

KLASIFIKASI EMOSIONAL SAAT MENDENGARKAN MUSIK TURKI

Diah Sherli Puspita Sari⁽¹⁾, Hasbi Firmansyah⁽²⁾

Informatika Universitas Pancasakti Tegal

hasbifirmansyah@upstegal.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan emosi yang dirasakan oleh pendengar saat mendengarkan musik Turki berdasarkan fitur akustik. Dataset yang digunakan mencakup berbagai fitur akustik, seperti intensitas, tempo, frekuensi, dan spektrum suara, yang diekstraksi dari komposisi musik Turki. Analisis dilakukan dengan menggunakan metode pembelajaran mesin untuk memetakan hubungan antara fitur-fitur akustik ini dengan emosi yang dirasakan, seperti bahagia, sedih, marah, atau tenang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa fitur-fitur seperti tempo dan intensitas memiliki korelasi yang signifikan dengan emosi tertentu. Model klasifikasi yang dihasilkan memiliki tingkat akurasi yang tinggi, menunjukkan potensi penggunaan pendekatan ini dalam aplikasi psikologi musik dan terapi. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pemahaman interaksi antara karakteristik akustik dan respon emosional pendengar, khususnya dalam konteks musik tradisional Turki.

Kata Kunci : Klasifikasi emosi , Musik Turki , Frekuensi .

Abstract

This study aims to classify emotions felt by listeners while listening to Turkish music based on acoustic features. The dataset used includes various acoustic features, such as intensity, tempo, frequency, and sound spectrum, extracted from Turkish musical compositions. The analysis was carried out using machine learning methods to map the relationship between these acoustic features and perceived emotions, such as happy, sad, angry, or calm. The results showed that features such as tempo and intensity have significant correlations with certain emotions. The resulting classification model has a high level of accuracy, indicating the potential use of this approach in music psychology and therapy applications. This study contributes to the understanding of the interaction between acoustic characteristics and listeners' emotional responses, especially in the context of traditional Turkish music.

Keywords: Classification of emotions, Turkish music, Frequency.

PENDAHULUAN

Musik berasal dari bahasa yunani, mousike dan latin, musica. Kata mousike berasal dari kata mousa (jamak:mousas), dalam bahasa latin musa, yunani mouskos, inggris muse. Jadi dari kata musica lahirlah kata musik . Menurut mitologi yunani kuno, musica dimaksudkan sebagai seni dari kaum musen, atau termasuk kepunyaan mousas. Musik adalah seni rupa milik salah satu dari aum muzen yang berjumlah sembilan dewi. [1]

Musik merupakan bunyi yang mengandung unsur-unsur tertentu, yang diterima oleh individu, kelompok, maupun golongan masyarakat yang berbeda-beda berdasarkan sejarah, lokasi, budaya, dan selera seseorang.

Berikut Beberapa pengertian Musik menurut beberapa tokoh dari berbagai bidang ilmu:

- a) R. G. Escher, Erikson, dan mantle Hood (ilmuwan)
musik adalah sebuah gerakan yang dalam totalitasnya memiliki sifat-sifat ritmis, melodis, dan harmonis.
- b) Aaron Copland (komposer) musik adalah bunyi yang terdiri dari 4 unsur pokok, yakni ritme, melodi, harmoni, dan tone color (warna nada).
- c) Eduard Hanslick (komposer) musik adalah gerakan bunyi (the essence of music is sound in motion).
- d) K.S. Laurila (penulis) musik adalah deretan nada yang secara objektif tidak lebih dari geteran-geteran udara , dan secara objektif hanya merupakan kesan-kesan pendengaran saja.
- e) Aristoteles (filsuf) musik adalah curahan kekuatan tenaga batin dan kekuatan tenaga penggambaran yang berasal dari gerak rasa dalam suatu rentetan suara (melodi) yang berirama. Jika ditinjau dari segi bentuknya, musik adalah sekumpulan nada yang mengandung ritme, melodi, dan harmoni, yang menjadi suatu kesatuan (unity), serta merupakan pernyataan ide musikal tertentu.

Bahkan, kita dapat kita mendefinisikan musik sesuai pengalaman yang dimiliki. Akan tetapi, dapat disimpulkan secara singkat bahwa musik adalah bunyi yang harus memiliki unsur-unsur pokok seperti ritme, melodi, dan harmoni.

