

Pemrosesan Sinyal Digital Untuk Mengidentifikasi Akord Dasar Penyanyi Dengan Metode Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) Dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation

Digital Signal Processing To Identify chords Singer Using Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) and Neural Network Backpropagation Methods

Muhamad Ali Romli¹, Achmad Solichin²

Program Studi Magister Ilmu Komputer,
Universitas Budi Luhur, Jakarta, 12260
Telp : (021) 5853753 ext 253, Fax : (021)

E-mail : ¹aleemantap@gmail.com , ²Achmatim@gmail.com

Abstract

Accompany a song of a singer, keyboard player music obliged to know or determine the basic chord according to the singer's voice. For keyboard player who already has high experience, determine the basic chord it is quite easy, because usually players who have experienced already have good instincts. Unlike the player who is not so experienced this will be something that is not easy. If this happens it will affect the performance of the singer in the song singer eg tone controls are less precise. Inaccuracy singer tone control can be caused because the basic key that is not appropriate. Therefore, we need a media that can detect the chord of the singer's voice. In this research, the chord to be detected is the standard chord is major and minor. In this study develops the singer's voice recognition to identify the basic chords using artificial neural network backpropagation method as a method of pattern recognition and Mel Frequency cepstral Coefficients (MFCC) as feature extraction method. The purpose of this study is to find the parameters that can produce the highest accuracy. Parameters used in the process of propagation pattern recognition, namely the number of coefficients as input values, hidden neurons, error tolerance, learning rate, and the value of the epoch. Total chords sound data used in this study as many as 168 samples. From the experiment, the highest accuracy achieved is 87.5 % in cepstral coefficients using of 50 and 1000 epoch..

Keywords : Chord, Tone, Mel Frequency cepstral Coefficients (MFCC), Artificial Neural Networks, Backpropagation, singer, player

Abstrak

Dalam mengiringi sebuah lagu dari seorang penyanyi, player musik keyboard diharuskan mengetahui atau menentukan akord dasar atau kunci dasar yang sesuai dengan suara penyanyi. Bagi player keyboard yang sudah memiliki jam terbang tinggi, menentukan akord dasar itu cukup mudah, karena biasanya player yang sudah berpengalaman sudah memiliki insting yang bagus. Berbeda dengan player yang belum begitu berpengalaman hal ini akan menjadi sesuatu yang tidak mudah. Jika hal ini terjadi maka akan mempengaruhi performance penyanyi dalam membawakan lagu misalnya kontrol nada penyanyi yang kurang tepat. Ketidaktepatan kontrol nada penyanyi bisa disebabkan karena akord dasar yang tidak sesuai. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah media yang dapat mendeteksi akord dari suara penyanyi. Pada penelitian ini mengembangkan pengenalan suara penyanyi untuk mengidentifikasi akord dasar menggunakan metode jaringan syaraf tiruan backpropagation sebagai metode pengenalan pola dan Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) sebagai metode ekstraksi ciri. Tujuan penelitian ini adalah untuk menemukan parameter-parameter

yang dapat menghasilkan akurasi tertinggi. Parameter yang digunakan dalam proses pengenalan pola *backpropagation*, yaitu jumlah koefisien sebagai nilai input, *hidden neuron*, toleransi galat, *learning rate*, dan nilai *epoch*. Total data suara akord yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 168 sampel. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, akurasi tertinggi sebesar 87.5 % diperoleh dengan menggunakan koefisien *cepstral* 50, dan *epoch* 1000.

