

**KLASIFIKASI INSTRUMEN MELODIS PADA KOREAN
BALLAD INSTRUMENTAL DENGAN CNN DAN
SPECTROGRAM**

TUGAS AKHIR

Diajukan sebagai syarat menyelesaikan jenjang strata Satu (S-1) di
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Institut
Teknologi Sumatera

Oleh:

Ramon Riping

122140078



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SUMATERA
LAMPUNG SELATAN
2025**

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	ii
DAFTAR TABEL	iii
DAFTAR GAMBAR	iv
DAFTAR RUMUS	v
DAFTAR KODE	vi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Batasan Masalah	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Tinjauan Pustaka	5
2.2 Dasar Teori	7
2.2.1 Spectrogram	7
2.2.2 Convolutional Neural Network (CNN)	7
2.2.3 Feature Extraction Audio	7
2.2.4 Korean Ballad	7
BAB III METODE PENELITIAN	8
3.1 Alur Penelitian	8
3.2 Penjabaran Langkah Penelitian	9
3.2.1 Pengumpulan Dataset	9

3.2.2	Preprocessing.....	9
3.2.3	Konversi ke Spectrogram	9
3.2.4	Pelatihan Model CNN	9
3.2.5	Evaluasi.....	9
3.3	Alat dan Bahan Tugas Akhir.....	9
3.3.1	Alat.....	9
3.3.2	Bahan.....	10
3.4	Metode Pengembangan	10
3.4.1	Alur Pengembangan Tugas Akhir	10
3.4.2	Cara Pengumpulan Data	10
3.4.3	Metode Pengembangan Tugas Akhir.....	11
3.4.4	Metode Pengujian Penelitian	11
3.5	Ilustrasi Perhitungan Metode	12
3.5.1	Representasi Spectrogram.....	12
3.5.2	Prediksi Model CNN	12
3.5.3	Perhitungan Akurasi	13
3.6	Rancangan Pengujian.....	13

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Literasi Penelitian Terdahulu.....	5
Tabel 3.1 Contoh Hasil Prediksi Model CNN	12

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Alur Penelitian	8
Gambar 3.2 Alur Pengembangan Tugas Akhir	10

DAFTAR RUMUS

Rumus 3.1 Rumus Accuracy	13
Rumus 3.2 Contoh Perhitungan Accuracy	13

DAFTAR KODE

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

[PARAGRAF 1 : Masalah Nyata] Dalam konteks mobilitas di daerah perkotaan, indra pendengaran merupakan mekanisme deteksi alami yang cukup penting untuk mengetahui kondisi lingkungan di sekitarnya. Namun, fungsi indra tersebut tidak dimiliki oleh penyandang Tuna Rungu, yang hanya bisa mengandalkan penglihatan mereka untuk memahami situasi di sekitar. Ketergantungan penuh pada aspek visual ini dapat menjadi kerentanan serius, mengingat mereka memiliki keterbatasan sudut pandang dan tidak dapat memantau kondisi di luar jangkauan penglihatan. Akibatnya, ancaman yang muncul dari titik buta, seperti gonggongan anjing yang mengejar atau klakson kendaraan yang melaju kencang dari arah belakang, seringkali terlambat disadari, sehingga berpotensi menimbulkan kecelakaan fatal.

[PARAGRAF 2 : Solusi Lama] Saat ini, penyandang Tuna Rungu umumnya mengandalkan Alat Bantu Dengar (ABD) sebagai instrumen utama untuk menunjang komunikasi verbal. Meskipun efektif untuk komunikasi verbal jarak dekat, alat ini memiliki keterbatasan signifikan dalam konteks keselamatan di luar ruangan. Hal ini disebabkan oleh penurunan selektivitas frekuensi, yang membuat penyandang Tuna Rungu kesulitan memisahkan suara utama dari suara lain yang saling bertabrakan (Cari sitasi tentang ini). ABD hanya berfungsi untuk amplifikasi seluruh sinyal suara yang masuk, sehingga kebisingan latar belakang pun tak terelakkan ikut teramplifikasi. Akibatnya, sinyal ancaman penting seringkali tertutup oleh suara-suara lainnya, yang berdampak pada hilangnya kewaspadaan situasional pengguna.