METODE

1. Data Mining

Data Mining adalah proses untuk menemukan data yang sama dari database/ data set di daerah yang berbeda seperti keuangan, industry ritel, ilmu pengetahuan, statistik, ilmu kedokteran, kecerdasan buatan, ilmu saraf. [2]

Data mining didefinisikan sebagai satu set teknik yang digunakan secara menyeluruh dan membawa ke permukaan relasi-relasi yang kompleks pada set data yang sangat besar . set data yang dimaksud disini adalah set data yang berbentuk tabulasi , seperti yang banyak diimplementasikan dalam teknologi manajemen basis data rasional . Akan tetapi , teknik-teknik data mining dapat juga diaplikasikan pada representasi data yang lain, seperti domain data spatial, berbasis teks , dan multimedia(citra). [3]

2. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses pengelompokan, artinya mengumpulkan benda/entitas yang sama serta memisahkan benda/entitas yang tidak sama. Secara umum dapat dikatakan bahwa batasan klasifikasi adalah usaha menata alam pengetahuan ke dalam tata urutan sistematis. [4]

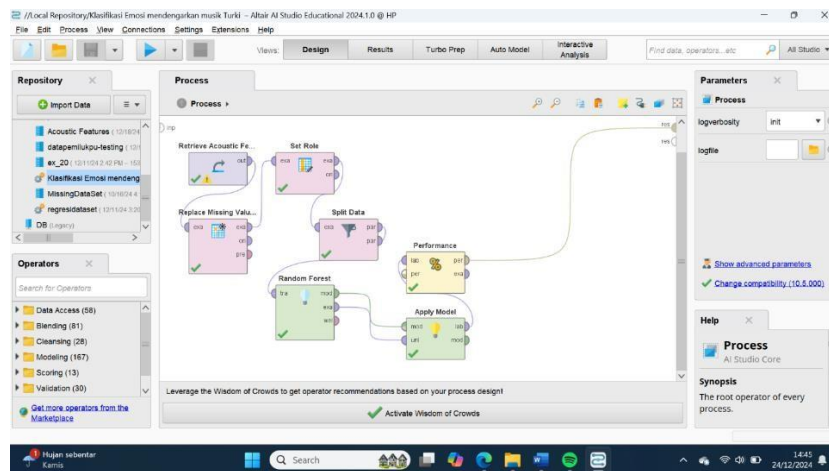
Di dalam kehidupan sehari-hari kita sering menemukan dan melakukan kegiatan kegiatan klasifikasi misalnya di dalam supermarket kita dapat menjumpai dimana setiap barang akan dikelompokkan menurut ciri dan jenis yang sama kemudian akan ditempatkan ditempat yang sama untuk barang yang sejenis dan letaknya saling berdekatan . untuk barang yang berbeda maka akan dikelompokkan terpisah dan letaknya berjauhan .

3. Regresi logistic

Regresi logistik merupakan analisis yang digunakan untuk melihat hubungan antara variabel respon yang bersifat kategorik (kualitatif) dan variabel-variabel prediktor yang bersifat nominal atau ordinal (kualitatif) maupun interval atau rasio (kuantitatif). [5]

HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan proses yang dilakukan di RapidMiner Studio, berikut adalah langkah- langkah penelitian yang telah dilaksanakan serta panduan bagi pembaca untuk mereplikasi studi ini.



Gambar 1. Desain pada Rapidminer

1. Retrieve Acoustic Features

Berfungsi untuk mengambil dataset utama yang berisi fitur akustik untuk klasifikasi emosi.

Pastikan dataset berisi data akustik yang relevan (misalnya, frekuensi suara, intensitas, atau parameter lainnya). Simpan dataset di repository RapidMiner dan gunakan operator "Retrieve" untuk memuatnya ke dalam proses.

2. Replace Missing Values

Berfungsi mengisi nilai-nilai yang hilang (*missing values*) dalam dataset.

Gunakan operator "Replace Missing Values." Tentukan strategi penggantian, misalnya:

- Menggunakan nilai rata-rata (*mean*).

- Menggunakan nilai modus atau nilai khusus. Terapkan ini ke seluruh atribut dataset yang memiliki data hilang.

3. Set Role

Berfungsi mengatur atribut dalam dataset , seperti menentukan atribut mana yang akan menjadi fitur (*input variables*) dan menentukan atribut mana yang akan menjadi label (*target variable*).

Tahapannya adalah seperti berikut :

- Pilih operator "Set Role."
- Tetapkan kolom tertentu sebagai "Label" (atribut target untuk klasifikasi).
- Tetapkan kolom lainnya sebagai "Regular" (atribut input).

