

# SIMULASI DAN ANALISIS KLASIFIKASI GENRE MUSIK BERBASIS *FFT* DAN *CONTINUOUS DENSITY HIDDEN MARKOV MODEL*

## *SIMULATION AND ANALYSIS OF MUSIC GENRE CLASSIFICATION BASED ON FFT AND CONTINUOUS DENSITY HIDDEN MARKOV MODEL*

Dimas Frandisyah Putra<sup>1</sup>Rita Magdalena, Ir., MT<sup>2</sup> I NyomanApraz Ramatryana, ST., MT<sup>3</sup><sup>1</sup> Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom<sup>2,3</sup> Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

Jl. Telekomunikasi, Dayeuh Kolot Bandung 40257 Indonesia

<sup>1</sup> [dimas.frandisyah@gmail.com](mailto:dimas.frandisyah@gmail.com)<sup>2</sup> [ritamagdalenat@telkomuniversity.ac.id](mailto:ritamagdalenat@telkomuniversity.ac.id)<sup>3</sup> [ramatryana@telkomuniversity.ac.id](mailto:ramatryana@telkomuniversity.ac.id)


---

### ABSTRAK

Dalam tugas akhir ini, dilakukan penelitian bagaimana mengembangkan klasifikasi *genre* yang memiliki kualitas yang baik dalam ketepatan klasifikasinya dengan menggunakan ciri konten frekuensi dan klasifikasi menggunakan *Continuous Density Hidden Markov Model*. Dari skenario pengujian terhadap parameter Jenis dan Orde Filter didapat parameter terbaik yaitu Jenis filter Butterworth dengan orde 5. Setelah dilakukan pengujian terhadap klasifikasi 3 genre lagu yaitu pop, rock, dan dance, akurasi tertinggi adalah 86% untuk jumlah data latih 50 tiap-tiap genre, jumlah data uji 10 tiap-tiap genre, k-mean pada mixture model sebesar 9, dan iterasi pelatihan HMM sebesar 40.

**Kata Kunci :** Klasifikasi, *genre* musik, *Continuous Density Hidden Markov Model*

---

### ABSTRACT

*In this final project, research how to develop a classification of genres that have good quality in classification accuracy by using the characteristic frequency content and classification using Continuous Density Hidden Markov Model. Dari test scenarios against the parameter type and the Order Filter obtain the best parameters that type Butterworth filter with order 5. After testing the classification 3 genres songs are pop, rock, and dance, the highest accuracy was 86% for the amount of training data 50 each genre, the sheer number of test data 10 each genre, k-means on mixture models for 9, and 40 iterations of HMM training.*

**Keywords:** Classification, music genre, Density Hidden Continuous Markov Model

---

## 1. Pendahuluan

Perkembangan yang pesat pada audio *processing* dirasakan banyak membantu dalam memajukan perkembangan musik digital. Musik terdiri dari berbagai macam *genre* dan jenis sesuai dengan konten musik tersebut. Perkembangan musik digital terutama pada klasifikasi *genre* dirasakan telah membantu dalam kemudahan mempelajari dan mencari suatu lagu. Hal tersebut mendorong diciptakannya kemudahan dalam variasi klasifikasi *genre* yang mampu mengoptimalkan proses pembelajaran yang dapat dilakukan dengan mudah, *simple* dan memiliki kualitas yang baik dalam ketepatan pencarian suatu lagu. Sehingga diperlukan suatu pengembangan proses pembelajaran tersebut dengan berbagai metode dan algoritma yang lebih baik. Dan dalam perkembangannya dibatasi terlebih dahulu hanya pada klasifikasi *genre* yang memiliki kualitas yang baik dalam ketepatan klasifikasinya.