[PARAGRAF 3 : Solusi Ditawarkan] Untuk mengatasi kendala tersebut, teknologi klasifikasi suara lingkungan (Environmental Sound

Classification/ESC) berbasis deep learning hadir sebagai solusi bagi para penyandang Tuna Rungu dalam mengenali suara-suara bahaya di sekitar mereka. Dengan memanfaatkan model deep learning yang telah dilatih untuk mengenali berbagai jenis suara lingkungan, sistem ESC dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan suara-suara bahaya seperti sirene ambulans, klakson mobil, gongongan anjing, atau suara tembakan. Setelah suara terdeteksi dan diklasifikasikan, sistem dapat memberikan notifikasi dalam bentuk visual atau getaran kepada pengguna Tuna Rungu, sehingga mereka dapat segera menyadari ancaman dan mengambil tindakan antisipasi. Dengan demikian, teknologi ESC berbasis deep learning memiliki potensi besar untuk meningkatkan keselamatan dan kualitas hidup penyandang Tuna Rungu dalam mobilitas sehari-hari di lingkungan perkotaan.

[PARAGRAF 4 : PANNs sebagai Solusi] Untuk membangun model ESC, diperlukan latihan berulang dengan banyaknya dataset yang ada. Maka dari itu, PANNs hadir sebagai solusi yang menyediakan model pre-trained yang dapat digunakan sebagai dasar pelatihan model ESC. Dengan menggunakan PANNs, proses pelatihan dapat dilakukan secara lebih efisien dan efektif karena model ini telah melalui proses pelatihan yang intensif pada kumpulan dataset.

[PARAGRAF 5 : Inti Skripsi] Dalam merancang ESC yang efektif dan andal, banyak jenis metode deep learning yang digunakan untuk membedakan suara-suara tersebut. Hal ini menjadi sangat penting, dikarenakan metode ESC yang buruk juga dapat berakibat fatal bagi keselamatan para pengguna. Maka dari itu, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa dari tiga pendekatan berbeda dalam klasifikasi suara lingkungan: Input Suara Mentah (Waveform), Input Gambar (Spectrogram), dan Pendekatan Hybrid.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka dirumuskan masalah dalam penelitian ini :

1. Bagaimana merancang bangun sistem klasifikasi suara bahaya (Siren, Car Horn, Dog Bark, Gun Shot) menggunakan arsitektur Pre-trained Audio Neural Networks (PANNs)?
2. Manakah arsitektur model yang memberikan performa terbaik (Akurasi, Presisi, Recall) di antara pendekatan Waveform (1D), Spectrogram (2D), dan Hybrid pada dataset UrbanSound8K?
3. Bagaimana pengaruh kompleksitas model terhadap efektivitas klasifikasi pada jumlah data yang terbatas?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Mengonversi audio musik instrumental Korean Ballad menjadi spectrogram.
2. Membangun dan melatih model CNN untuk klasifikasi instrumen melodis.
3. Menguji performa model CNN terhadap data uji yang representatif.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah yang didefinisikan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Penelitian hanya terbatas pada instrumen melodis seperti piano, biola, dan flute.
2. Genre musik yang digunakan hanya dari Korean Ballad versi instrumental.
3. Dataset yang digunakan adalah dataset bebas lisensi atau dikumpulkan sendiri.
4. Tidak mempertimbangkan instrumen ritmis (drum, bass, dll).

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah :

1. Memperluas pemahaman dalam bidang pemrosesan audio dan deep learning.

2. Menambah ragam penelitian pada pemrosesan sinyal digital dan CNN.
3. Menciptakan potensi implementasi pada aplikasi edukasi musik, pemrosesan audio otomatis, dan sistem klasifikasi musik cerdas.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan berisi pembahasan apa yang akan ditulis disetiap Bab. Sistematika pada umumnya berupa paragraf yang setiap paragraf mencerminkan bahasan setiap Bab.

Bab I

Bab ini berisikan penjelasan latar belakang dari topik penelitian yang berlangsung, rumusan masalah dari masalah yang dihadapi pada penjelasan di latar belakang, tujuan dari penelitian, batasan dari penelitian, manfaat dari hasil penelitian, dan sistematika penulisan tugas akhir.

Bab II

Bab ini membahas mengenai tinjauan pustaka dari penelitian terdahulu dan dasar teori yang berkaitan dengan penelitian ini.

Bab III

Bab ini berisikan penjelasan alur kerja sistem, alat dan data yang digunakan, metode yang digunakan, dan rancangan pengujian.

Bab IV

Bab ini membahas hasil implementasi dan pengujian dari penelitian yang dilakukan, serta analisis dan evaluasi yang dapat dipetik dari hasil.

Bab V

Bab ini membahas kesimpulan dari hasil penelitian dan juga saran untuk penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Tinjauan Pustaka

Tinjauan pustaka dijelaskan dalam Tabel 2.1 dan digunakan sebagai referensi berdasarkan penelitian yang berkaitan dengan penelitian ini.