4. Split Data

Berfungsi membagi dataset menjadi data pelatihan dan data pengujian. Tahapannya adalah seperti berikut :

- Gunakan operator "Split Data."
- Tentukan rasio pembagian, misalnya:
 - 70% data pelatihan.
 - 30% data pengujian.
- Pastikan pembagian data dilakukan secara acak untuk menghindari bias.

5. Random Forest

Berfungsi untuk melatih model *Random Forest* menggunakan data pelatihan. Tahapannya adalah seperti berikut :

- Pilih operator "Random Forest."
- Atur parameter model, seperti:
 - Jumlah pohon (*number of trees*).
 - Kedalaman maksimum pohon (*max depth*).
 - Kriteria pemisahan (*split criterion*).
- Hubungkan data pelatihan ke input operator.

6. Apply Model

Berfungsi untuk menerapkan model yang telah dilatih ke data pengujian untuk memprediksi emosi.

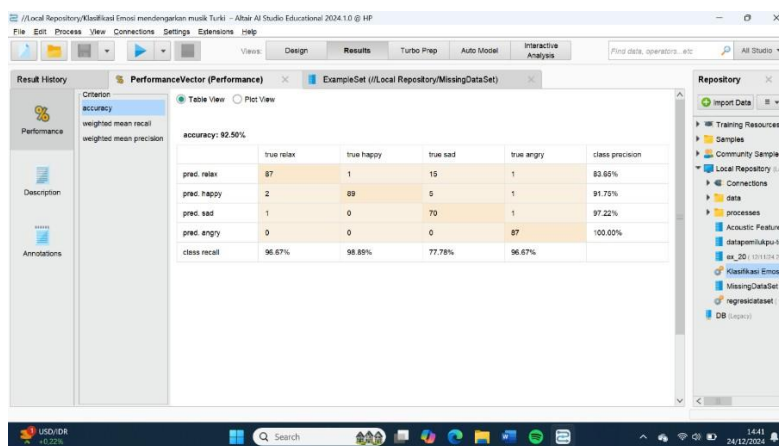
Tahapannya adalah seperti berikut :

- Gunakan operator "Apply Model."
- Hubungkan model dari "Random Forest" dan data pengujian ke operator ini.
- Pastikan hasil prediksi sesuai dengan kebutuhan analisis.

7. Performance

Berfungsi untuk mengevaluasi kinerja model berdasarkan hasil prediksi. Tahapannya adalah seperti berikut :

- Pilih operator "Performance."
- Atur metrik evaluasi, seperti:
 - Akurasi.
 - Precision, recall, dan F1-score.
 - Confusion matrix.
- Jalankan proses untuk melihat hasil evaluasi.



Gambar 2. Results accuracy pada Rapidminer

1. Akurasi Keseluruhan

Berdasarkan hasil evaluasi, akurasi keseluruhan model tercatat sebesar 92.50%, yang menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi yang benar untuk 92.5% dari total data pengujian. Dengan akurasi yang tinggi ini, dapat disimpulkan bahwa performa model secara keseluruhan sangat baik.

2. Evaluasi Per Kelas (Confusion Matrix)

Analisis performa model berdasarkan hasil prediksi per kelas menunjukkan adanya perbedaan tingkat akurasi. Untuk kelas "Relax," model menghasilkan 87 prediksi yang benar, namun terdapat kesalahan sebanyak 15 kali diprediksi sebagai "Sad" dan masing-masing 1 kali sebagai "Happy" dan "Angry." Recall untuk kelas ini mencapai 96.67%, yang mencerminkan kemampuan model mendeteksi sebagian besar data pada kelas tersebut, sementara Precision sebesar 83.65% menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi untuk kelas ini benar.

Pada kelas "Happy," model berhasil memberikan 89 prediksi yang tepat, meskipun terdapat kesalahan prediksi 5 kali sebagai "Sad," 2 kali sebagai "Relax," dan 1 kali sebagai "Angry." Recall untuk kelas ini sangat tinggi, yakni 98.89%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi data pada kelas ini, dengan Precision sebesar 91.75% sebagai indikasi prediksi yang cukup akurat.