Kata kunci : Akord, Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC), Jaringan Syaraf Tiruan, Backpropagation, penyanyi, player

1. PENDAHULUAN

Untuk mengetahui akord dasar dari sebuah lagu yang hendak dinyanyikan oleh penyanyi biasanya pemain musik keyboard berlandaskan dengan *insting* yang dimilikinya. *Insting* pemain keyboard diperoleh dengan pengalaman dalam bermusik. Mengetahui akord dasar yang hendak dinyanyikan adalah suatu keharusan karena akord dasar akan mempengaruhi akord selanjutnya. Berbeda dengan player yang belum begitu berpengalaman hal ini akan menjadi sesuatu yang tidak mudah. Jika hal ini terjadi maka akan mempengaruhi performance penyanyi dalam membawakan lagu misalnya kontrol nada penyanyi yang kurang tepat. Ketidaktepatan kontrol nada penyanyi bisa disebabkan karena akord dasar yang tidak sesuai. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah media yang dapat mendeteksi akord dari suara penyanyi. Pada penelitian ini mengembangkan pengenalan suara penyanyi untuk mengidentifikasi akord dasar menggunakan metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation* sebagai metode pengenalan pola dan Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) sebagai metode ekstraksi ciri. Pada penelitian ini, akan akord yang akan diidentifikasi adalah triad akord minor dan mayor. Sampel suara akord yang di ambil berasal dari rekaman suara penyanyi atau orang dapat bernyanyi dan berasal dari sampel akord piano dengan waktu perekaman sampel yaitu 5 detik kemudian disimpan dengan format *wav*. Input dari sistem ini adalah nilai MFCC yang sudah dinormalisasi dan output dari sistem ini adalah jumlah akord yang sesuai dengan target latihan.

2. LANDASAN TEORI

2.1 Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation

Jaringan Syaraf Tiruan adalah suatu teknik pemrosesan informasi yang terinspirasi oleh sistem sel syaraf biologi. Jaringan Syaraf Tiruan menyerupai otak manusia dalam dua hal yaitu pengetahuan diperoleh jaringan melalui proses belajar dan kekuatan hubungan antar sel syaraf (*neuron*) digunakan untuk menyimpan pengetahuan. Jaringan Syaraf Tiruan mengadopsi dasar dari sistem syaraf biologi, menerima masukan dari suatu data atau dari output sel syaraf pada jaringan syaraf. Setiap masukan datang melalui suatu hubungan yang sudah ada, dan setiap pola-pola informasi masukan dan output yang diberikan kedalam Jaringan Syaraf Tiruan diproses dalam *neuron*. *Neuron-neuron* tersebut terkumpul didalam lapisan-lapisan yang disebut *neuron layers* [1].

Sedangkan *backpropagation* merupakan algoritma pembelajaran yang terwarisi dan biasanya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan *neuron-neuron* yang ada pada lapisan tersembunyinya. Algoritma *backpropagation* menggunakan *erroroutput* untuk mengubah nilai-nilai bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu untuk mendapatkan nilai error tersebut. Saat perambatan maju *neuron-neuron* diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi yang dapat dideferensiasikan, seperti sigmoid [2].

2.1 Ekstraksi Ciri Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)

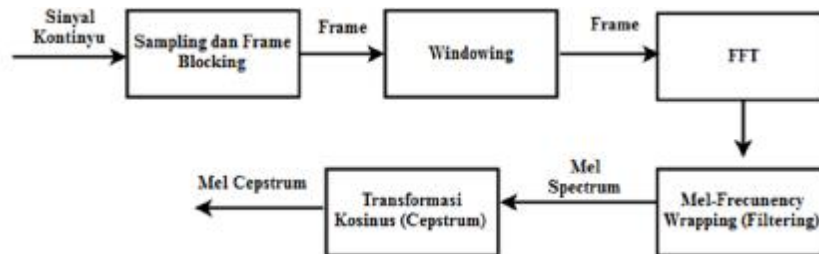
Sinyal suara adalah sinyal yang berubah terhadap waktu secara perlahan (*quasi-stationary*). Untuk rentang waktu yang pendek (antara 5 and 100 milliseconds), karakteristik sinyal ini bisa dianggap stasioner. Namun demikian untuk untuk periode yang cukup panjang (115 seconds atau lebih) karakteristik sinyal berubah yang mencerminkan perbedaan bunyi yang diucapkan. Oleh karena itu, *short-time spectral analysis* adalah yang biasa dilakukan untuk mengkarakterisasi sinyal suara [3].

Mel Frequency Cepstrum Coefficient (MFCC) memiliki beberapa keunggulan dibandingkan dengan metode lainnya, antara lain [4]. Mampu menangkap informasi-informasi penting yang terkandung dalam sinyal suara.