Tabel 2.1 Literasi Penelitian Terdahulu

No.	Judul	Masalah	Metode	Hasil
1.	Klasifikasi Suara Alat Musik Menggunakan CNN dan Mel-Spectrogram (2022)	Belum tersedia sistem klasifikasi otomatis untuk mengenali suara berbagai alat musik dari rekaman audio	CNN dengan input Mel-Spectrogram; preprocessing menggunakan Librosa, pelatihan model dilakukan dengan Keras	Sistem dapat mengklasifikasikan 6 jenis alat musik secara akurat dengan nilai akurasi tertinggi mencapai 94%

No.	Judul	Masalah	Metode	Hasil
2.	Deteksi Suara Chord Piano Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (2022)	Sulitnya mendeteksi akor piano secara otomatis dalam format suara	CNN + Mel-spectrogram	Model CNN mampu mendeteksi akor mayor dan minor piano dengan akurasi >85%
3.	Pengembangan Aplikasi Klasifikasi Suara Alat Musik Kalimba (2024)	Belum ada sistem klasifikasi otomatis suara alat musik kalimba	CNN + Mel-spectrogram	Aplikasi berhasil mengklasifikasi suara kalimba ke beberapa jenis nada dengan performa tinggi
4.	Recognising Bonang Barung Gamelan Instrument Playing Technique Using CNN (2025)	Kurangnya metode otomatis untuk mengenali teknik permainan bonang barung	CNN + Mel-spectrogram	Sistem mampu membedakan teknik pukulan bonang dengan akurasi yang cukup baik

No.	Judul	Masalah	Metode	Hasil
5.	Klasifikasi Suara Instrumen Musik Tiup Menggunakan Metode CNN (2024)	Sulitnya mengidentifikasi jenis instrumen musik tiup dari file audio	CNN + Mel-spectrogram	Model berhasil mengklasifikasi berbagai instrumen tiup (saxophone, flute, trumpet) secara akurat

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Spectrogram

Spectrogram merupakan representasi visual dari frekuensi sinyal audio terhadap waktu.

2.2.2 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network atau CNN adalah arsitektur jaringan saraf dalam pembelajaran mendalam, digunakan untuk klasifikasi citra dan spectrogram.

2.2.3 Feature Extraction Audio

Feature Extraction Audio merupakan proses mengambil fitur penting seperti mel-frequency cepstral coefficients (MFCC), chroma, atau spectrogram.

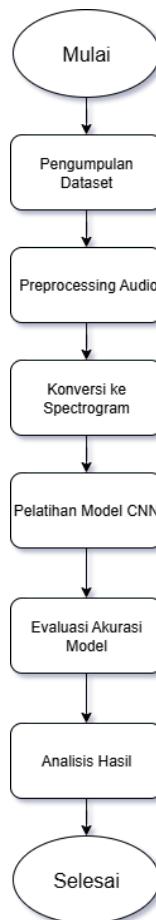
2.2.4 Korean Ballad

Korean Ballad adalah genre musik asal Korea yang dikenal lembut, emosional, dan memiliki aransemen instrumental kuat.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Alur Penelitian



Gambar 3.1 Alur Penelitian

3.2 Penjabaran Langkah Penelitian

3.2.1 Pengumpulan Dataset

Mengumpulkan audio instrumental Korean Ballad dari sumber daring (bebas lisensi) atau dataset open-source.

3.2.2 Preprocessing

Melakukan normalisasi audio (mono, sampling rate), segmentasi, dan trimming.

3.2.3 Konversi ke Spectrogram

Mengubah audio menjadi citra spectrogram menggunakan Short-Time Fourier Transform (STFT).

3.2.4 Pelatihan Model CNN

Melatih CNN pada dataset citra spectrogram untuk klasifikasi instrumen.

3.2.5 Evaluasi

Melakukan pengujian terhadap data uji dan mengevaluasi metrik seperti akurasi dan confusion matrix.

3.3 Alat dan Bahan Tugas Akhir

Berisi alat-alat dan bahan-bahan yang digunakan dalam penelitian.

3.3.1 Alat

1. Laptop dengan spesifikasi minimum RAM 16GB, GPU opsional (NVIDIA).
2. Visual Studio Code.
3. Python 3.10 dan library: librosa, matplotlib, numpy, tensorflow.
4. Google Colab
5. Github

3.3.2 Bahan

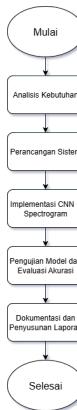
Bahan yang digunakan/diperlukan untuk melakukan penelitian, dapat berupa:

1. Dataset audio instrumen melodis Korean Ballad (open-source atau dikumpulkan sendiri).
2. Dokumentasi teori CNN dan spectrogram.
3. Referensi dari jurnal ilmiah.

