

# PENGENALAN TUTUR TERISOLASI DALAM BAHASA INDONESIA MENGUNAKAN MFCC, FCM, DAN ANFIS

Utis Sutisna<sup>1)</sup>, Risanuri Hidayat<sup>2)</sup>, Litasari<sup>3)</sup>

<sup>1,2,3)</sup> Jurusan Teknik Elektro dan Teknologi Informasi FT UGM

Jln. Grafika 2 Telp. (0274) 510983, 552305 Yogyakarta 55281 INDONESIA

email : utis.sutisna@mail.ugm.ac.id<sup>1)</sup>, risanuri@te.ugm.ac.id<sup>2)</sup>, litasari@te.ugm.ac.id<sup>3)</sup>

## Abstrak

Dalam penelitian ini Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) digunakan untuk pengenalan tutur terisolasi dalam Bahasa Indonesia dengan ekstraksi ciri menggunakan algoritma Mel-Frequency Cepstrum Coefficient (MFCC). Sistem neuro-fuzzy ini mempunyai dua fase awal. Fase pertama adalah identifikasi sistem menggunakan algoritma Fuzzy C-Means (FCM) yang mengidentifikasi parameter-parameter dan menginisialisasi aturan-aturan yang digunakan pada sistem inferensi fuzzy (Fuzzy Inference System, FIS). Fase kedua adalah pelatihan sistem fuzzy dengan menggunakan ANFIS untuk mengoptimasi parameter-parameter sistem fuzzy. Unjuk kerja sistem dievaluasi menggunakan sampel tutur untuk pelatihan dan pengujian. Dengan jumlah aturan fuzzy 80, 100, 120, 140, 160, 180, 200 dan 220, hasil pengujian dengan data pelatihan menunjukkan bahwa tingkat akurasi rata-rata adalah 100%. Pengujian dengan data pengujian memberikan hasil tingkat akurasi rata-rata terendah 77,33% dan tingkat akurasi rata-rata tertinggi 86,67%.

**Kata kunci:** Pengenalan tutur terisolasi, ANFIS, MFCC, FCM.

## 1. Pendahuluan

Sistem inferensi fuzzy sering kali digunakan sebagai salah satu mekanisme inferensi pada sistem pakar, terutama untuk sistem pakar yang menggunakan aturan-aturan dalam basis pengetahuannya. Meskipun logika fuzzy dapat menterjemahkan pengetahuan dari para pakar secara langsung dengan menggunakan aturan-aturan yang dibangun secara linguistik, namun biasanya dibutuhkan waktu yang cukup lama untuk menetapkan fungsi keanggotaan pada setiap pernyataan linguistiknya. Untuk kepentingan efisiensi waktu dan biaya, perlu adanya metode lain yang digunakan untuk melengkapi logika fuzzy tersebut. Metode FCM untuk perkiraan harga awal parameter-parameter fungsi keanggotaan diikuti teknik-teknik pembelajaran pada jaringan neural dapat mengotomatisasi proses tersebut dan secara substansial dapat mengurangi waktu dan biaya [1].

Penerapan sistem neuro-fuzzy yang menggabungkan sistem fuzzy yang mempunyai gaya

penalaran seperti manusia dengan jaringan neural yang mempunyai kemampuan pembelajaran dalam pengenalan tutur dimungkinkan dapat memberikan hasil yang lebih baik.

Penentuan set aturan pada sistem fuzzy didasarkan pada jumlah masukan dan fungsi keanggotaan. Untuk itu diperlukan proses identifikasi sistem yang mengidentifikasi parameter-parameter dan menginisialisasi aturan-aturan yang digunakan untuk membedakan kualitas-kualitas fuzzy dikaitkan dengan masing-masing cluster (Fuzzy Inference System, FIS) dengan metode clustering terhadap masukan-masukan ANFIS. Tujuan menggunakan metode clustering adalah untuk menemukan aturan yang lebih disesuaikan dengan data masukan daripada dalam suatu FIS yang dihasilkan tanpa clustering [2].