1. Menghasilkan data seminimal mungkin tanpa menghilangkan informasi-informasi penting yang ada.

2. Mengadaptasi organ pendengaran manusia dalam melakukan persepsi terhadap sinyal suara.
3. Menghasilkan pendekatan yang lebih baik terhadap sistem pendengaran manusia karena menggunakan fungsi logaritmik dalam perhitungannya.

Tujuan dari MFCC ini adalah untuk memperoleh cepstrum yang berupa vektor-vektor data yang akan digunakan sebagai nilai input kepada arsitekturjaringna syaraf tiruan. Blok diagram dari MFCC ditunjukkan pada Gambar 1, berikut.



Gambar 1: Langkah-langkah MFCC [5]

1. Frame Blocking
Pada tahap ini dilakukan segmentasi *frame* dengan lebar tertentu yang saling *overlapping frame*. Tiap hasil *frame* direpresentasikan dalam sebuah vektor. Agar tidak kehilangan informasi [6].
2. Windowing
Merupakan salah satu jenis *filtering frame* dengan mengalikan *frame* dengan *window* yang digunakan. *Windowing* dilakukan untuk meminimalkan diskontinuitas (*non-summary*) sinyal pada bagian awal dan akhir sinyal suara. Penelitian suara banyak menggunakan *Window Hamming* karena kesederhanaan formulanya dan nilai kerja *window*. Persamaan *Window Hamming* dapat dituliskan sebagai berikut [6]:

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad (1)$$

3. Fast Fourier Transform (FFT)
FFT merupakan algoritme yang mengimplementasikan *discrete fouries transform* (DFT). DFT adalah mengubah tiap frame dari *domain waktu* ke *domain frekuensi* yang didefinisikan pada persamaan berikut [6] :

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} X_n e^{-f2\pi kn/N} \quad (2)$$

$$k = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

Keterangan :

Xk = magnitude frekuensi

4. Mel-Frequency Wrapping
Persepsi sistem pendengaran manusia terhadap sinyal suara ternyata tidak hanya bersifat *linear* [4]. Penerimaan sinyal suara untuk frekuensi rendah di bawah 1000 bersifat linear, sedangkan frekuensi tinggi di atas 1000 bersifat logaritmik. Skala inilah yang disebut skala *mel-frequency* berupa filter. Persamaan berikut dapat digunakan untuk perhitungan *mel-frequency* dalam frekuensi Hz [5]:

$$F_{mel} = \begin{cases} 2595 * \log_{10} (1 + FHz/700), & FHz < 1000 \\ FHz, & FHz \leq 0 \text{ } 1000 \end{cases} \quad (3)$$

5. Cepstrum
Cepstrum merupakan hasil *mel-frequency* yang diubah menjadi domain waktu menggunakan *discrete cosine transform* (DCT). Berikut persamaannya [5] :

$$C_j = \sum_{i=1}^M X_i \cos \left(\cos \frac{f(i-1) \pi}{2 M} \right) \quad (4)$$

Keterangan :

C_j = nilai koefisien C ke j

$j = 1, 2, 3, \dots$ sampai koefisien yang diharapkan

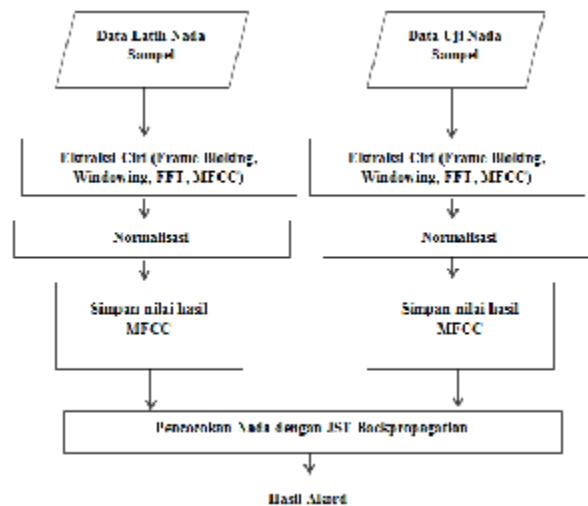
X_i = nilai X hasil *mel-frequency wrapping* pada frekuensi $i=1, 2$ sampai n jumlah *wrapping*

M = jumlah filter

3.RANCANGAN SISTEM

3.1 Diagram Blok Sistem

Sebagai representasi sistem yang sedang dibangun maka perlu dibuat diagram blok diagram sistem.



