

**PERBANDINGAN DAN ANALISIS SUPPORT VECTOR MACHINE DAN ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM UNTUK KLASIFIKASI GENRE MUSIK**

*COMPARISON AND ANALYSIS SUPPORT VECTOR MACHINE AND ADAPTIVE NEURO FUZZY INFERENCE SYSTEM FOR GENRE CLASSIFICATION OF MUSIC*

Ridwan Firdaus<sup>1</sup>Ir. Rita Magdalena, 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> [ridwanfirds@gmail.com](mailto:ridwanfirds@gmail.com)<sup>2</sup> [ritamagdalen@telkomuniversity.ac.id](mailto:ritamagdalen@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 metode *Support Vector Machine* dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*. Dari skenario pengujian terhadap parameter Jenis dan Orde Filter didapat parameter terbaik yaitu Jenis filter *Butterworth* dengan orde 3. Setelah dilakukan pengujian terhadap klasifikasi 4 genre lagu yaitu metal, blues, pop dan dance, akurasi tertinggi adalah 85% dan 86% dengan SVM dan 87% dengan ANFIS, untuk jumlah data acuan 50 tiap-tiap genre, jumlah data uji 50 tiap-tiap genre, iterasi ANFIS 20, parameter SVM jenis *kernel polynomial*, *kerneloption* = 1, C = 10 dan *lambda* = 1e-1.

**Kunci :** Klasifikasi, *genre* musik, *Support Vector Machine*, *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*

**ABSTRACT**

*In this thesis, research how to develop a classification of genres that have good quality in classification accuracy by using the characteristic frequency content and classification using Support Vector Machine and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System. From test scenarios against the parameter type and the Order Filter obtain the best parameters that type Butterworth filter with order 3. After testing the classification 4 genres songs are pop, rock, and dance, the highest accuracy was 85% dan 86% with SVM and 87% with ANFIS, for the amount of reference data 50 each genre, the number of test data 50 each genre, the value of ANFIS epoch = 20, the parameter SVM type of kernel is polynomial, the value of kerneloption = 1, C = 10 and lambda = 1e-1.*

**Keywords:** Classification, music genre, Support Vector Machine, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

## 1. Pendahuluan

*Genre* musik adalah kategori dari karya seni, dalam hal ini khususnya musik, untuk mencirikan dan mengkategorikan musik yang kini tersedia dalam berbagai bentuk dan sumber. *Genre* musik di dunia ada banyak dan beragam, hal ini tergolong penting bagi masyarakat yang menyukai musik, karena dapat membantu dalam memilih dan mencari musik berdasarkan *genre* nya, pengklasifikasian *genre* musik secara otomatis dapat menjadi hal yang sangat membantu dalam pengembangan sistem temu-kembali untuk data audio, maupun untuk penggunaan pengklasifikasian musik bagi individu.

Pada penelitian sebelumnya, digunakan *Hidden Markov Model* oleh (Imam Ikhsan, 2014) yang berbasis peluang dan probabilitas yang menghasilkan akurasi 80%. Metode tersebut termasuk metode klasifikasi yang cukup kompleks. Penelitian selanjutnya menggunakan analisis berbasis FFT dan *Support Vector Machine* oleh (Rosyita Ayuning M, 2015) yang menjadi acuan dalam pembuatan tugas akhir dengan membandingkannya terhadap metode lain yaitu *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*.

Penulis mencoba melakukan pengujian untuk membandingkan kedua metode yang digunakan pada klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*. Pembentukan model klasifikasi *Support Vector Machine* dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* akan membuktikan ketepatan akurasi yang lebih baik diantara kedua metode tersebut. Proses klasifikasi *genre* dimulai dengan memilih *file* lagu yang akan di klasifikasikan *genre*nya, selanjutnya dilakukan proses *preprocessing*, pengambilan ciri menggunakan analisis frekuensi, dan yang terakhir proses perbandingan *Support Vector Machine* dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* untuk menghasilkan jenis *genre* dan ketepatan akurasi dari kedua metode tersebut dengan data yang sudah dipilih.

## 2. Klasifikasi Genre

*Genre* 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 *metal* yang khas dengan suara instrument gitar, bass dan drum yang keras, *blues* dengan komposisi harmoni yang kompleks.

