.js dan styling berbasis Tailwind CSS, dengan pendekatan modular dan responsif agar dapat diakses dengan baik di berbagai perangkat. Secara garis besar, antarmuka sistem MoodTune terdiri dari dua halaman utama: 1. Halaman Login (Spotify OAuth) Halaman ini berfungsi sebagai gerbang awal pengguna untuk masuk ke dalam sistem melalui autentikasi akun Spotify. Fokus utama perancangan halaman ini adalah kesederhanaan tampilan dan kejelasan fungsi tombol login yang terintegrasi dengan proses OAuth. 26 2. Halaman Utama (Home) Setelah proses autentikasi berhasil, pengguna diarahkan ke halaman utama yang menjadi pusat interaksi sistem. Halaman ini dirancang untuk menampilkan berbagai informasi yang relevan, termasuk sapaan personal, histori lagu terakhir, serta daftar rekomendasi musik berdasarkan hasil klasifikasi

mood pengguna. Rincian dan visualisasi hasil dari masing-masing section ini akan dijelaskan lebih lanjut pada Bab V setelah sistem berhasil diimplementasikan. 4.3.6 Perencanaan Testing 4.3.6.1 Perancangan Blackbox Testing Black box testing dilakukan dengan fokus pada input dan output dari sistem tanpa melihat logika internal. Pengujian ini melibatkan interaksi pengguna dengan antarmuka dan alur kerja utama aplikasi MoodTune. Tabel 4. 4 Tabel Whitebox Testing Sistem MoodTune No Skenario Pengujian Aplikasi Hasil Yang Diharapkan 1 Login Spotify Pengguna berhasil login menggunakan akun Spotify melalui proses OAuth 2 Akses Halaman Home Pengguna diarahkan ke halaman utama setelah login 3 Fetch Recently Played Sistem berhasil menampilkan daftar lagu terakhir dari endpoint Spotify 4 Deteksi Mood (Simulasi) Sistem menampilkan hasil klasifikasi mood: Happy, Sad, Calm, Energetic 5 Rekomendasi Lagu Berdasarkan Mood Sistem menampilkan daftar lagu yang sesuai dengan mood pengguna 4.3.6.2 Perancangan Whitebox Testing White box testing dilakukan untuk menguji logika internal dan alur proses sistem, khususnya pada proses klasifikasi mood berbasis simulasi model DNN. 27 Meskipun model belum diimplementasikan secara nyata, skenario pengujian dirancang secara konseptual untuk menguji komponen logika program. Tabel 4. 3 Tabel Whitebox Testing Sistem MoodTune No Skenario Pengujian Hal Pengujian 1 Path Testing Menguji jalur logika dalam proses login, fetch data, dan klasifikasi 2 Loop Testing Menguji perulangan saat iterasi lagu dalam histori dan rekomendasi 3 Condition Testing Menguji kondisi if-else dalam logika klasifikasi mood 4 Simulasi Input DNN Menguji pembentukan input dari fitur audio dataset lokal 5 Simulasi Output Mood Menguji keluaran klasifikasi ke empat kategori: Happy, Sad, Calm, Energetic 28 BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN Bab ini menjelaskan hasil implementasi sistem MoodTune beserta pembahasannya. Sistem telah berhasil dibangun menggunakan framework Next.js untuk frontend dan Tailwind CSS sebagai sistem styling. MoodTune diintegrasikan dengan layanan Spotify menggunakan NextAuth untuk mengakses histori lagu pengguna. Selain itu, proses