Untuk kelas "Sad," model memberikan 70 prediksi yang benar, namun terjadi kesalahan sebanyak 15 kali diprediksi sebagai "Relax" dan masing-masing 1 kali sebagai "Happy" dan "Angry." Recall kelas ini lebih rendah, yaitu 77.78%, menunjukkan bahwa model menghadapi kesulitan dalam mendeteksi data pada kelas tersebut, meskipun Precisions-nya tinggi, yaitu 97.22%, sehingga prediksi untuk kelas ini hampir selalu benar.

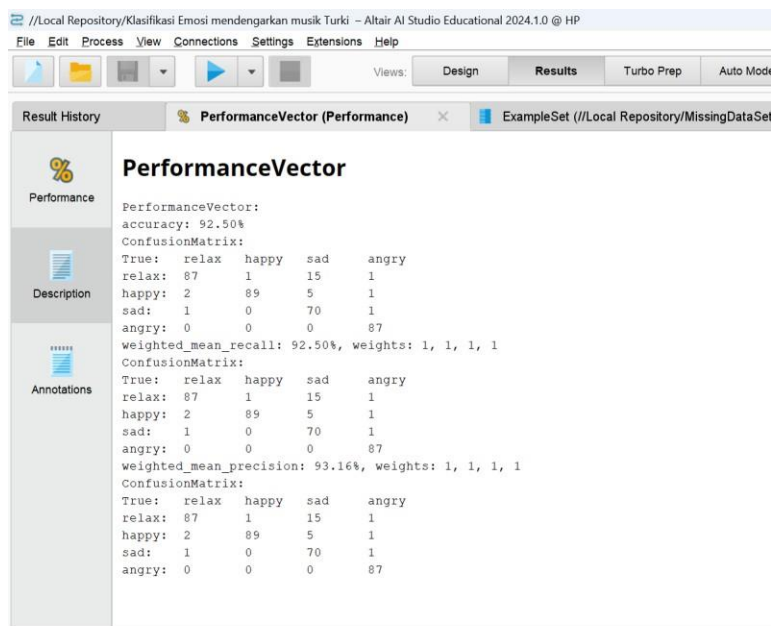
Sementara itu, pada kelas "Angry," model menunjukkan performa terbaik dengan 87 prediksi yang benar tanpa kesalahan, menghasilkan Recall sebesar 96.67% dan Precision sempurna 100%, yang menandakan semua prediksi untuk kelas ini sepenuhnya akurat.

3. Metode Evaluasi Tambahan

Sebagai tambahan, model ini dievaluasi menggunakan metrik rata-rata berbobot, di mana Weighted Mean Recall mencapai 92.5%, yang menggambarkan rata-rata kemampuan model dalam mengenali seluruh kelas, dan Weighted Mean Precision sebesar 93.27%, yang menunjukkan tingkat rata-rata akurasi model dalam membuat prediksi.

4. Analisis Keseluruhan

Berdasarkan hasil evaluasi, dapat disimpulkan bahwa model Random Forest menunjukkan kinerja yang sangat baik. Model ini memberikan performa yang sangat baik pada kelas "Happy" dan "Angry," yang tercermin dari nilai recall dan precision yang tinggi. Namun, model masih memiliki kelemahan dalam mendeteksi kelas "Sad," terlihat dari nilai recall yang lebih rendah. Secara keseluruhan, model ini cukup andal, namun perbaikan dalam mendeteksi kelas "Sad" dapat meningkatkan kinerja model secara keseluruhan. Hasil ini merupakan bagian dari evaluasi performa model atau evaluasi klasifikasi dalam machine learning, khususnya untuk tugas klasifikasi multi-kelas.



Gambar 3. *PerformanceVector* pada Rapidminer

Gambar tersebut menunjukkan hasil evaluasi model klasifikasi emosi pendengar saat mendengarkan musik Turki menggunakan metrik performa seperti akurasi, weighted mean recall, dan weighted mean precision. Model ini telah diuji dengan menghasilkan confusion matrix untuk menganalisis prediksi pada setiap kelas emosi: Relax, Happy, Sad, dan Angry.

Pertama, akurasi model tercatat sebesar 92.50%, yang berarti 92.5% dari total prediksi sesuai dengan label sebenarnya. Ini menunjukkan performa model yang sangat baik dalam mengklasifikasikan data ke dalam empat kategori emosi tersebut.