3.4 Metode Pengembangan

Penelitian ini menggunakan pendekatan rekayasa perangkat lunak berbasis data untuk mengembangkan sistem klasifikasi instrumen melodis pada musik instrumental Korean Ballad menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan representasi spectrogram. Adapun metode pengembangan dalam penelitian ini dijelaskan sebagai berikut:

3.4.1 Alur Pengembangan Tugas Akhir



Gambar 3.2 Alur Pengembangan Tugas Akhir

3.4.2 Cara Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dengan cara sebagai berikut:

1. Dataset diperoleh dari platform seperti YouTube, Freesound, atau sumber dataset open-source.
2. Setiap potongan audio diklasifikasikan secara manual berdasarkan jenis instrumen utama yang terdengar (misalnya: piano, gitar, biola).
3. Untuk meningkatkan akurasi pelabelan, hasil labeling dapat divalidasi oleh seseorang yang memiliki latar belakang musik.

3.4.3 Metode Pengembangan Tugas Akhir

Penelitian ini menggunakan metode pengembangan Waterfall karena setiap tahapan dilakukan secara sistematis dan berurutan, dimulai dari pengumpulan data hingga analisis hasil. Tahapan Waterfall yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Analisis kebutuhan: Menentukan kebutuhan data dan sistem klasifikasi.
2. Desain sistem: Mendesain arsitektur CNN dan proses transformasi audio.
3. Implementasi: Melatih model CNN dengan dataset yang telah disiapkan.
4. Pengujian: Menguji model menggunakan data uji untuk memperoleh metrik evaluasi.
5. Pemeliharaan: Menyesuaikan model atau data jika terdapat ketidaksesuaian hasil.

3.4.4 Metode Pengujian Penelitian

Model CNN akan diuji menggunakan teknik Hold-Out Validation dengan pembagian data 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Pengujian dilakukan dengan mengukur:

1. Akurasi: Persentase data yang diklasifikasikan dengan benar.
2. Confusion Matrix: Untuk melihat distribusi kesalahan dan keberhasilan klasifikasi antar label.
3. Precision dan Recall: Untuk mengukur performa klasifikasi tiap label secara lebih mendalam.

3.5 Ilustrasi Perhitungan Metode

Pada bagian ini dijelaskan ilustrasi proses klasifikasi instrumen musik melodis dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan representasi spectrogram. Ilustrasi dilakukan pada sampel data audio dengan panjang potongan 10 detik.

3.5.1 Representasi Spectrogram

Salah satu file audio Korean Ballad dengan label *biola* diubah ke dalam bentuk spectrogram menggunakan transformasi Short-Time Fourier Transform (STFT). Hasil transformasi berupa matriks dua dimensi dengan sumbu waktu dan frekuensi, yang kemudian digunakan sebagai input untuk model CNN.

3.5.2 Prediksi Model CNN

Spectrogram dari audio dimasukkan ke dalam model CNN. Arsitektur CNN yang digunakan terdiri dari beberapa lapisan konvolusi dan pooling, diakhiri dengan lapisan dense sebagai klasifikasi.

Contoh hasil prediksi dari 10 data uji ditunjukkan pada Tabel 3.1 berikut:

Tabel 3.1 Contoh Hasil Prediksi Model CNN

Data Ke-	Label Sebenarnya	Prediksi Model
1	Biola	Biola
2	Piano	Biola
3	Gitar	Gitar
4	Biola	Biola
5	Piano	Piano
6	Gitar	Gitar
7	Biola	Biola
8	Gitar	Piano
9	Piano	Piano
10	Biola	Biola

3.5.3 Perhitungan Akurasi

Berdasarkan hasil pada Tabel 3.1, diketahui bahwa terdapat 9 prediksi yang benar dari 10 data uji. Akurasi model dihitung menggunakan rumus:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

(Rumus 3.1)

Misalnya model mengklasifikasikan dengan benar 9 dari 10 data, maka akurasi dihitung sebagai berikut:

$$\text{Accuracy} = \frac{9}{10} = 0.9 = 90\%$$

(Rumus 3.2)

Dengan demikian, model CNN dengan input spectrogram pada ilustrasi ini memiliki akurasi sebesar 90% terhadap data uji tersebut.

3.6 Rancangan Pengujian

1. Pengujian Fungsional: apakah model dapat mengenali instrumen piano, flute, dan biola.
2. Pengujian Non-Fungsional: kecepatan pelatihan model dan ukuran file model.
3. Hipotesis: CNN dapat mencapai akurasi minimal 80% dalam klasifikasi 3 instrumen.