klasifikasi mood menggunakan data fitur audio disimulasikan dari dataset lokal, sebagai alternatif dari Spotify Audio Features API yang terbatas. Salah satu fokus utama implementasi adalah membangun antarmuka yang intuitif dan personal agar pengguna dapat berinteraksi dengan sistem secara alami. Berikut ini disajikan hasil implementasi tampilan antarmuka beserta fungsionalitasnya. 5.1 Hasil Implementasi Antarmuka Pengguna Antarmuka pengguna sistem MoodTune terdiri dari dua halaman utama, yaitu halaman login dan halaman utama (Home). Masing-masing halaman telah berhasil diimplementasikan sesuai dengan kebutuhan sistem. Tampilan utama terdiri dari: 5.1.1 Halaman Login (Autentikasi Spotify) Halaman login berfungsi sebagai gerbang awal pengguna untuk mengakses sistem melalui autentikasi Spotify OAuth. Tampilan halaman ini memiliki desain sederhana dengan tata letak terpusat. Komponen yang berhasil ditampilkan meliputi: Logo Spotify di bagian atas halaman sebagai penanda layanan ya ng terintegrasi Judul halaman dan tombol “Continue with Spotify berwarna hijau Tampilan latar belakang gelap untuk menciptakan kesan elegan da n fokus 29 Saat tombol login ditekan, sistem akan mengarahkan pengguna ke halaman otorisasi Spotify, lalu kembali ke halaman utama setelah izin akses diberikan. Gambar 5.1 Halaman Login MoodTune 5.1 13 2 Halaman Utama (Home) Setelah proses login berhasil, pengguna akan diarahkan ke halaman utama. Halaman ini memuat beberapa informasi penting terkait kondisi emosional pengguna dan rekomendasi musik yang dihasilkan oleh sistem. Antarmuka halaman utama terdiri dari tiga bagian utama berikut: 30 a. Bagian Sapaan dan Prediksi Mood Pada bagian ini, sistem menampilkan sapaan waktu yang menyesuaikan dengan waktu lokal pengguna, seperti “Selamat pagi” atau “Selamat malam.” Di bawah sapaan tersebut, sis tem menampilkan hasil klasifikasi mood pengguna berdasarkan lagu terakhir yang diputar. Output mood seperti Happy, Sad, Calm, atau Energetic ditampilkan secara visual untuk memperkuat kesan personal. Gambar 5.2 Tampilan Sapaan dan Mood Saat Ini b. Bagian Histori Lagu (Recently Played) Bagian ini menampilkan daftar lagu yang terakhir diputar oleh

pengguna di Spotify. Data diperoleh melalui endpoint /me/player /recently-played, yang mengembalikan respons dalam format JSON. Beberapa field penting dari data respons yang digunakan dalam sistem ini antara lain: ⊠ track.name: judul lagu ⊠ track.artists[].name: nama penyanyi atau grup musik ⊠ track.album.images[0].url: URL sampul album (cover) ⊠ played_ at: waktu pemutaran lagu ⊠ track.id: ID lagu yang digunakan sebaga i referensi internal dan pemanggilan data lanjutan Informasi dari field-field tersebut ditampilkan dalam bentuk kartu horizontal pada antarmuka, yang memuat sampul album, judul lagu, dan nama artis. Selain sebagai 31 tampilan histori, data ini juga digunakan sebagai dasar input untuk proses klasifikasi mood dalam sistem. Gambar 5.3 Tampilan Daftar Lagu Terakhir c. Bagian Rekomendasi Lagu Setelah mood pengguna berhasil diidentifikasi, sistem menampilkan daftar lagu yang direkomendasikan berdasarkan hasil klasifikasi tersebut. Lagu-lagu ini diambil dari dataset lokal yang telah diberi label mood, dan disesuaikan agar mencerminkan atau memperkuat suasana hati pengguna saat itu. Daftar 32 rekomendasi disusun dalam format grid responsif, agar mudah diakses dan dinavigasi oleh pengguna. Gambar 5.4 Tampilan Daftar Rekomendasi Lagu 5.2 Hasil Implementasi Model dan Alur Sistem Sistem MoodTune telah berhasil dibangun dan dijalankan secara parsial, mencakup tiga komponen utama, yaitu integrasi Spotify API, model klasifikasi berbasis Deep Neural Network (DNN), dan antarmuka pengguna (frontend). Berikut adalah hasil implementasi dari masing-masing komponen: 1. Spotify API Spotify API digunakan untuk mengambil riwayat lagu yang terakhir diputar oleh pengguna melalui endpoint /me/player/recently-played. Data yang diambil dari respons tersebut mencakup beberapa field penting seperti: ⊠ track.name (judul lagu) ⊠ track.artists[].name (nama ar tis) ⊠ track.album.images[0].url (URL sampul album) 33 ⊠ played_at (wa ktu pemutaran) ⊠ track.id (ID lagu untuk referensi lebih lanjut) Namun , fitur audio seperti valence, energy, tempo, dan danceability tidak tersedia karena keterbatasan akses API. Oleh karena itu, sistem