Gambar 2: Diagram Blok Sistem

Gambar 2, diatas merupakan rangkaian secara umum dari diagram blok sistem. Pada diagram tersebut terdapat input dari sampel suara yang berasal dari *talent*. Adapaun penjelasan dari diagram blok diatas adalah sebagai berikut :

1. *Data latih sampel* adalah masukan sampel berupa file .wav. Data tersebut direkam menggunakan software Matlab selama 5 detik.
2. *Ekstraksi ciri* merupakan proses sinyal nada sampel yang masuk berupa sinyal analog yang kemudian diubah menjadi sinyal diskrit menggunakan proses sampling. Bentuk sinyal diskrit nantinya lebih mudah untuk diproses menjadi deretan nilai matrik dari proses frame blocking, windowing, dan *Fast Fariour Transform (FFT)*, *Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)*.
3. Setelah diperoleh nilai MFCC data perlu dinormalisasikan dengan rumus

$$\text{Data ke N} = \frac{0.8 (\text{Data ke N} - \text{Data minimum})}{\text{Data maksimum} - \text{Data minimum}} + 0.1 \quad (5)$$

4. Simpan nilai, merupakan hasil nilai dari perhitungan MFCC yang digunakan sebagai nilai referensi atau nilai acuan untuk mencocokkan nilai dari data uji.
5. Data uji nada sampel sama dengan data latih. Data tersebut diperoleh dengan cara merekam lagu selama 5 detik menggunakan software Matlab.
6. Pencocokan nada adalah proses mencocokkan nilai MFCC dari data uji dengan data latih. Proses tersebut dihitung berdasarkan tingkat kemiripan dengan data latih menggunakan jaringan syaraf tiruan backpropagation.

3.2 Perancangan Modul JST

Tahap pembuatan modul ini menggunakan *JST backpropagation* bertujuan untuk pengenalan pola. Pengenalan pola ini dilakukan untuk data latih, setelah vektor ciri diperoleh ekstraksi ciri dari proses MFCC. Vektor ciri inilah yang

disebut sebagai nilai-nilai *coeficients cepstral* yang nantinya sebagai inputan (neuron input) kepada JST. Nilai-nilai tersebut diambil sesuai kebutuhan JST sebagaimana Tabel 1.

Tabel 1: Karakteristik Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Karakteristik	Spesifikasi
Arsitektur	1 hidden layer
Neuron Input	50, 100, 150 (koefisien hasil ekstraksi ciri)
Neuron output	24 (banyaknya akord dasar)
Fungsi aktivasi	Sigmoid biner
Hidden neuron	60
Toleransi galat	10^{-3}
Learning rate	0.01
Epoch	10000,5000,1000,500

3.3 Data Pelatihan Dan Target Latih

Untuk memperoleh nilai pelatihan yang optimal dapat dilakukan dengan kombinasi *hidden neuron*. Penelitian ini menggunakan kombinasi jumlah *hidden neuron* 50, 100, dan 150. Dan *hidden input* 60. Sedangkan parameter lain dibuat sesuai nilai *default*-nya, yaitu nilai toleransi galat 0.001, nilai *learning rate* 0.01.

Nilai *hidden input* diperoleh dari nilai vektor MFCC pada setiap sampel suara yang direkam. Pada setiap pelatihan sampel berjumlah 120 (24 x 5) yang terdiri dari 12 akord mayor dijumlahkan dengan 12 minor dikali dengan 5 kali perekaman. Dari 24 akord atau kunci adalah sebagai data target latih yang disusun menjadi matriks berukuran 1 x 120, maka pola matriks yang didapat :

Matrik_target_latih = [1,2,3,.....s/d.....,24];

Angka 1 sampai dengan 24 adalah representasi dari nama akord.