**2.1 Support Vector Machine**

*Support Vector Machine* (SVM) merupakan teknik yang relatif baru untuk melakukan prediksi, baik dalam kasus klasifikasi maupun *regresi*. SVM menemukan solusi *global optima*, oleh karena itu SVM selalu mencapai solusi yang sama untuk setiap *running*. Ide dasar SVM adalah berusaha menemukan fungsi pemisah (*classifier*) yang optimal yang dapat memisahkan dua jenis data dari dua kelas yang berbeda[4]

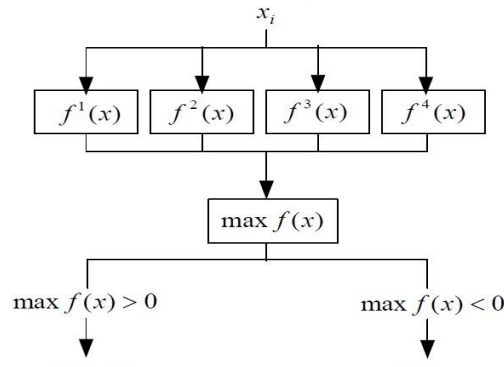
Pada saat pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik, SVM hanya dapat mengklasifikasikan data menjadi dua kelas (klasifikasi *biner*). Salah satu cara untuk mengimplementasikan *multiclass* SVM yaitu dengan mengkombinasikan beberapa SVM *biner*. Beberapa metode untuk kombinasi yang dapat digunakan antara lain :

**2.1.1 One-against-all**

Dibangun sejumlah  $k$  SVM *biner*, dengan  $k$  adalah jumlah kelas. Contohnya, untuk persoalan klasifikasi dengan 4 buah jumlah kelas, digunakan 4 buah SVM *biner* pada tabel di bawah ini dan penggunaannya pada pengklasifikasian data baru. Untuk lebih jelasnya perhatikan ilustrasi pada Tabel 1 dan Gambar 1.

**Tabel 1** Contoh kombinasi *biner* dengan metode *One-against-all*

		Hipotesis
Kelas 1	Bukan kelas 1	( ) ( )
Kelas 2	Bukan kelas 2	( ) ( )
Kelas 3	Bukan kelas 3	( ) ( )
Kelas 4	Bukan kelas 4	( ) ( )



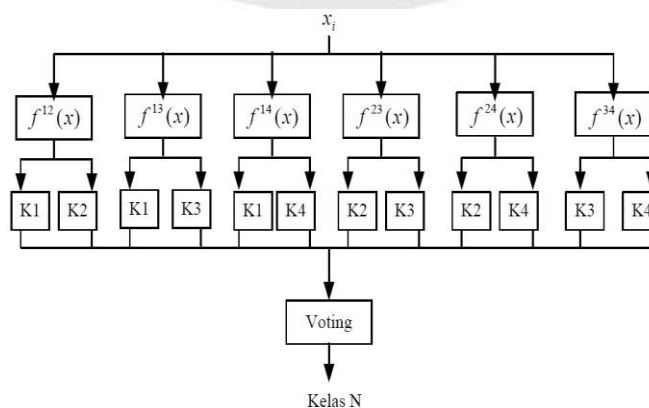
**Gambar 1** Contoh klasifikasi dengan metode *One-against-all*

**2.1.2 One-against-one**

Dibangun sejumlah  $\frac{k(k-1)}{2}$  buah model SVM *biner*, dengan  $k$  adalah jumlah kelas. Contohnya, untuk masalah klasifikasi dengan 4 buah jumlah kelas, digunakan 6 buah SVM *biner* pada tabel di bawah ini dan penggunaannya pada pengklasifikasian data baru. Untuk lebih jelasnya perhatikan ilustrasi pada tabel 2.2 dan gambar 2.4.