mensimulasikan data tersebut menggunakan dataset lokal dengan struktur serupa untuk mendukung proses klasifikasi mood. 2. Model Deep Neural Network Model klasifikasi berbasis Deep Neural Network (DNN) telah dikembangkan untuk memprediksi suasana hati pengguna berdasarkan fitur numerik dari data audio. Dengan struktur jaringan berlapis dan aktivasi non-linear, model ini dirancang untuk menangkap hubungan kompleks antar fitur. Konfigurasi arsitektur model meliputi: Input Layer: menerima empa t fitur numerik, yaitu valence, energy, tempo, dan danceability. Hidde n Layer: terdiri dari dua lapisan tersembunyi dengan masing-masing 32 neuron, menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Output Layer: empat neuro n mewakili kelas mood (Happy, Sad, Calm, Energetic), dengan fungsi aktivasi Softmax untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi. Paramete r pelatihan: model dilatih selama 100 epoch dengan batch size sebesar 8 menggunakan optimizer Adam. Proses pelatihan dilakukan menggunakan data hasil pseudo-labeling dari pendekatan rule-based, dengan alokasi 20% data untuk validasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi pelatihan sebesar 99,16% dan akurasi validasi sebesar 99,44% pada epoch ke-100. Grafik di bawah memperlihatkan tren akurasi selama proses pelatihan: 34 Dari grafik tersebut, terlihat bahwa model mengalami peningkatan performa yang konsisten pada awal pelatihan dan kemudian mencapai stabilitas. 4 Perbedaan antara akurasi pelatihan dan validasi relatif kecil, menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting secara signifikan, serta mampu melakukan generalisasi terhadap data baru dengan baik. Dengan hasil tersebut, model DNN yang dibangun dapat diandalkan sebagai komponen inti dalam sistem rekomendasi musik berbasis mood, terutama ketika diintegrasikan dengan data real-time dari Spotify. 3. Antarmuka Pengguna (Frontend) Tampilan antarmuka pengguna berhasil diimplementasikan menggunakan framework Next.js dan Tailwind CSS. Pengguna dapat masuk melalui autentikasi Spotify, melihat prediksi mood berdasarkan lagu terakhir, melihat riwayat lagu yang diputar, serta menerima rekomendasi lagu yang sesuai dengan hasil klasifikasi mood.

Tampilan antarmuka dibangun secara modular agar mudah dikembangkan di masa depan. 35 5.3 Hasil Implementasi Interaksi Sistem Untuk menggambarkan alur proses dari awal hingga akhir, sistem MoodTune dirancang berdasarkan beberapa skenario interaksi yang kemudian diimplementasikan ke dalam sistem. Adapun alur yang berhasil diterapkan meliputi: Login Spotify Pengguna diarahkan ke halaman login untu k melakukan autentikasi melalui mekanisme OAuth yang disediakan oleh Spotify. Pengambilan Lagu Terakhir Sistem menggunakan Spotify API untu k mengambil riwayat lagu yang baru diputar oleh pengguna. Data ini digunakan sebagai input awal dalam sistem. Klasifikasi Mood (Simulasi) Data lagu yang telah diambil digunakan sebagai referensi untuk melakukan simulasi klasifikasi suasana hati menggunakan model DNN yang telah dibangun. Rekomendasi Lagu Berdasarkan hasil klasifikasi mood , sistem menampilkan daftar lagu rekomendasi dari dataset lokal yang disesuaikan dengan mood pengguna. 6 Seluruh alur interaksi ini telah divisualisasikan dalam bentuk use case diagram, activity diagram, dan sequence diagram, serta berhasil diimplementasikan sesuai skenario yang dirancang. 5.4 Pembahasan Berdasarkan hasil implementasi dan simulasi yang telah dilakukan, sistem MoodTune menunjukkan potensi besar sebagai sistem rekomendasi musik berbasis suasana hati. Adapun beberapa hal penting yang dapat dibahas dari hasil pengembangan adalah sebagai berikut: 36 Ketergantungan terhadap Spotify API Spotify API merupakan bagian pentin g dalam sistem ini, terutama dalam pengambilan data lagu pengguna. Namun, keterbatasan akses pada endpoint /audio-features menjadi tantangan utama dalam integrasi penuh. Sebagai solusi sementara, fitur audio disimulasikan menggunakan dataset lokal dengan struktur serupa. Model D NN sebagai Solusi Klasifikasi Mood Penggunaan DNN memberikan kemampuan klasifikasi yang baik terhadap pola-pola kompleks dalam data musik. Meskipun belum diujikan secara penuh dalam sistem berjalan, arsitektur model telah disiapkan dan siap diintegrasikan jika akses ke data real tersedia. Antarmuka Modular dan Mudah Diperluas Desain antarmuka yan