## 2. Tinjauan Pustaka

Dalam tutur-tutur Bahasa Indonesia yang digunakan dalam penelitian ini, berdasarkan elemen-elemen Vokal (V) dan Konsonan (K) terdapat 5 struktur suku kata (V, KV, KVK, KKV, KKVK); yang terdiri dari 12 suku kata, yaitu: e\, lek\, tro\, ga\, ru\, da\, ro\, bot\, sa\, tu\, si\, nyal\. Tabel 1 menunjukkan lafal, struktur fonem, struktur suku kata dan jumlah suku kata untuk setiap kelas tutur yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1 Struktur Suku Kata Tutur dalam Penelitian

Tutur	Runtun fonem	Suku kata	Jumlah suku kata
"elektro"	/e/-/lek/-/tro/	V-KVK-KKV	3
"garuda"	/ga/-/ru/-/da/	KV-KV-KV	3
"robot"	/ro/-/bot/	KV-KVK	2
"satu"	/sa/-/tu/	KV-KV	2
"sinyal"	/si/-/nyal/	KV-KKVK	2

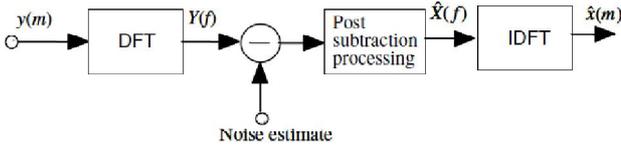
### A. End-Point Detection (EPD)

EPD ini adalah proses deteksi awal dan akhir segmen tutur secara otomatis dengan mendeteksi durasi diam dalam isyarat tutur.

Algoritma EPD yang digunakan dalam penelitian ini diusulkan oleh Rabiner yang menggunakan dua ukuran isyarat: zero crossing rate dan energi [3].

**B. Subtraksi Spektral (Spectral Subtraction)**

Subtraksi spektral adalah metode untuk restorasi spektrum daya atau spektrum magnitude isyarat yang diamati dalam *noise* tambahan, melalui pengurangan estimasi spektrum *noise* rata-rata dari spektrum isyarat ber-*noise*.



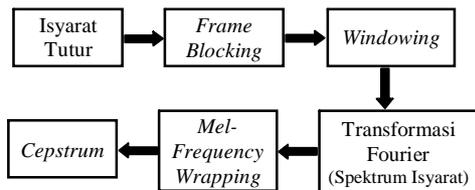
Gambar. 1 Ilustrasi subtraksi spektral.

Spektrum *noise* diestimasi dan diperbaharui dari periode ketika isyarat tidak hadir dan hanya *noise* yang hadir. Asumsinya adalah bahwa *noise* adalah stasioner atau proses yang berubah secara lambat, dan bahwa spektrum *noise* tidak berubah secara signifikan di antara periode *update*. Untuk restorasi isyarat domain-waktu, estimasi spektrum magnitude sesaat dikombinasikan dengan fase dari isyarat ber-*noise*, dan kemudian ditransformasikan melalui transformasi Fourier diskrit balik ke domain waktu [4].

**C. Mel Frequency Cepstrum Coefficient (MFCC)**

Tujuan utama dari MFCC adalah menirukan persepsi telinga manusia dalam menerima frekuensi suara. Teknik MFCC digunakan untuk ekstraksi ciri dari isyarat tutur dimana ciri-ciri yang diekstrak direpresentasikan sebagai sebuah vektor. Vektor-vektor akustik ini dapat digunakan untuk merepresentasikan dan mengenali karakteristik dari tutur [5].

Diagram blok dari *Mel-Frequency Cepstrum Coefficient* dapat dilihat pada Gambar. 2.



Gambar. 2 Diagram blok MFCC

Isyarat tutur direkam pada frekuensi sampling 16kHz. Pada tahap *frame blocking*, isyarat tutur dibentuk dalam beberapa *frame* dengan panjang *frame* 400 sample dan *overlapping* antar *frame* yang berdekatan adalah 160 sample. Proses *frame blocking* dilakukan dengan proses *windowing* menggunakan *hamming window*.

Selanjutnya Transformasi Fourier dilakukan untuk setiap *frame*. Karena hasil dari transformasi Fourier ini adalah simetris, maka hanya diambil setengah dari hasil transformasinya saja. Setelah itu hasil transformasi Fourier dikalikan dengan konjugatennya untuk mendapatkan spektrum isyarat tutur.

Berikutnya isyarat tutur tersebut ditapis dengan tapis segitiga yang berjumlah 40 buah untuk menghasilkan spektrum *Mel*. Skala *Mel-Frequency* adalah frekuensi yang linier di bawah 1 kHz dan logaritmik di atas 1 kHz.

Relasi pendekatan empiris untuk menghitung Skala *Mel* untuk frekuensi yang diberikan dalam Hz ditunjukkan pada Pers. (1).

$$f_{mel} = 2595 * \log(1 + f / 700) \tag{1}$$

*f* adalah frekuensi dalam Hz.