Tabel 2: Angka Kode akord

Kode	Akord
1	A#
2	A
3	Am
4	Am#
5	B
6	Bm
7	C#
8	C
9	Cm#
10	Cm
11	D#
12	D
13	Dm#
14	Dm
15	E
16	Em
17	F#
18	F
19	Fm#
20	Fm
21	G#
22	G
23	Gm#
24	Gm

Untuk melengkapi penelitian ini, maka perlu untuk menguji jenis mayor atau minor. Maka dalam pengkodean target latih hanya terdiri dari 2 saja, yaitu untuk kode 1 adalah nada Mayor dan kode 2 untuk nada Minor.

4.HASIL PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data Latih

Sebelum pengujian sistem, dilakukan pemrosesan data latih untuk mengetahui ciri standar dari sebuah kunci nada piano. Data latih ini yang akan dijadikan acuan atau pencocokan dari data uji. Pada dasarnya tahapan yang dilakukan pada proses pengambilan sampel adalah dengan melakukan perekaman akord piano sebanyak 12 kunci mayor dan 12 kunci minor yang diulang sebanyak 5 kali sehingga total data menjadi 120 sampel suara. Cara perekaman dilakukan dengan menekan akord piano pada kombinasi oktaf ke 3 dan ke 4. Dalam proses perekaman menggunakan *microphone* dan menggunakan *software Matlab R2013a* dengan frekuensi sampling sebesar 8000 Hz dengan durasi waktu selama 5 detik. Hasil perekam disimpan dengan format .wav di dalam folder yang sudah ditentukan.

4.2 Pengumpulan Data Uji

Data uji merupakan data sampel yang akan diuji pada penelitian ini. Data uji diperoleh dengan cara merekam suara nyanyian *talent* yaitu orang yang bisa bernyanyi. Tahapan yang dilakukan pada proses pengambilan sampel data uji adalah dengan melakukan perekaman suara *talent* sebanyak 12 yang bernada dasar akord mayor dan 12 bernada akord minor yang diambil dari satu orang sehingga menjadi 24 sampel *talent* suara dan 24 (12 minor dan 12 mayor) suara akord piano maka jumlah seluruhnya 48 sampel. Suara yang direkam adalah lagu yang dinyanyikan oleh *talent* selama 5 detik. Lagu nyanyikan tersebut ialah lagu Hallo Hallo Bandung untuk akord mayor dan lagu Syukur untuk akord minor, Dalam proses perekaman menggunakan *microphone software Matlab R2013a* dengan frekuensi sampling sebesar 8000 Hz. Hasil perekam disimpan dengan format .wav di dalam folder yang sudah ditentukan. Komposisi akord lagu yang direkam sama dengan proses untuk data pelatihan.

4.3 Pengumpulan Nilai MFCC

Setelah data pelatihan dan pengujian terkumpul maka selanjutnya proses ekstraksi ciri. Proses ini dilakukan untuk mendapatkan nilai vektor MFCC sebagai inputan kepada JST. Proses ini digunakan 4 parameter yaitu *sampling rate*, *time frame*, *overlap*, dan *cepstral coefficient*. Pada penelitian ini akan digunakan koefisien *cepstral* sebesar 50, 100, dan 150. Proses MFCC dilakukan untuk mendapatkan nilai vektor MFCC untuk data pelatihan dan data uji. Proses MFCC dilakukan dengan 1 kali proses dengan mengambil vektor koefisien sebanyak 150 untuk setiap jenis data. Setelah itu dengan data yang diambil masing-masing 50, 100 dan 150. Seperti pada Tabel 3.

Tabel 3: Nilai MFCC Untuk Data Latih Dan Uji

No	Jenis Data	Jumlah koefisien MFCC			Jumlah Sampel	Sampel
1	Data Latih	50	100	150	120	Piano
2	Data Uji 1	50	100	150	24	Piano
3	Data Uji 2	50	100	150	24	Vokal

4.4 Hasil Pengujian

Tahap pengujian dilakukan dengan menggunakan kombinasi parameter yang berbeda sehingga terlihat perbandingan akurasi dan diperoleh hasil yang baik. Dalam penelitian ini, pengujian dilakukan dengan 4 tahap dengan penjelasan pada Tabel 4.