Pada penelitian sebelumnya, digunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dengan akurasi 67% [4]. Selanjutnya digunakan *Hidden Markov Model* sebagai metode klasifikasi namun HMM disini masih bersifat diskrit sehingga diperlukan proses untuk mengubah ciri yang bernilai kontinu ke simbol HMM yang bersifat diskrit. Akurasi terbaik yang dicapai HMM adalah 80% [2]. Dalam tugas akhir ini, dilakukan penelitian bagaimana mengembangkan klasifikasi *genre* yang memiliki kualitas yang baik dalam ketepatan klasifikasinya dengan menggunakan ciri konten frekuensi dan klasifikasi menggunakan *Continuous Density Hidden Markov Model*. CD-HMM merupakan pengembangan dari HMM yang tidak membutuhkan proses diskritisasi dari inputnya ke simbol sehingga input dari ciri yang kontinu bisa langsung diproses.

Diharapkan penggunaan metode ini dapat menghasilkan akurasi terbaik yang akan didapat dari hasil pengujian klasifikasi *genre* lagu dari data pada penelitian sebelumnya yang akan dikelompokkan menjadi data latih yang merupakan database lagu acuan dan data uji yang merupakan data yang akan diuji ketepatan klasifikasi *genre*. Akurasi yang diharapkan adalah diatas 80% terhadap tiga *genre* lagu yaitu *Rock*, *Pop*, dan *Dance*.

## 2. Klasifikasi Genre

Genre [1] adalah karakteristik dari sebuah musik yang terbentuk berdasarkan jenis instrument yang digunakan, kulturasi daerah dan keadaan geografis. Kata genre berasal dari bahasa latin *genus*, yang berarti jenis atau kelas. Setiap genre memiliki pattern yang unik, seperti rock yang khas dengan suara instrument gitar, bass dan drum yang keras, jazz dengan komposisi harmoni yang kompleks.

**2.1 Hidden Markov Model**

Model markov dikembangkan oleh seorang ahli yang berasal dari rusia bernama A.A Markov pada tahun 1906. Teknik ini mula-mula digunakan pada ilmu pengetahuan fisik dan meteorologi untuk menganalisis partikel - partikel gas dalam suatu kontainer tertutup sebagai alat untuk meramalkan keadaan cuaca.

*Hidden Markov Model* merupakan pengembangan dari markov model. Setelah perkembangannya diakhir tahun 1970, HMM telah terbukti sangat kuat dan fleksible dalam pemodelan statistik yang menggambarkan berbagai jenis data terurut. Sekarang ini HMM telah tersebar dalam berbagai area *science* dan *engineering*. Aplikasinya meliputi analisis biologi, klimatologi, komunikasi, ekonometri, *image processing*, pengenalan karakter tulisan dan *speechrecognition*.

*Hidden Markov Model* (HMM) adalah suatu model probabilitas yang menggambarkan hubungan statistik antara urutan observasi O dan urutan state S yang tidak diobservasi "hidden"[3].

Ciri-ciri HMM adalah sebagai berikut:

- a. Observasi diketahui tetapi urutan keadaan (*state*) tidak diketahui sehingga disebut *hidden*
- b. Observasi adalah fungsi probabilitas keadaan
- c. Perpindahan keadaan adalah dalam bentuk probabilitas

HMM mempunyai parameter-parameter distribusi sebagai berikut :

- a. Probabilitas Transisi

$$\{ \} \quad ( \quad | \quad ) \quad (2.1)$$

- b. Probabilitas observasi

$$* + ( ) \quad ( \quad | \quad ) \quad (2.2)$$

- c. Distribusi keadaan awal

$$* + ( ) \quad (2.3)$$

Sedangkan parameter tertentu HMM ada dua yaitu N dan M:

- a. N, jumlah keadaan model. Dinotasikan himpunan terbatas untuk keadaan yang mungkin adalah

$$* + \quad (2.4)$$

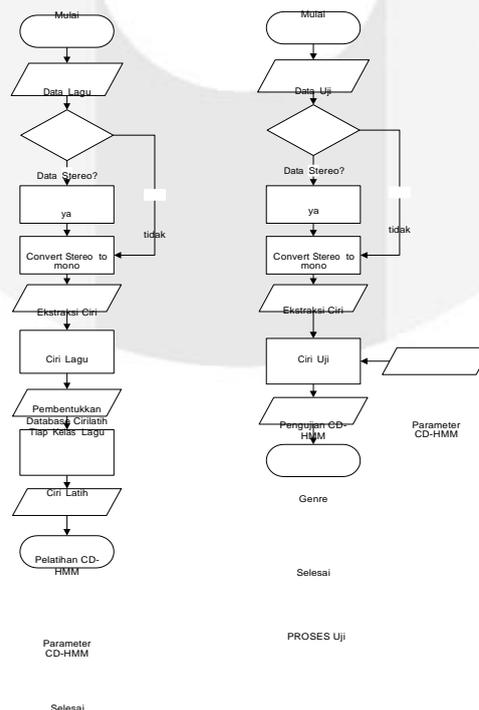
- b. M, jumlah dari simbol observasi/keadaan, ukuran huruf diskret. Simbol observasi berhubungan dengan keluaran fisik dari sistem yang dimodelkan. Dinotasikan himpunan terbatas untuk observasi yang mungkin adalah

$$* + \quad (2.5)$$

Parameter-parameter HMM ditaksir berdasarkan kriteria *maximum likelihood* (ML) dan algoritma *Baum-Welch* (EM = Expectation Modification).

**2.2 Sistem**

Sistem klasifikasi genre yang dirancang terdiri dari 2 proses yaitu proses latih dan proses uji. Alur kerja sistem dalam tugas akhir ini dapat dilihat dari gambar di bawah ini.



PROSES LATIH

**Gambar 1. Perancangan Sistem (a) Proses Latih (b) Proses Uji**

### 3. Analisis Dan Keluaran Sistem

#### 3.1 Pengaruh Iterasi Terhadap Akurasi Output Sistem

Dalam skenario ini dilakukan pengujian 4 nilai iterasi yaitu 10, 20, 30 dan 40. Dalam pengujian digunakan data latih sebanyak 10, 20, 30, 40, dan 50 data uji sebanyak 10 data lagu tiap-tiap genre. Menggunakan k-means terbaik dari pengujian sebelumnya yaitu 9. Dari hasil pengujian, dilakukan analisis akurasi.

**Tabel 1. Hasil Pengujian Iterasi data Latih 10**

Data Latih	Data Uji	K-means	Iterasi	Waktu Latih (detik)	Waktu Uji (detik)	Akurasi (%)
10	10	9	10	1.11	0.0005	60
10	10	9	20	2.11	0.0005	63
10	10	9	30	3.18	0.0005	70
10	10	9	40	4.23	0.0005	70

Dari tabel 1 didapat nilai iterasi terbaik yaitu 40. Selanjutnya dilakukan pengujian pada data latih sebanyak 20.

**Tabel 2. Hasil Pengujian Iterasi data Latih 20**

Data Latih	Data Uji	K-means	Iterasi	Waktu Latih (detik)	Waktu Uji (detik)	Akurasi (%)
20	10	9	10	2.06	0.0005	60
20	10	9	20	4.11	0.0005	70
20	10	9	30	6.18	0.0005	70
20	10	9	40	8.23	0.0005	72

Dari tabel 2 didapat nilai iterasi terbaik yaitu 40. Selanjutnya dilakukan pengujian pada data latih sebanyak 30.

**Tabel 3. Hasil Pengujian Iterasi data Latih 30**

Data Latih	Data Uji	K-means	Iterasi	Waktu Latih (detik)	Waktu Uji (detik)	Akurasi (%)
30	10	9	10	3.06	0.0005	63.33
30	10	9	20	6.13	0.0005	66.67
30	10	9	30	9.17	0.0005	70
30	10	9	40	12.27	0.0005	72

Dari tabel 3 didapat nilai iterasi terbaik yaitu 40. Selanjutnya dilakukan pengujian pada data latih sebanyak 40.