Langkah terakhir, spektrum mel yang dihasilkan ditransformasi dengan menggunakan *Discrete Cosine Transform* (DCT) untuk mendapatkan koefisien MFCC.

$$C_{lj} = w_j \cdot \sum_{i=1}^M Y_{li} * \cos\left(\frac{\pi(2i-1)(j-1)}{2N}\right) \tag{2}$$

$$\text{dengan } w_j = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}}, & j = 1 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & 2 \leq j \leq N \end{cases}$$

$C_{lj}$  merupakan koefisien MFCC ke-*j* dari frame *l*. *j* = 1, 2, 3, ... , *k*. *k* merupakan jumlah koefisien MFCC yang diinginkan. *M* adalah banyaknya tapis segitiga.  $Y_i$  adalah koefisien spektrum mel ke-*i* pada frame *l*.

**D. Fuzzy C Means (FCM)**

*Fuzzy C Means* adalah suatu teknik *clustering* data dimana tiap data dalam suatu cluster ditentukan oleh derajat keanggotaannya. Metode *clustering* FCM bertujuan untuk mengelompokkan sejumlah objek yang disajikan berupa bentuk vektor kedalam jumlah *cluster* berdasarkan kesamaannya dengan pusat cluster yang diukur melalui fungsi jarak [6]. Pengelompokan dengan *clustering* FCM berprinsip minimisasi fungsi objektif sebagaimana ditunjukkan pada Pers. (3).

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{P}) = \sum_{k=1}^C \sum_{i=1}^N u_{ik}^m (d_{ik})^2 \tag{3}$$

dengan penekanan subjek  $\sum_{i=1}^N u_{ik} = 1$  untuk  $\forall k \in \{1, \dots, N\}$ .

**P** dan **U** adalah dua variabel yang akan dicari kondisi optimalnya. Untuk matriks **U** kondisi optimalnya berarti konvergensi keanggotaan kelompok dalam FCM. **X**, *c*, *m* adalah parameter masukan dari  $J_{FCM}$ , dimana:

- *c* adalah banyak cluster yang memenuhi **X** (jumlah cluster yang diinginkan  $2 \leq c < N$ ).
- $m \geq 1$  adalah tingkat ke-fuzzy-an dari hasil pengelompokkan. Berdasarkan penelitian Klawonn, et al, nilai dari *m* yang sering dipakai dan dianggap yang paling halus adalah  $m=2$ .
- $u_{ik}$  adalah tingkat keanggotaan yang merupakan elemen dari matriks **U**.
- *N* jumlah observasi.
- $d_{ik}$  adalah jarak observasi yang dapat dirumuskan seperti pada Pers. (4) berikut:

$$d_{ik}^2 = \frac{1}{2} \left( \mathbf{x}_k - \mathbf{p}_i \right)^T \left( \mathbf{x}_k - \mathbf{p}_i \right) \tag{4}$$

- $\mathbf{x}_k$  adalah vektor pengamatan
  - $\mathbf{p}_i$  adalah pusat cluster.
- Kemudian diberikan optimasi parameter  $u_{ik}$  dan  $\mathbf{p}_i$ , dimana  $u_{ik}$  dan  $\mathbf{p}_i$  diberikan pada Pers. (5) dan (6) berikut ini:

$$p_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \quad (5)$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{ik}^2}{d_{jk}^2} \right)^{1/m-1}} \quad (6)$$

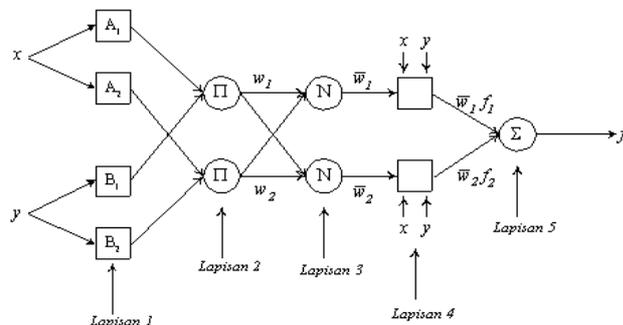
Secara umum, algoritma *clustering* FCM diberikan sebagai berikut.

1. Menentukan c banyak cluster atau kelompok yang ingin dibuat.
2. Menentukan tingkat ke-fuzzy-an hasil pengelompokan (m).
3. Menghitung fuzzy cluster center (P) dengan Pers. (5).
4. Meng-update anggota matriks U dengan Pers. (6).
5. Membandingkan nilai keanggotaan dalam matriks U, jika  $\|U^{(k+1)} - U^{(k)}\| < \epsilon$ , maka sudah konvergen dan iterasi dihentikan. Jika  $\|U^{(k+1)} - U^{(k)}\| \geq \epsilon$ , maka kembali ke langkah 3.

E. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

ANFIS merupakan jaringan adaptif yang berbasis pada sistem inferensi fuzzy. Sistem inferensi fuzzy yang digunakan adalah sistem inferensi fuzzy model Takagi-Sugeno-Kang (TSK) orde satu.