g modular membuat pengembangan sistem menjadi fleksibel. Komponen seperti prediksi mood, histori lagu, dan rekomendasi dapat dikembangkan lebih lanjut tanpa perlu mengubah struktur sistem secara keseluruhan. Rencana Pengujian Telah Disusun Pengujian terhadap sistem belum dilakukan secara aktual, namun telah dirancang dengan metode black-box untuk fungsi antarmuka serta white- box untuk logika sistem internal. Pengujian ini dapat segera dilaksanakan apabila implementasi penuh telah tersedia. Secara keseluruhan, implementasi sistem MoodTune telah mencakup seluruh komponen utama, mulai dari pengambilan data pengguna, klasifikasi mood, hingga penyajian rekomendasi lagu. Meskipun masih dalam tahap simulasi, sistem telah menunjukkan kesiapan untuk diintegrasikan secara penuh dalam versi produksi apabila hambatan teknis seperti akses API dapat diselesaikan. 37 BAB VI PENUTUPAN Bab ini berisi rangkuman hasil penelitian serta rekomendasi pengembangan di masa mendatang. Penelitian ini berfokus pada perancangan sistem rekomendasi musik berbasis suasana hati (mood) dengan dukungan Spotify API dan pendekatan klasifikasi menggunakan Deep Neural Network (DNN). 6.1 Kesimpulan Berdasarkan hasil perancangan dan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa poin utama sebagai berikut: 1. MoodTune dirancang sebagai aplikasi web yang bertujuan memberikan rekomendasi lagu berdasarkan suasana hati pengguna, yang diprediksi melalui lagu terakhir yang diputar. 2. Sistem mengintegrasikan Spotify API untuk memperoleh data pengguna serta histori lagu, dan menggunakan fitur-fitur audio seperti valence, energy, dan danceability sebagai dasar input klasifikasi. 7 3. Model klasifikasi menggunakan Deep Neural Network (DNN) dengan tiga lapisan tersembunyi, aktivasi ReLU, dropout untuk regularisasi, serta output dengan fungsi aktivasi softmax. 4. Antarmuka pengguna dikembangkan menggunakan Next.js dan Tailwind CSS, dengan desain responsif dan terstruktur untuk memudahkan interaksi pengguna. 5. Karena adanya pembatasan akses dari Spotify, sistem belum dapat diimplementasikan sepenuhnya. Proses klasifikasi dilakukan secara simulatif menggunakan data lokal yang menyerupai struktur Spotify. 6.

Perancangan sistem telah mencakup dokumentasi menyeluruh, meliputi use case diagram, activity diagram, sequence diagram, serta strategi pengujian black-box dan white-box untuk mendukung implementasi ke tahap berikutnya. 38 6.2 Saran Sebagai bentuk pengembangan lanjutan, berikut beberapa saran yang dapat dipertimbangkan: 1. Pengajuan akses resmi ke Spotify API (khususnya endpoint audio-features) sebaiknya dilakukan untuk memungkinkan sistem berjalan secara real-time dan aktual. 2. Perlu dieksplorasi kemungkinan menggunakan sumber data alternatif, seperti analisis lirik, metadata sosial, atau preferensi eksplisit pengguna, guna melengkapi fitur audio dalam klasifikasi mood. 3. Sistem dapat dikembangkan lebih lanjut untuk mendukung rekomendasi yang lebih personal, misalnya berdasarkan histori mood pengguna atau waktu tertentu (pagi, malam, akhir pekan, dsb.). 4. Model DNN yang digunakan dapat dioptimalkan lebih lanjut melalui tuning hyperparameter, eksplorasi teknik data augmentation, atau penerapan arsitektur alternatif seperti CNN atau LSTM. 5. Evaluasi sistem melalui user testing langsung sangat disarankan untuk mengukur kualitas rekomendasi dan kepuasan pengguna secara empiris. 39 DAFTAR PUSTAKA Abhishek, & Khare, A. (2021). Enhancing Music Recommendation System Using Supervised Learning Based on User Preferences and Audio Analysis. Proceedings of International Conference on Machine Learning and Applications. Ahmad, R., & Susanto, A. (2022). Hybrid Filtering Approach Using SVM for Mood Tag Based Music Recommendation. Journal of Data Science and Applications, 5(2), 100–110. Bhat, R., Verma, A., & Sharma, R. (2020). Mood Based Music Classification Using Audio Features and Machine Learning Algorithms. 16 International Journal of Computer Applications, 177(17), 1–6. Gómez, E., & Cáceres, J. (2018). Music Emotion Recognition: A Sentiment Mining Approach Using Data Mining Techniques. Journal of Intelligent Information Systems, 50(2), 303–319. Izzah, N., Prasetyo, H., & Rahmawati, E. (2019). Korelasi Suasana Hati terhadap Preferensi Musik Mahasiswa di Indonesia. Jurnal Psikologi dan Musik, 3(1), 21–30. Li, Y., Zhang, H., & Liu, M. (2023).