**Tabel 2** Contoh kombinasi *biner* dengan metode *One-against-one*

		Hipotesis
Kelas 1	Kelas 2	( ) ( )
Kelas 1	Kelas 3	( ) ( )
Kelas 1	Kelas 4	( ) ( )
Kelas 2	Kelas 3	( ) ( )
Kelas 2	Kelas 4	( ) ( )
Kelas 3	Kelas 4	( ) ( )



**Gambar 2** Contoh klasifikasi dengan metode *One-against-one*.

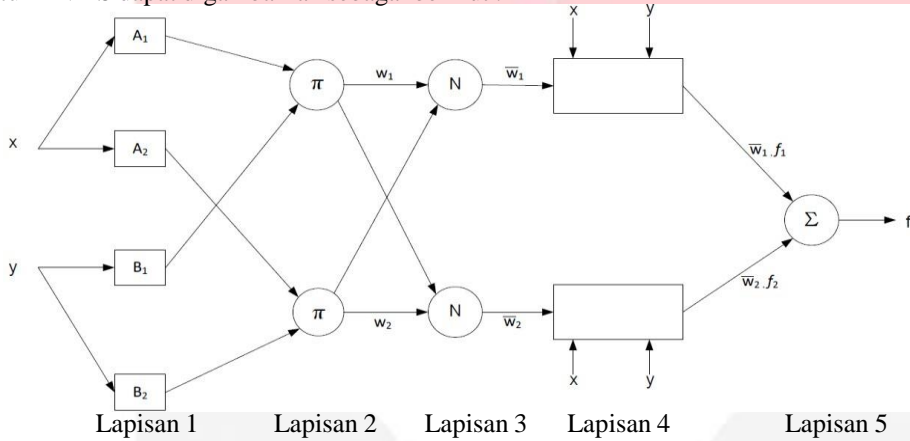
2.2 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah algoritma hybrid yang merupakan penggabungan mekanisme Fuzzy Inference System yang digambarkan dalam arsitektur jaringan syaraf. ANFIS mempunyai dua parameter yaitu parameter premis dan parameter konsekuen. Pelatihan hybrid dalam algoritma ini dilakukan dengan dua langkah yaitu langkah maju dan langkah mundur. Untuk sederhananya, diasumsikan bahwa Fuzzy Inference System yang diperhatikan memiliki dua masukan x dan y dan satu keluaran f. Untuk model fuzzy sugeno orde satu, aturan umum dengan dua aturan fuzzy if-then adalah[7]:

Rule 1: if x is A1 and y is B1 then f1= p1x + q1y +r1  
 Premis                      Konsekuen

Rule 2: if x is A2 and y is B2 then f2= p2x + q2y +r2  
 Premis                      Konsekuen

Arsitektur ANFIS dapat digambarkan sebagai berikut :



Gambar 3 Arsitektur ANFIS

- 1. Setiap node i pada lapisan pertama bersifat adaptif, dimana x dan y adalah masukan dari neuron i dan adalah label lingustik yang terdefinisi untuk neuron tersebut. keluaran dari tiap neuron adalah derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan input, yaitu ( ) ( ) ( ) ( ) Fungsi keanggotaan yang digunakan adalah fungsi bell, yang didefinisikan sebagai:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{2}{b-a}\left(x - \frac{a+b}{2}\right)\right)}$$

dimana {a,b,c} adalah parameter set yang bersifat adaptif. Perubahan pada nilai parameter akan berpengaruh pada perubahan kurva bell. Parameter-parameter pada lapisan ini dikenal dengan nama Premise Parameter.

- 2. Setiap node pada lapisan kedua bersifat non-adaptif, yang menggunakan operasi TNorm AND untuk mengkalkulasi masukan yang berasal dari node-node pada lapisan satu. Keluaran dari setiap node pada lapisan ini berupa firing strength (derajat pengaktifan) untuk masing-masing aturan.

$$w_i = \mu(x) \cdot \mu(y)$$

- 3. Setiap node pada lapisan ketiga bersifat non-adaptif, merupakan fungsi derajat pengaktifan yang ternormalisasi (normalized firing strength), yaitu rasio dari firing strength node ke-i pada lapisan dua dengan seluruh firing strength yang ada pada lapisan dua, dengan fungsi sebagai berikut:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum w_j}$$

- 4. Setiap node pada lapisan keempat bersifat adaptif, dengan fungsi operasi :

$$z_i = \bar{w}_i \cdot (p_i x + q_i y + r_i)$$

Dimana z adalah normalized firing strength pada lapisan ketiga dan {p,q,r} adalah set parameter dr setiap node pada lapisan ini. Parameter-parameter pada lapisan ini kemudian disebut sebagai consequent parameter.