Gambar. 3 menunjukkan salah satu bentuk struktur yang sudah sangat dikenal [7].



Gambar. 3 Struktur ANFIS.

Basis aturan dengan dua aturan fuzzy *if-then* seperti dibawah ini.

if x is A<sub>1</sub> and y is B<sub>1</sub> then f<sub>1</sub> = p<sub>1</sub>x + q<sub>1</sub>y + r<sub>1</sub>  
 if x is A<sub>2</sub> and y is B<sub>2</sub> then f<sub>2</sub> = p<sub>2</sub>x + q<sub>2</sub>y + r<sub>2</sub>

Masukannya adalah x dan y, kosenkuennya adalah f.

Sistem ANFIS terdiri dari 5 lapisan, lapisan yang disimbolkan dengan kotak adalah lapisan yang bersifat adaptif, sedangkan lingkaran adalah bersifat tetap.

Lapisan pertama terdiri dari fungsi keanggotaan Gauss yang dirumuskan:

$$\mu(x) = e^{-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \quad (7)$$

dengan {c dan σ} adalah parameter dari fungsi keanggotaan atau disebut sebagai parameter premis.

Lapisan kedua menghasilkan keluaran hasil kali masukan w<sub>i</sub>. Hasil kali ini merupakan derajat aktivasi dari setiap aturan.

Lapisan ketiga menghitung nilai ternormalisasi dari derajat keanggotaan setiap aturan.

Lapisan keempat membuat koneksi yang memenuhi aturan bagian konsekuensi setiap aturan dengan keluaran nilai fungsi  $\bar{w}_i \cdot f_i(x_1, x_2, \dots, x_N)$ .

Keluaran lapisan kelima adalah jumlah keluaran-keluaran lapisan sebelumnya.

$$f = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (8)$$

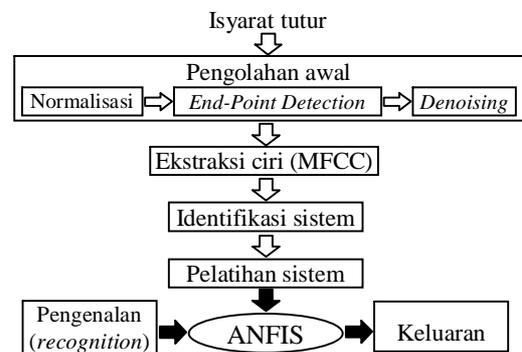
Pada struktur ANFIS, simpul adaptif terdapat pada lapisan pertama dan keempat. Simpul pada lapisan pertama mengandung parameter premis yang nonlinier sedangkan pada lapisan keempat mengandung parameter konsekuen yang linier. Untuk memperbaharui parameter-parameter tersebut disini digunakan pembelajaran hibrid yang terdiri atas dua bagian yaitu arah maju (*forward pass*) dan arah mundur (*backward pass*), seperti ditunjukkan dalam Tabel 2.

Tabel 2 Proses Pembelajaran Hibrid ANFIS

Parameter	Arah maju	Arah Mundur
Parameter premis	Tetap	Gradient descent
Parameter konsekuen	RLSE	Tetap
Isyarat	Keluaran simpul	Laju kesalahan

3. Metode Penelitian

Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah berkas data suara tutur dalam format wav yang direkam menggunakan mikrofon dan perangkat lunak Matlab R2009a. Suara yang direkam adalah 5 kelas tutur, yaitu tutur “elektro”, “garuda”, “robot”, “satu” dan “sinyal”, yang direkam dari 15 orang pengucap, masing-masing tutur diucapkan sebanyak 4 kali. Total keseluruhan adalah 300 buah berkas data tutur. Sebanyak 225 berkas digunakan untuk identifikasi dan pelatihan, sedangkan 75 berkas digunakan untuk pengujian.



Gambar. 4 Diagram blok sistem.

Langkah-langkah yang telah diambil meliputi:

1. Pengambilan dan pengumpulan *database*;
2. Pengolahan awal;
3. Ekstraksi ciri;
4. Membangun pengklasifikasi, terdiri dari:

- (a) Identifikasi sistem pengklasifikasi;
- (b) Pelatihan sistem pengklasifikasi; dan
- (c) Pengenalan atau pengujian pengklasifikasi.

**A. Pengolahan Awal Isyarat Tutar**

Tahap pertama pengolahan awal adalah normalisasi isyarat tutur kemudian proses deteksi awal dan akhir segmen tutur dengan algoritma EPD. Selanjutnya, dilakukan proses pengurangan *noise* dengan metode subtraksi spektral .