Tabel 4: Data tahap pengujian

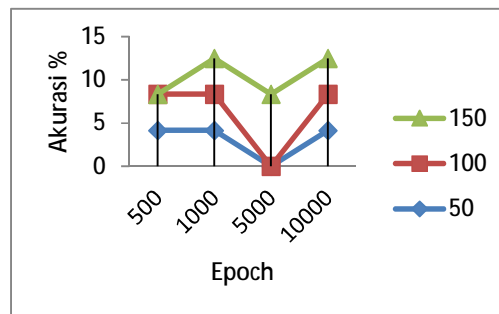
Peng. Ke	Tujuan	Jumlah sampel uji	Ket.
1	Mengidentifikasi akord suara sampel vokal <i>talent</i>	24	Sampel sama
2	Mengidentifikasi nada minor dan mayor dari sampel vokal <i>talent</i>	24	
3	Mengidentifikasi akord sampel piano	24	Sampel sama
4	Mengidentifikasi nada minor dan mayor dari sampel piano	24	

4.4.1 Perbandingan Hasil Pengujian Tahap Ke 1

Tabel 5: Perbandingan nilai akurasi antara koefisien dan nilai epoch tahap ke 1

Koefisien MFCC	Epoch			
	10000	5000	1000	500
150	4.16 %	8.33 %	4.16 %	0 %
100	4.16 %	0 %	4.16 %	4.16 %
50	4.16 %	0 %	4.16 %	4.16 %

Tabel 5, menunjukkan perbandingan akurasi penggunaan koefisien 150, 100, dan 50 terhadap nilai *epoch* 10000, 5000, 1000, dan 500. Akurasi terendah diperoleh dengan koefisien 150 pada *epoch* 500, 100 pada *epoch* 5000, 50 pada *epoch* 5000 yaitu sebesar 0 %. Sedangkan akurasi tertinggi diperoleh dengan koefisien 150, yaitu sebesar 8.33 % pada *epoch* 5000.



Gambar 2: Grafik nilai akurasi antara koefisien dan nilai epoch tahap ke 1

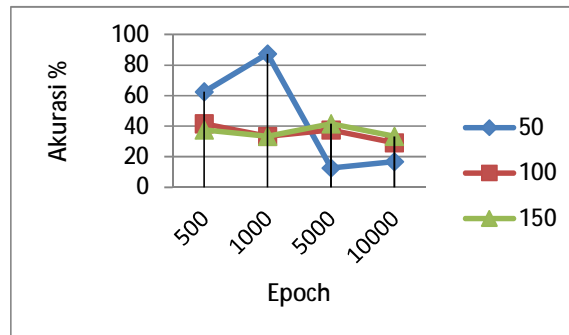
Dari Gambar IV-3 adalah grafik hasil akurasi antara koefisien dan nilai *epoch* tahap ke 1. Nilai koefisien 150 adalah nilai terbaik untuk inputan parameter pengujian. Tetapi semakin banyak nilai *epoch* tidak mesti semakin tinggi nilai akurasinya. Nilai akurasi tertinggi untuk setiap koefisien pada *epoch* 10000.

4.4.2 Perbandingan Hasil Pengujian Tahap Ke 2

Tabel 6: Perbandingan nilai akurasi antara koefisien dan nilai epoch tahap ke 2

Koefisien MFCC	Epoch			
	10000	5000	1000	500
150	33.33 %	41.66 %	33.33 %	37.5 %
100	29.16 %	37.5 %	33.33 %	41.66 %
50	16.66 %	12.5 %	87.5 %	62.5 %

Tabel 6, menunjukkan perbandingan akurasi penggunaan koefisien 150, 100, dan 50 terhadap nilai *epoch* 10000, 50000, 1000, dan 500. Akurasi terendah diperoleh dengan koefisien 50, yaitu sebesar 12.5% pada *epoch* 5000. Sedangkan rata-rata akurasi tertinggi diperoleh dengan koefisien 50, yaitu sebesar 87.5 % pada *epoch* 1000.