- 5. Node pada lapisan kelima adalah node tetap yang menjumlahkan semua masukan yang datang, dengan fungsi operasi:

$$f = \sum z_i = \sum \bar{w}_i \cdot (p_i x + q_i y + r_i)$$

2.2.1 Algoritma Pembelajaran ANFIS

Pada saat premise parameters ditemukan, keluaran yang terjadi akan merupakan kombinasi linear dari consequent parameters, yaitu:

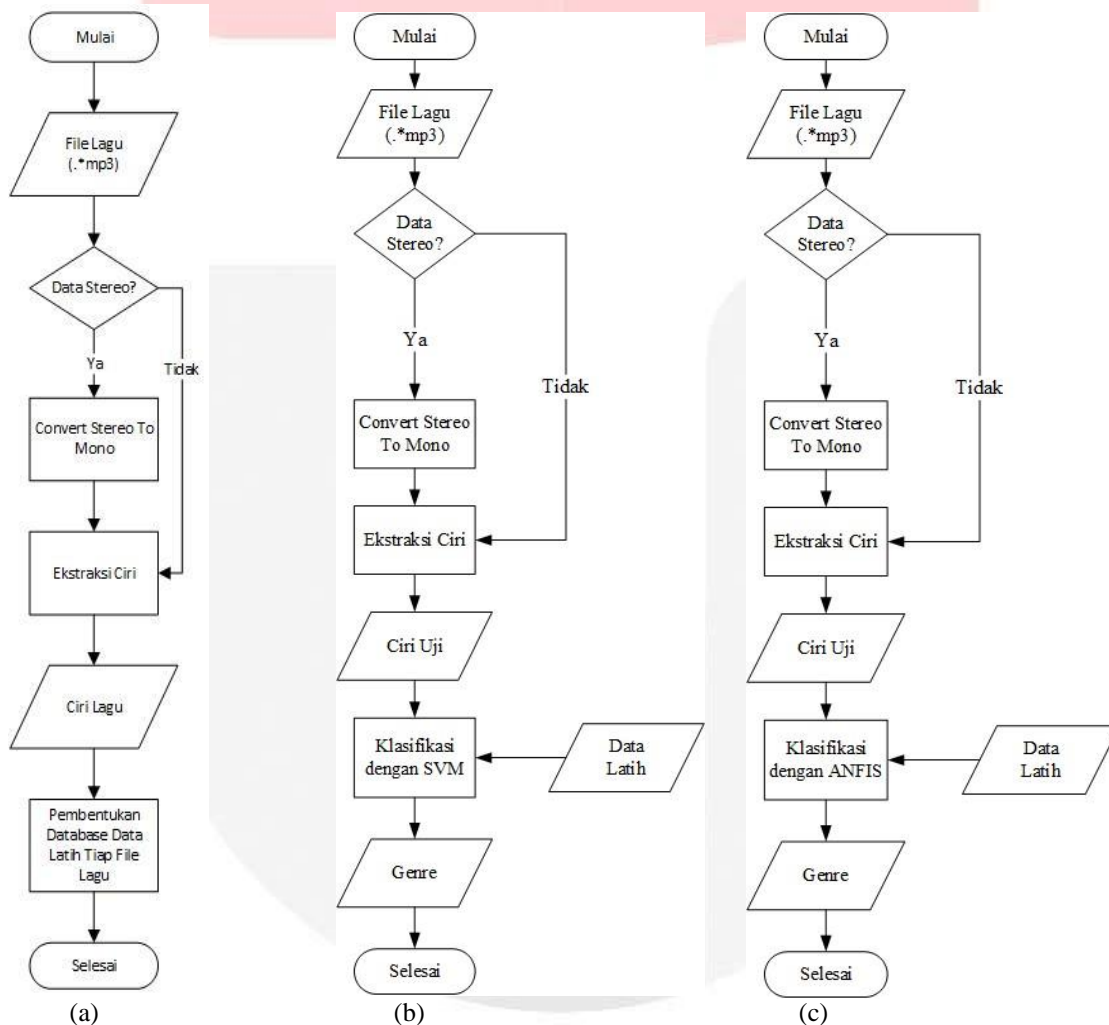
$$f = \sum \bar{w}_i \cdot (p_i x + q_i y + r_i)$$

$\tau_j$  adalah linear terhadap parameter  $\tau_i$  ( $i=1,2$  dan  $j=0,1,2$ ).