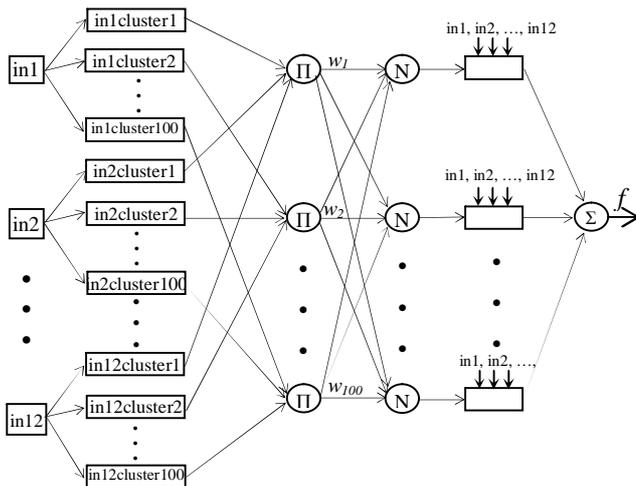
**B. Ekstraksi Ciri MFCC**

Proses ekstraksi ciri dilakukan untuk mendapatkan koefisien-koefisien MFCC sebagai vektor ciri dari masing-masing tutur. Vektor ciri ini digunakan sebagai data masukan bagi pengklasifikasi ANFIS.

Setiap tutur menghasilkan 13 koefisien MFCC ( $C_0, C_1, C_2, \dots, C_{12}$ ). Namun yang digunakan sebagai vektor ciri disini adalah 12 koefisien ( $C_1, C_2, C_3, \dots, C_{12}$ ) dari sebuah isyarat tutur.

**C. Identifikasi Sistem Pengklasifikasi**

Langkah pertama untuk inisialisasi dan identifikasi sistem fuzzy adalah *clustering* yang bertujuan untuk mencari aturan-aturan yang sesuai untuk data masukan sebuah FIS yang dibangkitkan. Disini digunakan FCM untuk partisi data ke dalam kelompok yang disebut *cluster* dimana tiap data dalam suatu *cluster* ditentukan oleh derajat keanggotaannya. Dengan *clustering* ini dapat diperoleh FIS dengan jumlah aturan yang minimum yang diperlukan untuk digunakan dalam membedakan kuantitas-kuantitas fuzzy dikaitkan dengan masing-masing *cluster*.



Gambar. 5 Struktur ANFIS dengan 100 aturan fuzzy.

Aturan-aturan FIS dibangkitkan menggunakan algoritma *clustering* dengan FCM dan digunakan untuk menemukan himpunan awal (inisial) fungsi keanggotaan ANFIS untuk pelatihan. Dalam *clustering* dengan FCM ini matriks yang akan di-*cluster* adalah data-data hasil ekstraksi ciri dengan MFCC. Jumlah *cluster* yang dibentuk adalah sama dengan jumlah aturan pada jaringan ANFIS.

Gambar. 5 menunjukkan struktur ANFIS yang diperoleh setelah proses identifikasi dengan jumlah *cluster* sebanyak 100. Basis aturan yang digunakan untuk jumlah aturan 100 ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3 Basis Aturan untuk Jumlah Aturan 100

No.	Aturan
1.	If (in1 is in1cluster1) and (in2 is in2cluster1) and (in3 is in3cluster1) ... and (in12 is in12cluster1) then (out1 is out1cluster1)
2.	If (in1 is in1cluster2) and (in2 is in2cluster2) and (in3 is in3cluster2) ... and (in12 is in12cluster2) then (out1 is out1cluster2)
...	...
100.	If (in1 is in1cluster100) and (in2 is in2cluster100) and (in3 is in3cluster100) ... and (in12 is in12cluster100) then (out1 is out1cluster100)

**D. Pelatihan Sistem Pengklasifikasi**

Pada fase ini dilakukan optimasi performa dari model Fuzzy. Jaringan ANFIS tipe Sugeno digunakan untuk melatih sistem fuzzy awal yang dibangkitkan melalui metode *clustering*. Pelatihan dilakukan dengan algoritma pembelajaran hibrid. Pada arah maju digunakan metode *Recursive Least Square Estimator* (RLSE) untuk menghitung parameter konsekuensi. Pada arah mundur digunakan metode *backpropagation-error* untuk mengoptimasi parameter premis sistem fuzzy dengan himpunan pasangan masukan dan keluaran (target). Sebuah vektor keluaran dapat dihasilkan dengan menghadirkan pola masukan pada jaringan. Berdasarkan perbedaan antara keluaran yang dihasilkan dengan vektor target, bentuk fungsi keanggotaan disesuaikan untuk mengurangi *error* keluaran.