**Tabel 4. Hasil Pengujian Iterasi data Latih 40**

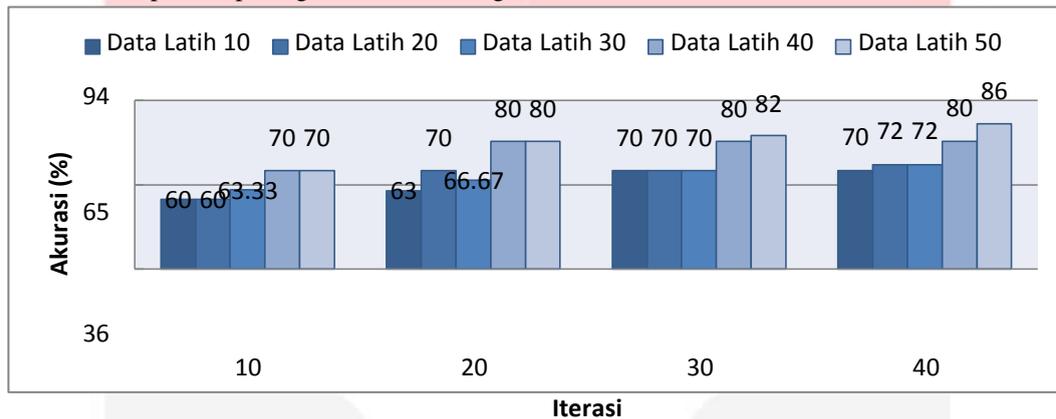
Data Latih	Data Uji	K-means	Iterasi	Waktu Latih (detik)	Waktu Uji (detik)	Akurasi (%)
40	10	9	10	4.04	0.0005	70
40	10	9	20	8.13	0.0005	80
40	10	9	30	12.13	0.0005	80
40	10	9	40	16.21	0.0005	80

Dari tabel 4 didapat nilai iterasi terbaik yaitu 30 dan 40. Selanjutnya dilakukan pengujian pada data latih sebanyak 50.

**Tabel 5. Hasil Pengujian Iterasi data Latih 50**

Data Latih	Data Uji	Kuantisasi	Iterasi	Waktu Latih (detik)	Waktu Uji (detik)	Akurasi (%)
50	10	9	10	5.03	0.0005	70
50	10	9	20	10.29	0.0005	80
50	10	9	30	15.22	0.0005	82
50	10	9	40	20.14	0.0005	86

Dari Hasil Tabel 1 sampai 5 dapat digambarkan dalam grafik berikut:

**Gambar 2.** Pengaruh Iterasi

Dari gambar 2 didapat akurasi terbaik yaitu 86% pada iterasi 40 saat data latih sebanyak 50.

#### 4. Kesimpulan

Pada paper ini, setelah dilakukan pengujian terhadap klasifikasi 3 genre lagu yaitu pop, rock, dan dance, akurasi tertinggi adalah 86% untuk jumlah data latih 50 tiap-tiap genre, jumlah data uji 10 tiap-tiap genre, k-mean pada mixture model sebesar 9, dan iterasi pelatihan HMM sebesar 40.

#### Daftar Pustaka

- [1] Betteng, Rico Chrisnawan. 2012. "Content Based Filtering Music Information Retrieval Berdasarkan Genre, Mood dan Nada Dasar dengan Inputan Audio". Bandung: Institut Teknologi Telkom.
- [2] Ikhsan, Imam. 2014. *Simulation and Analysis of Music Genre Classification Based on Hidden Markov Model*. Bandung. Universitas Telkom.
- [3] Lawrence. R. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Model and Selected Application in Speech Recognition", Proc.ofIEEE Vol77, 257-286, February 1989.
- [4] Petty, Brendan. 2010. "Music Genre Classification using a Backpropagation Neural Network", Labrosa.