Algoritma ANFIS akan mengatur parameter-parameter  $\tau_i$  (*consequent*) secara maju (*forward*) dan akan mengatur parameter-parameter  $\tau_j$  (*consequent*) secara mundur (*backward*). Pada langkah maju, input jaringan akan merambat maju sampai pada lapisan keempat, dimana parameter-parameter  $\tau_i$  (*consequent*) akan diidentifikasi dengan menggunakan metode *least-square estimator*. Sedangkan pada langkah mundur *error* sinyal akan merambat mundur dan parameter-parameter  $\tau_j$  akan diperbaiki dengan menggunakan metode *gradient-descent*.

**2.3 Sistem**

Sistem yang akan dirancang adalah sistem klasifikasi *genre* musik. Sistem ini menggunakan metode klasifikasi SVM dan ANFIS. Metode klasifikasi genre yang akan dirancang dimulai dengan input data lagu. Apabila data lagu masih *stereo*, maka data lagu diubah menjadi data mono, selanjutnya dilakukan proses ekstraksi ciri. Hasil ekstraksi ciri adalah vektor ciri yang akan diproses pada klasifikasi SVM dan ANFIS, kedua klasifikasi akan menghasilkan hasil kelas terdekat dari vektor ciri data lagu yang menjadi input. Kelas tersebut diterjemahkan menjadi genre sesuai awal pembentukan model klasifikasi. Alur kerja dalam penelitian ini dapat dilihat dari gambar 4.