Jaringan ANFIS ini dilatih dengan maksimum *epoch* 500, toleransi *error*  $10^{-5}$ , *initial step size* 0,01, *step size decrease rate* 0,9, *step size increase rate* 1,1. Jumlah aturan fuzzy sama dengan jumlah *cluster* yaitu sebanyak 80, 100, 120, 140, 160, 180, 200 dan 220.

**E. Pengujian Sistem**

Untuk mengetahui pengaruh banyaknya aturan fuzzy yang digunakan terhadap tingkat akurasi pengenalan, maka jumlah aturan fuzzy yang berbeda-beda digunakan dalam pengklasifikasi, yaitu 80, 100, 120, 140, 160, 180, 200 dan 220 aturan fuzzy.

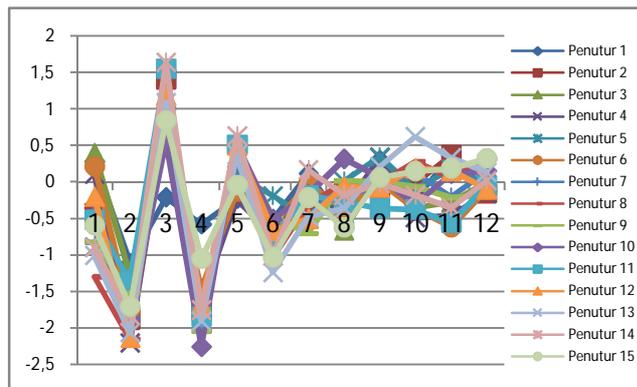
Pengklasifikasi diuji dengan data pelatihan sebanyak 225 data dengan masing-masing kelas tutur diwakili oleh 45 vektor ciri. Untuk mengetahui unjuk kerjanya, sistem pengklasifikasi juga diuji dengan data pengujian. Data pengujian yang digunakan adalah 15 data dari setiap kelas tutur sehingga jumlah data pelatihan adalah sebanyak 75 vektor ciri dari 5 kelas tutur.

Pengujian dilakukan dengan cara memberikan masukan pada jaringan ANFIS hasil pelatihan sebagai pengklasifikasi dengan data pelatihan dan data pengujian. Selanjutnya dihitung tingkat akurasi (TA) sistem dengan:

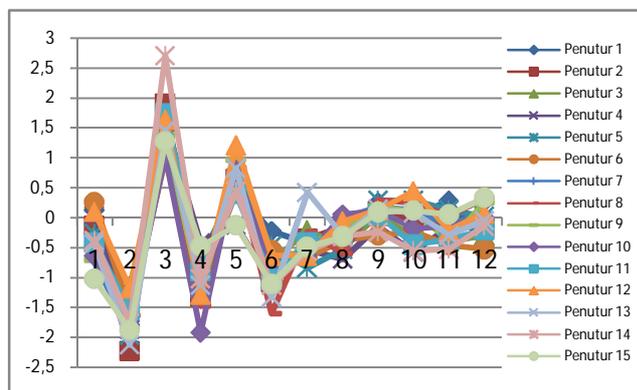
$$TA = \frac{\text{Jumlah tutur yang dikenali per kelas}}{\text{Jumlah tutur yang diujikan per kelas}} \times 100\% \quad (9)$$

#### 4. Hasil dan Pembahasan

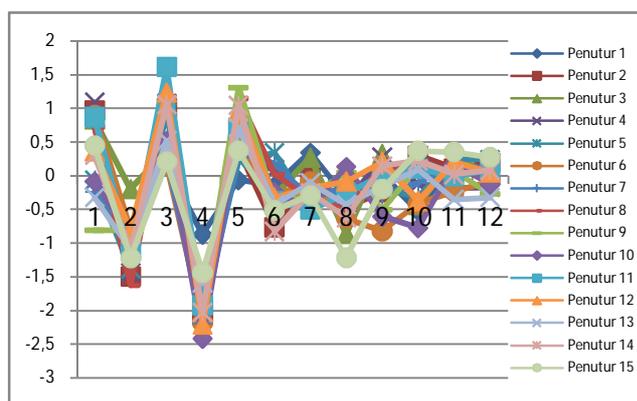
Gambar. 6 sampai 10 memperlihatkan vektor ciri masing-masing tutur dari 15 penutur. Sumbu horizontal adalah nomor koefisien-koefisien MFCC, sedangkan sumbu vertikal adalah nilai koefisien-koefisien MFCC tersebut.