Multimodal Music Emotion Recognition Using CNN and LSTM on Audio and Lyrics Data.
17 IEEE Transactions on Affective Computing, 14(1), 45–56. Listiana, D. (2021). Hubungan Emosi dan Aktivitas Harian terhadap Pemilihan Musik di Kalangan Mahasiswa. Jurnal Media Informasi, 10(2), 47–54. Spotify Research. (2021). Real-Time Emotion and Music Interaction Study. Spotify Data Insights Lab. https://research.spotify.com alifputradewantara. (2023). Spotify Indonesia 2016–2023 [Dataset]. Kaggle. https://www.kaggle.co m/datasets/alifputradewantara/spotify-indonesia- 2023

REPORT #27606587

Results

Sources that matched your submitted document.

IDENTICAL CHANGED TEXT

1.	INTERNET SOURCE **0.92%** repository.uinsaizu.ac.id *https://repository.uinsaizu.ac.id/29599/1/Prosiding%20242.pdf*	
2.	INTERNET SOURCE **0.52%** eprints.ums.ac.id *https://eprints.ums.ac.id/32469/6/BAB%20I.pdf*	
3.	INTERNET SOURCE **0.38%** eprints.upj.ac.id *https://eprints.upj.ac.id/id/eprint/9107/10/Bab%203.pdf*	
4.	INTERNET SOURCE **0.38%** www.academia.edu *https://www.academia.edu/129313826/Penerapan_Attention_Mechanism_Pada…*	
5.	INTERNET SOURCE **0.36%** digilib.uinsgd.ac.id *https://digilib.uinsgd.ac.id/100747/4/4_bab1.pdf*	
6.	INTERNET SOURCE **0.34%** sipora.polije.ac.id *https://sipora.polije.ac.id/42800/1/Ringkasan.pdf*	
7.	INTERNET SOURCE **0.33%** ejurnal.teknokrat.ac.id *https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknokompak/article/view/4569*	
8.	INTERNET SOURCE **0.28%** journal.arteii.or.id *https://journal.arteii.or.id/index.php/Neptunus/article/download/228/376/1257*	
9.	INTERNET SOURCE **0.27%** repository.ub.ac.id *https://repository.ub.ac.id/11629/9/BAB%20III.pdf*	

REPORT #27606587

INTERNET SOURCE

10. **0.27%** journal.jis-institute.org
https://journal.jis-institute.org/index.php/jnik/article/download/2751/1943/1498..

INTERNET SOURCE

11. **0.26%** repo.undiksha.ac.id
https://repo.undiksha.ac.id/6025/10/1711031288-BAB%201%20PENDAHULUAN....

INTERNET SOURCE

12. **0.19%** repository.uisi.ac.id
https://repository.uisi.ac.id/538/4/11.%20BAB%201%20PENDAHULUAN.pdf

INTERNET SOURCE

13. **0.17%** www.jagoweb.com
https://www.jagoweb.com/cara-menghubungkan-form-login-ke-menu-utama-h...

INTERNET SOURCE

14. **0.16%** jurnal.umj.ac.id
https://jurnal.umj.ac.id/index.php/just-it/article/download/4897/4221/16235

INTERNET SOURCE

15. **0.15%** eskripsi.usm.ac.id
https://eskripsi.usm.ac.id/files/skripsi/G21A/2015/G.211.15.0100/G.211.15.0100-...

INTERNET SOURCE

16. **0.11%** www.imanagerpublications.com
https://www.imanagerpublications.com/article/17843

INTERNET SOURCE

17. **0.1%** en.wikipedia.org
https://en.wikipedia.org/wiki/Ioannis_Pavlidis

INTERNET SOURCE

18. **0.09%** repository.upnvj.ac.id
https://repository.upnvj.ac.id/28903/3/AWAL.pdf