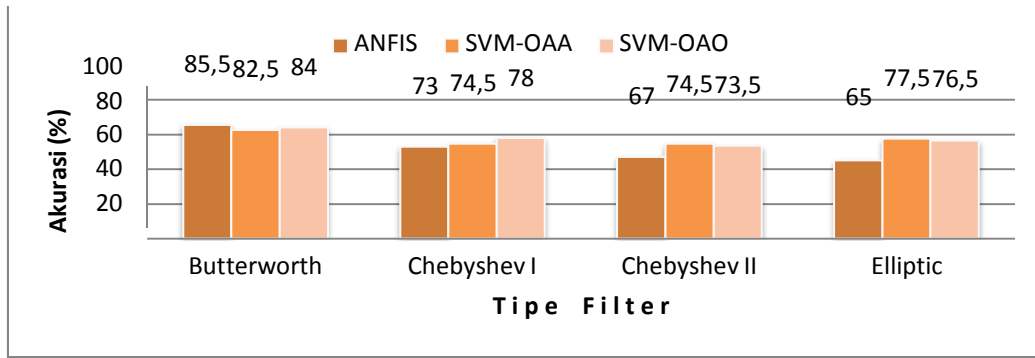


**Gambar 4** (a) Proses Pembentukan Model SVM dan ANFIS (b) Proses Uji

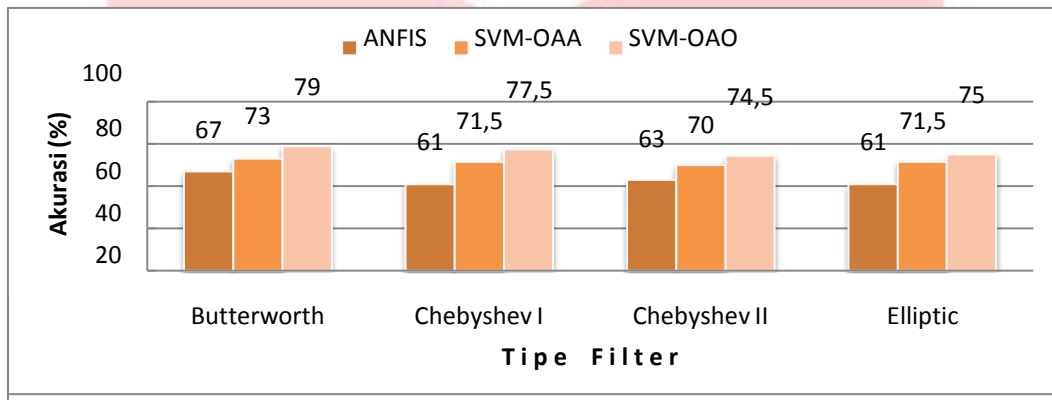
**3. Analisis Dan Keluaran Sistem**

**3.1 Pengaruh Tipe Filter dan Orde Filter Terhadap Akurasi Output Sistem**

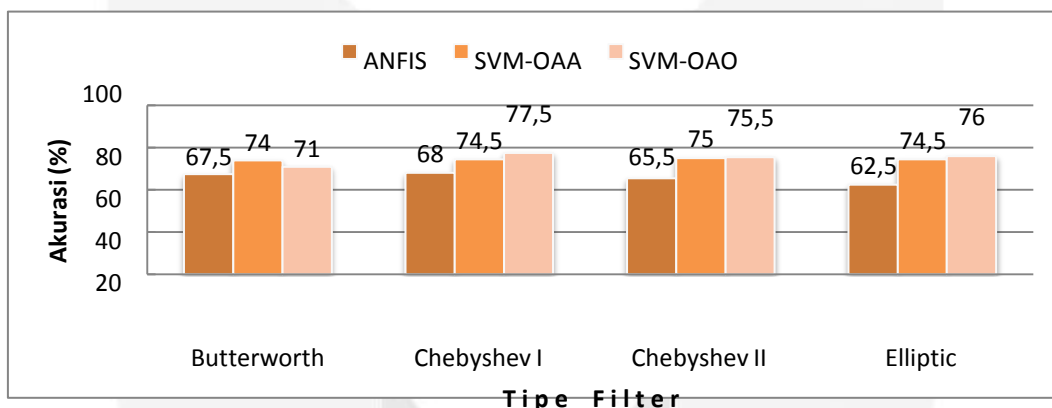
Untuk menganalisis pengaruh tipe filter terhadap akurasi *output* sistem terdapat beberapa skenario yang diujikan. Dalam skenario ini dilakukan pengujian empat tipe filter yaitu *Butterworth*, *Chebyshev I*, *Chebyshev II* dan *Elliptic* dengan nilai orde yaitu orde 3, 4 dan 5. Dalam pengujian digunakan data acuan sebanyak 50 data lagu dan 50 data lagu tiap-tiap genre sebagai data uji. Dari hasil pengujian, didapat filter terbaik, yaitu filter *Butterworth* orde 3 untuk SVM dan ANFIS.



Gambar 5 Perbandingan Tipe Filter Saat Orde Filter 3 Terhadap Akurasi Output Sistem



Gambar 6 Perbandingan Tipe Filter Saat Orde Filter 4 Terhadap Akurasi Output Sistem



Gambar 7 Perbandingan Tipe Filter Saat Orde Filter 5 Terhadap Akurasi Output Sistem

### 3.2 Pengaruh Banyak Data acuan Terhadap Akurasi Output Sistem

Dalam skenario ini dilakukan pengujian berdasarkan jumlah data acuan setiap genre yaitu 10, 20, 30, 40 dan 50. Dalam pengujian digunakan data uji sebanyak 200 data lagu yang terbagi menjadi 4 kelompok genre masing-masing berjumlah 50 data uji. Menggunakan iterasi ANFIS 10 dan parameter SVM jenis *kernel polynomial*,  $kernelopton = 1$ ,  $C = 10$  dan  $lambda = 1e-2$ . Dari tabel 1 dan 2 didapat kesimpulan bahwa semakin banyak jumlah data acuan, semakin tinggi akurasinya dan sistem klasifikasi semakin ideal.

Tabel 1 Hasil klasifikasi ANFIS 50 data uji

Data Latih	Data Uji	Epoch	Waktu latih	Waktu uji	Akurasi (%)
10	50	20	0,0149	14,1784	56,5
20	50	20	0,0151	26,4035	57,5
30	50	20	0,0157	40,1811	63,5
40	50	20	0,0164	51,8437	71
50	50	20	0,0171	63,3468	85,5

**Tabel 2** Hasil klasifikasi SVM 50 data uji

Data Latih	Data Uji	Waktu latih	Waktu uji	Akurasi OAA (%)	Akurasi OAO (%)
10	50	0,0149	1,7701	72,5	75
20	50	0,0151	1,9533	77,5	83
30	50	0,0157	1,9738	79,5	85,5
40	50	0,0164	2,0067	82	84
50	50	0,0171	2,1995	82,5	84

### 3.3 Pengujian dan Analisis Metode Klasifikasi *Support Vector Machine* Terhadap Akurasi Output Sistem

#### 3.3.1 Pengaruh *Kernel Option*

Dalam skenario ini dilakukan lima pengujian nilai *kerneloption* 1, 2, 3, 4 dan 5. Pelatihan SVM menggunakan parameter yaitu jenis *kernel polynomial*, nilai C 10, dan nilai epsilon . Data uji yang digunakan 50 tiap-tiap genre sehingga total data uji sejumlah 200 data uji. Dari tabel 3 didapat kesimpulan bahwa akurasi tertinggi saat *kerneloption* = 2, saat 3 dan seterusnya akurasi semakin menurun.

**Tabel 3** Pengaruh *Kerneloption*

<i>Kerneloption</i>	Waktu latih	Waktu uji	Akurasi OAA (%)	Akurasi OAO (%)
1	0.0152	2,1276	83	83
2	0.0152	1,8230	86	85
3	0.0152	1,9432	82,5	85
4	0.0152	3,9348	84	84,5
5	0.0152	24,1624	82,5	84,5

#### 3.3.2 Pengaruh nilai *Epsilon*

Dalam skenario ini dilakukan pengujian nilai *epsilon*. Pelatihan SVM menggunakan parameter yaitu jenis *kernel polynomial*, *kernel option* 2 dan nilai C sebesar 10. Data uji yang digunakan 50 tiap-tiap genre sehingga total data uji sejumlah 200 data uji. Dari tabel 4 didapat kesimpulan bahwa akurasi tertinggi saat nilai epsilon dan nilai *epsilon* saat sampai dengan sama sekali tidak berpengaruh terhadap akurasi karena akurasi tetap 84,5% dan 83,5%.

**Tabel 4** Pengaruh nilai *Epsilon*

<i>Epsilon</i>	Waktu latih	Waktu uji	Akurasi OAA (%)	Akurasi OAO (%)
0,1	0,0150	2,1325	86	85
0,01	0,0150	2,0369	84,5	83,5
0,001	0,0150	2,0748	84,5	83,5
0,0001	0,0150	2,1074	84,5	83,5

### 3.4 Pengujian dan Analisis Metode Klasifikasi *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* Terhadap Akurasi Output Sistem

Dalam skenario ini dilakukan lima pengujian nilai iterasi 10, 20, 30, 40 dan 50. Data uji yang digunakan 50 tiap-tiap genre sehingga total data uji sejumlah 200 data uji. Dari tabel 5 didapat kesimpulan saat nilai iterasi sebesar 20 akurasi pada klasifikasi ANFIS menjadi yang terbaik dengan akurasi sebesar 84,5% dan setelah lebih dari iterasi 20 akurasi semakin menurun.

**Tabel 5** Pengaruh nilai iterasi

<i>Epoch</i>	Waktu latih	Waktu uji	ANFIS Akurasi (%)
10	0.0201	97.9109	85.5
20	0.0201	202.0652	87
30	0.0201	312.4685	83
40	0.0201	410.0513	79.5
50	0.0201	506.6138	77

#### 4. Kesimpulan

1. Perancangan simulasi klasifikasi *genre* lagu dengan *Support Vector Machine* dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* sudah dirancang. Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa metode ini dapat digunakan untuk simulasi yang dirancang.
2. Setelah dilakukan pengujian dengan metode klasifikasi *Support Vector Machine* dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* terhadap klasifikasi 4 *genre* lagu yaitu metal, blues, pop dan dance akurasi tertinggi adalah 87% menggunakan metode ANFIS dengan filter butterworth orde 3 untuk jumlah data acuan 50 tiap-tiap *genre*, jumlah data uji 50 tiap-tiap *genre* dan nilai iterasi 20.

#### 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] Brigham, E. Organ. 1988. *The Fast Fourier Transform And Its Application*. Singapore : Prentice Hall, Inc
- [4] Ayuning, M. Rosyita. 2015. *Simulation and Analysis of Music Genre Classification Based on Fast Fourier Transform and Support Vector Machine*. Bandung. Universitas Telkom.
- [5] Lawrence.R.Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Model and Selected Application in Speech Recognition", Proc.of IEEE Vol77, 257-286, February 1989.
- [6] Petty, Brendan. 2010. "Music *Genre* Classification using a Backpropagation Neural Network", Labrosa
- [7] Jacob, F. Nadya. 2010. *The Use of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) for Arrhythmia Heart Disorder Classification based on Electrocardiogram (ECG)*. Bandung. Universitas Telkom.