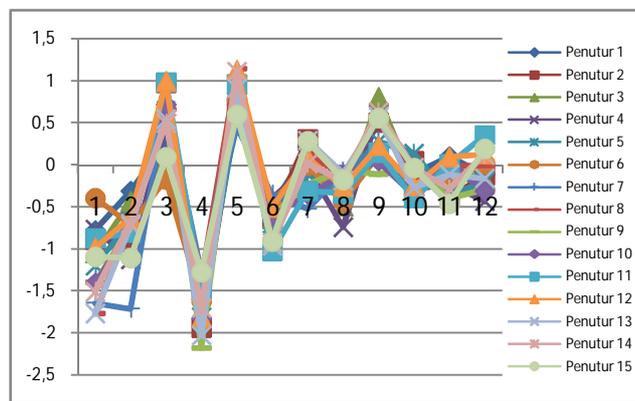
Gambar. 6 Vektor ciri untuk isyarat tutur "elektro".



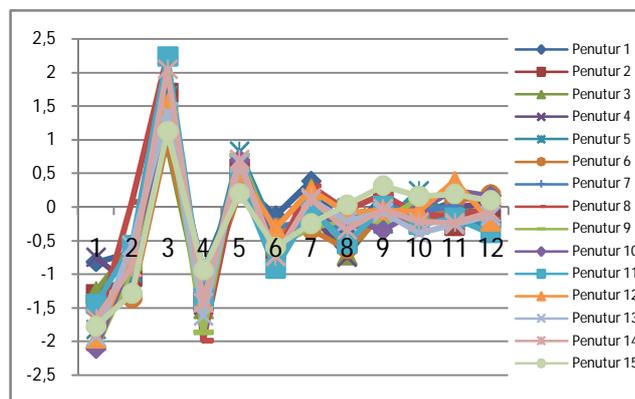
Gambar. 7 Vektor ciri untuk isyarat tutur "garuda".



Gambar. 8 Vektor ciri untuk isyarat tutur "robot".



Gambar. 9 Vektor ciri untuk isyarat tutur "satu".



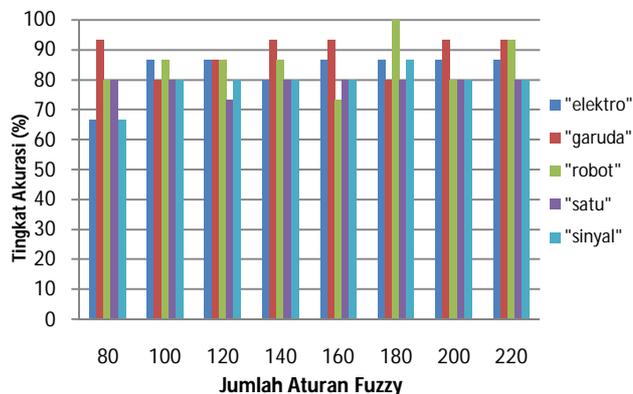
Gambar. 10 Vektor ciri untuk isyarat tutur "sinyal".

Dengan jumlah aturan fuzzy 80, 100, 120, 140, 160, 180, 200 dan 220, hasil pengujian dengan data pelatihan menunjukkan bahwa tingkat akurasi rata-rata adalah 100% untuk semua kelas tutur. Sedangkan hasil pengujian sistem dengan data pengujian untuk semua jenis tutur dan jumlah aturan fuzzy yang digunakan secara keseluruhan diringkaskan pada Tabel 4.

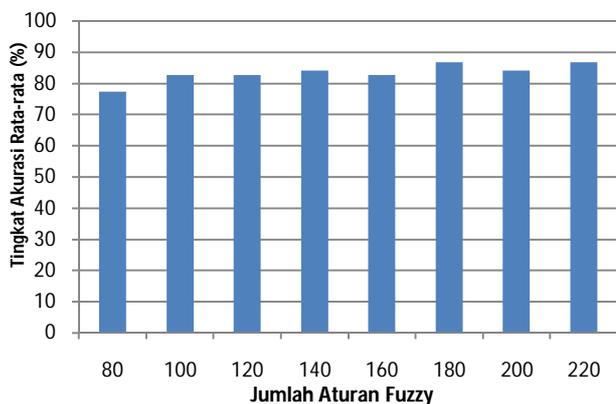
Tabel 4 Tingkat Akurasi Sistem Pengenalan

Tutur	Tingkat Akurasi (%)							
	80 Aturan	100 Aturan	120 Aturan	140 Aturan	160 Aturan	180 Aturan	200 Aturan	220 Aturan
"elektro"	66,67	86,67	86,67	80	86,67	86,67	86,67	86,67
"garuda"	93,33	80	86,67	93,33	93,33	80	93,33	93,33
"robot"	80	86,67	86,67	86,67	73,33	100	80	93,33
"satu"	80	80	73,33	80	80	80	80	80
"sinyal"	66,67	80	80	80	80	86,67	80	80
TA Rata-rata	77,33	82,67	82,67	84,00	82,67	86,67	84,00	86,67

Gambar. 11 dan 12 memperlihatkan grafik tingkat akurasi dan grafik tingkat akurasi rata-rata pengenalan sistem untuk semua jenis tutur yang digunakan dengan jumlah aturan fuzzy yang berbeda.