Selanjutnya, confusion matrix menunjukkan distribusi prediksi untuk setiap kelas. Sebagai contoh, untuk kelas Relax, model berhasil memprediksi 87 sampel dengan benar, tetapi salah mengklasifikasikan 1 sampel sebagai Happy, 15 sebagai Sad, dan 1 sebagai Angry. Pada kelas Happy, model memprediksi 89 sampel dengan benar, tetapi terdapat 2 sampel yang salah diprediksi sebagai Relax, 5 sebagai Sad, dan 1 sebagai Angry. Hal serupa juga terjadi pada kelas Sad dan Angry, di mana mayoritas prediksi benar, tetapi ada beberapa kesalahan kecil dalam klasifikasi ke kelas lain.

Selain itu, weighted mean recall model adalah 92.50%, yang mengindikasikan bahwa model mampu mengenali sebagian besar sampel positif di setiap kelas secara konsisten. Sementara itu, weighted mean precision sebesar 93.16% menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi positif yang dilakukan model adalah benar, memberikan tingkat keandalan yang tinggi pada prediksi model.

KESIMPULAN

Hasil analisis menunjukkan bahwa model Random Forest berhasil mengkategorikan emosi pendengar saat mendengarkan musik Turki berdasarkan fitur akustik. Tingkat akurasi keseluruhan sebesar 92.5%, bersama dengan rata-rata recall berbobot sebesar

92.50%, dan rata-rata presisi berbobot sebesar 93.16%, menunjukkan bahwa model ini dapat dengan akurat mengidentifikasi emosi.

Berdasarkan confusion matrix, model paling baik mendeteksi emosi seperti "Happy" dan "Angry", dengan tingkat prediksi benar yang sangat tinggi untuk kedua kelas tersebut. Misalnya, kelas "Happy" memiliki 89 prediksi yang benar, dan kelas "Angry" sepenuhnya terklasifikasi dengan benar tanpa kesalahan. Namun, ada masalah dengan pengklasifikasian emosi seperti "Sad" dan "Relax", di mana beberapa data salah diklasifikasikan sebagai kelas lain. Sebagai contoh, lima data dari kelas "Happy" salah diklasifikasikan sebagai "Sad", dan lima data dari kelas "Relax" salah diklasifikasikan sebagai "Sad".

Meskipun model itu bagus secara keseluruhan, kesalahan klasifikasi ini menunjukkan pola tertentu dalam data atau kemungkinan fitur tumpang tindih antar kelas emosi tertentu. Ini menunjukkan bahwa pengembangan tambahan diperlukan. Contohnya dapat mencakup eksplorasi fitur yang lebih mendalam, penambahan data pelatihan, atau penggunaan metode hybrid dengan model lain untuk meningkatkan kemampuan untuk membedakan kelas emosi yang sulit. Secara umum, temuan penelitian ini memberikan wawasan penting dalam memahami hubungan antara karakteristik akustik musik dan emosi pendengar. Penemuan ini dapat digunakan dalam berbagai bidang, seperti terapi musik, pengembangan aplikasi pemutar musik yang cerdas, atau sistem rekomendasi berbasis emosi. Dengan peningkatan yang tepat, metode ini memiliki potensi besar untuk meningkatkan pengalaman pengguna dalam berbagai konteks yang melibatkan musik dan emosi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Julianus Hutabarat, MUSCULOSKELETAL DISCOMFORT DAN MENTAL WORK LOAD, Surabaya: Aldira Publishing, 2020.
- [2] Windania Purba, Willy Siawin, Hardih, Marlince Nababan, N P Dharshinni and Siti Aisyah, "IMPLEMENTASI DATA MINING UNTUK PENGELOMPOKAN DAN PREDIKSI KARYAWAN YANG BERPOTENSI PHK DENGAN ALGORITMA K-MEANS CLUSTERING," *JUSIKOM PRIMA (Jurnal Sistem Informasi Ilmu Komputer Prima)*, vol. 2, 2018.
- [3] Amril Mutoi Siregar, S.Kom., M.Kom. and Adam Puspabhuana, S.Kom., M.Kom., DATA MINING: Pengolahan Data Menjadi Informasi dengan RapidMiner, CV Kekata Group.
- [4] Gatot Subrata, S.Kom, "KLASIFIKASI BAHAN PUSTAKA," *repository.um.ac.id*.
- [5] Ninda Wahyuni Papatungan, Yohanes A. R. Langi and Jantje D. Prang, "Analisis Regresi Logistik Ordinal Pada Tingkat Kepuasan Pengguna Jasa Terhadap Pelayanan di Bandara Internasional Sam Ratulangi Manado," *ejournal.unsrat.ac.id*, vol. 5, 2016.