Gambar 3: Grafik nilai akurasi antara koefisien dan nilai epoch tahap ke 2

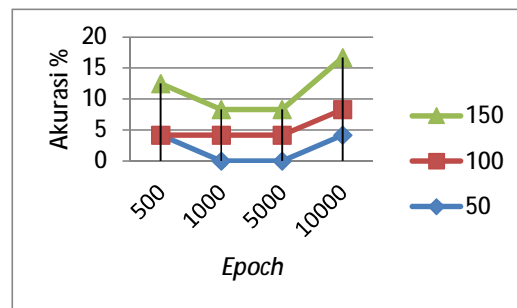
Dari Gambar IV-4 adalah grafik hasil akurasi antara koefisien dan nilai *epoch* tahap ke 2. Nilai koefisien 50 adalah nilai terbaik untuk inputan parameter pengujian. Tetapi semakin banyak nilai *epoch* tidak mesti semakin tinggi nilai akurasinya.

4.4.3 Perbandingan Hasil Pengujian Tahap Ke 3

Tabel 7: Perbandingan nilai akurasi antara koefisien dan nilai epoch tahap ke 3

Koefisien MFCC	Epoch			
	10000	5000	1000	500
150	4.16 %	4.16 %	4.16 %	8.33 %
100	4.16 %	4.16 %	4.16 %	0 %
50	8.33 %	0 %	0 %	4.16 %

Tabel 7, menunjukkan perbandingan akurasi penggunaan koefisien 150, 100, dan 50 terhadap nilai epoch 10000, 50000, 1000, dan 500. Akurasi terendah diperoleh dengan koefisien 50, yaitu sebesar 0 % pada *epoch* 5000 dan 1000. Sedangkan akurasi tertinggi diperoleh dengan koefisien 150, yaitu sebesar 8.33 % pada *epoch* 500 dan pada koefisien 50 pada *epoch* 10000 sebesar 8.33 %.



Gambar 4: Grafik nilai akurasi antara koefisien dan nilai epoch tahap ke 3

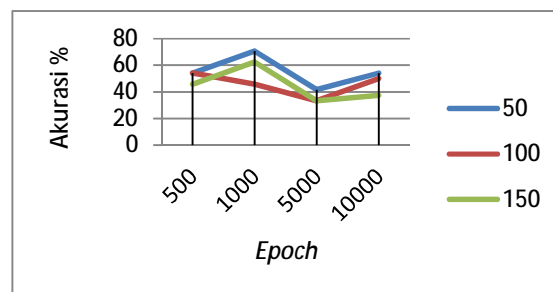
Dari Gambar IV-5 adalah grafik hasil akurasi antara koefisien dan nilai epoch tahap ke 3. Nilai koefisien 150 adalah nilai terbaik untuk inputan parameter pengujian. Penurunan nilai akurasi terjadi pada nilai *epoch* 1000 dan 5000. Dan nilai akurasi tertinggi pada *epoch* 10000.

4.4.4 Perbandingan Hasil Pengujian Tahap Ke 4

Tabel 8: Perbandingan nilai akurasi antara koefisien dan nilai epoch

Koefisien MFCC	Epoch			
	10000	5000	1000	500
150	37.5 %	33.33 %	62.5 %	45.83 %
100	50 %	33.33 %	45.83 %	54.16 %
50	54.16 %	41.66 %	70.83 %	54.16 %

Tabel 8, menunjukkan perbandingan akurasi penggunaan koefisien 150, 100, dan 50 terhadap nilai epoch 10000, 5000, 1000, dan 500. Akurasi terendah diperoleh dengan koefisien 150, yaitu sebesar 33.33% pada epoch 5000. Sedangkan akurasi tertinggi diperoleh dengan koefisien 50, yaitu sebesar 70.83 % pada epoch 1000.