Gambar. 11 Tingkat akurasi pengenalan sistem.



Gambar. 12 Tingkat akurasi rata-rata pengenalan sistem.

Dari Tabel IV dan Gambar. 12 diketahui bahwa tingkat akurasi rata-rata terendah dari sistem pengenalan diperoleh pada pengujian dengan jumlah aturan fuzzy 80 yaitu 77,33%, sedangkan tingkat akurasi rata-rata tertinggi diperoleh pada pengujian dengan jumlah aturan fuzzy 180 dan 220 yaitu masing-masing sebesar 86,67%.

Berdasarkan Tabel IV serta Gambar. 11 dan 12 dapat disimpulkan bahwa jumlah aturan fuzzy yang berbeda yang digunakan dalam ANFIS memberikan tingkat akurasi yang berbeda dari sistem pengenalan. Secara umum hasil pengujian menunjukkan bahwa jumlah aturan fuzzy yang lebih banyak yang digunakan dalam jaringan ANFIS memberikan tingkat pengenalan yang lebih baik. Dengan jumlah aturan fuzzy yang lebih banyak yang didukung dengan proses identifikasi melalui *clustering* pada struktur FIS awal, maka kemampuan penalaran dan pembelajaran dari jaringan ANFIS akan semakin baik sehingga memberikan peningkatan unjuk kerja sistem pengenalan.

## 5. Kesimpulan dan Saran

Penggunaan metode *clustering* dengan algoritma FCM dalam identifikasi FIS memberikan keuntungan yaitu menyediakan himpunan awal (inisial) fungsi keanggotaan untuk pelatihan ANFIS. Hal ini memberikan manfaat yaitu memberikan satu set pilihan terarah (tidak *random*) yang dapat dieksplorasi lebih lanjut kinerjanya (akurasi dan beban komputasinya).

Secara umum hasil pengujian pada sistem pengenalan menunjukkan bahwa dengan jumlah aturan fuzzy yang lebih banyak yang digunakan dalam jaringan ANFIS diperoleh tingkat pengenalan yang lebih baik. Tingkat akurasi rata-rata terendah dari sistem pengenalan diperoleh dengan jumlah aturan fuzzy 80 yaitu sebesar 77,33%, sedangkan tingkat akurasi tertinggi diperoleh dengan jumlah aturan fuzzy 180 dan 220 yaitu sebesar 86,67%.

## Daftar Pustaka

- [1] Fuller, R., 1995, *Neural Fuzzy Systems*, Abo Akademi University.
- [2] Chiu, S., 1994, *Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation*, Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, vol. 2, no. 3.
- [3] Rabiner, L.R. and Sambur, M.R., 1975, *An Algorithm for Determining the Endpoints of Isolated Utterances*, The Bell System Technical Journal, Vol. 54, No. 2.
- [4] Saeed V. Vaseghi., 2000, *Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction*, Second Edition, John Wiley & Sons Ltd.
- [5] Hasan, Md. R., Jamil, M. and Rahman Md. G. R. Md. S., 2004, *Speaker Identification Using Mel Frequency Cepstral coefficients*, 3rd International Conference on Electrical & Computer Engineering, pp. 565-568.
- [6] Widyastuti, N. dan Hamzah, A., 2007, *Penggunaan Algoritma Genetika Dalam Peningkatan Kinerja Fuzzy Clustering Untuk Pengenalan Pola*, Berkala MIPA, 17(2).
- [7] Adi S., A., 2000, *Studi dan Penerapan Model Neuro-Fuzzy Dalam Prakiraan Cuaca*, Jurusan Teknik Fisika ITB.
- [8] Sabah, R. and Aionon, R.N., 2009, *Isolated Digit Speech Recognition in Malay Language using Neuro-Fuzzy Approach*, in Proc. Third Asia International Conference on Modelling & Simulation, pp. 336-340.
- [9] Widodo, T.S., 2005, *Sistem Neuro Fuzzy untuk Pengolahan Informasi, Pemodelan, dan Kendali*, Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [10] Kusumadewi, S. dan Hartati, S., 2006, *Neuro-Fuzzy: Integrasi Sistem Fuzzy dan Jaringan Syaraf*, Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [11] Malcolm Slaney, 1998, *Auditory Toolbox*, Version 2, Interval Research Corporation.