Gambar 5 : Grafik nilai akurasi antara koefisien dan nilai epoch tahap ke 4

Dari Gambar IV-6 adalah grafik hasil akurasi antara koefisien dan nilai epoch tahap ke 4. Nilai koefisien 50 adalah nilai terbaik untuk inputan parameter pengujian. Tetapi semakin banyak nilai epoch tidak mesti semakin tinggi nilai akurasinya.

4.5 Analisis Hasil Pengujian

Tabel 9: Hasil dari 4 tahap pengujian

Pengujian Ke	Akurasi Tertinggi	Akurasi Terendah
1.	koefisien 150 sebesar 8.33 % pada epoch 5000.	Koefisien 150 pada epoch 500,100 pada epoch 5000, 50 pada epoch 5000 yaitu sebesar 0 %.
2.	koefisien 50 sebesar 87.5 % pada epoch 1000.	koefisien 50, yaitu sebesar 12.5% pada epoch 5000.
3.	koefisien 150 sebesar 8.33 % pada epoch 500 dan koefisien 50 pada epoch 10000 sebesar 8.33 %.	koefisien 50 sebesar 0 % pada epoch 5000 dan 1000.
4.	koefisien 50 sebesar 70.83 % pada epoch 1000.	koefisien 150 sebesar 33.33% pada epoch 5000

Dari Tabel 9, dapat disimpulkan bahwa pengujian pada tahap ke 2 yaitu pengujian untuk menentukan mayor dan minor merupakan pengujian yang terbaik karena nilai memperoleh nilai persentase tertinggi dengan nilai 87.5 %. Sedangkan pengujian pada tahap ke 1 yaitu pengujian untuk menentukan akord merupakan pengujian terburuk

karena memperoleh nilai persentase terendah karena nilai akurasi terendah adalah 0 terletak di 3 *epoch* dan koefisien. Maka dengan melihat data-data pada Tabel 9, penelitian ini dengan tujuan mengidentifikasi akord dasar penyanyi kurang berhasil tetapi untuk mengidentifikasi kategori mayor dan minor nada penyanyi cukup berhasil.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dapat diambil kesimpulan bahwa penelitian ini :

1. Sistem dapat memproses sinyal digital melalui *sampling, framing, windowing, FFT, Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) dan hasil MFCC menjadi nilai masukan kepada Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation.
2. Setelah proses pelatihan dan pengujian, sistem dapat mengklasifikasi akord berdasarkan kategori mayor dan minor dengan akurasi mayor dan minor dari sampel penyanyi dengan nilai akurasi terbesar 87.5 %. Dan dapat mengidentifikasi kategori nada mayor dan minor dari sampel piano dengan nilai akurasi terbesar 70.83 %.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Adler, J., Azhar, M., Supatmi, S., 2013, *Identifikasi Suara Dengan MATLAB Sebagai Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan*, Telekontran, Universitas Komputer Indonesia, Vol.1, No. 1, Januari.
- [2] Kusumadewi, S., 2004, *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXCEL LINK*, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [3] Buono, A., Jatmiko, W., Kusumoputra, B., 2010, 'Sistem Identifikasi Pembicara Berbasis Power Spektrum Menggunakan Hidden Markov Model', *Seminar Nasional Teknologi Informasi*, Departemen Ilmu Komputer FMIPA, Institut Pertanian Bogor.
- [4] Rizky, H.M., 2009, 'Rancangan Bangun Sistem Pengenalan Penyakit Jantung dengan Metode Hidden Markov Model', *Skripsi*, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia, Depok.
- [5] Buono A. 2009. Representasi Nilai HOS dan Model MFCC Sebagai Ekstraksi Ciri Pada Sistem Identifikasi Pembicara di Lingkungan Ber-Noise Menggunakan HMM [Disertasi]. Depok (ID): Program Pascasarjana, Universitas Indonesia.
- [6] Akbar, T., 2014, "Penerapan *Mel-Frequency Cepstrum Coefficients* (MFCC) Sebagai Ekstraksi Ciri Pada Transkripsi Suara Ke Teks Dengan *Self Organizing Maps* (SOM)", *skripsi*, Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor.