

## **Penerapan Algoritma Levenberg-Marquadt dan Backpropagation Neural Network Untuk Klasifikasi Suara Manusia**

**David**

Program Studi Teknik Informatika, STIMIK Pontianak  
Jln. Merdeka 372, Pontianak, Indonesia  
E-mail: David\_Liauw@yahoo.com / DavidLiauw@gmail.com

**Abstract.** *Voice recognition technology is currently experiencing growth, especially in the case of speech processing. Speech processing is a way to extract the desired information from a voice signal. This study discusses the classification of human voice system male and female. Extract the characteristics of the voice signal in each frame time domain and frequency domain is to help simplify and speed calculations. The features for voice or other audio between Short Time Energy, Zero Crossing Rate, Spectral Centroid, and others. Test results show that the classification system the human voice using the backpropagation neural network and Levenberg-Marquadt algorithm to change matrix weight is very good because of the complexity and rapid calculation which is not too high. Database voice sample of 40 voices with the test data as much as 5 votes. The output of the system is the result of the classification that has been identified with a similarity value  $\geq 0.5$  for male and  $< 0.5$  as a female. Testing using artificial neural network produced an average success rate in voice classification amounted to 91%.*

**Keywords:** *Feature Extraction, Classification, Backpropagation, Levenberg-Marquadt Algorithm, Human Voice*

**Abstrak.** *Teknologi pengenalan suara saat ini telah mengalami perkembangan terutama dalam hal speech processing. Speech processing merupakan suatu cara untuk mengekstrak informasi yang diinginkan dari sebuah sinyal suara. Penelitian ini membahas sistem klasifikasi suara manusia male dan female. Mengekstrak ciri dari sinyal suara setiap frame pada kawasan waktu dan kawasan frekuensi sangat membantu untuk menyederhanakan dan mempercepat perhitungan. Adapun fitur-fitur untuk suara atau audio antara lain Short Time Energy, Zero Crossing Rate, Spectral Centroid dan lain-lain. Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa klasifikasi suara manusia dengan menggunakan jaringan saraf tiruan backpropagation dan algoritma Levenberg-Marquadt untuk perubahan matriks bobot, sangat baik dan cepat karena kompleksitas perhitungan yang tidak terlalu tinggi. Database sample suara sebanyak 40 buah dengan data test sebanyak 5 suara. Output dari sistem adalah hasil klasifikasi yang telah dikenali dengan nilai kemiripan  $\geq 0,5$  sebagai pria dan  $< 0,5$  sebagai wanita. Pengujian dengan menggunakan jaringan saraf tiruan dihasilkan rata-rata tingkat keberhasilan dalam klasifikasi suara adalah sebesar 91 %.*

**Kata Kunci:** *Feature Extraction, Klasifikasi, Backpropagation, Algoritma Levenberg-Marquadt, Suara Manusia*

### **1. Pendahuluan**

Saat ini perkembangan teknologi pengenalan suara sudah mengalami kemajuan yang cukup pesat. Seiring dengan perkembangan metode-metode pemrosesan dari pengenalan suara telah banyak aplikasi-aplikasi yang telah dihasilkan. Dari perkembangan teknologi pengolahan sinyal suara ini didapatkan ide untuk membuat aplikasi yang dapat digunakan untuk membedakan atau mengklasifikasikan suara manusia. Klasifikasi merupakan salah satu dari aplikasi proses *digital signal processing* (pengolahan sinyal digital) termasuk didalamnya *speech recognition*. Dalam penelitian ini, dirancang sebuah program yang dapat

mengklasifikasikan sejumlah *sample* suara dengan fitur-fitur suara yang direpresentasikan secara numerik. Implementasi sistem klasifikasi suara manusia ini menggunakan MATLAB. Pada MATLAB tersedia *toolbox* yang berguna untuk membuat aplikasi klasifikasi suara manusia, yaitu *audio signal processing* dan *neural net*.

Data *training* diperoleh dari *file-file* suara statis berformat *wave*. Data *training* tersebut akan diekstrak cirinya untuk didapatkan *feature*-nya. *Feature* inilah yang akan digunakan untuk klasifikasi suara manusia berdasarkan gender pria (*male*) dan wanita (*female*). Untuk *men-training* data suara hasil ekstraksi *feature* digunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. Adapun perubahan bobotnya menggunakan algoritma *Levenberg-Marquadt*.

Secara keseluruhan tujuan dari penelitian ini adalah untuk membangun sebuah program yang dapat mengklasifikasikan sejumlah *file* suara manusia yang berformat *wave* dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan *Backpropagation* dan algoritma *Levenberg-Marquadt*.

Penulis merumuskan masalah sebagai berikut 1) bagaimana mengimplementasikan klasifikasi suara; 2) apa saja fitur suara yang akan diekstrak; 3) bagaimana fitur tersebut diekstrak dan 4) teknik klasifikasi apa yang digunakan.

## 2. Tinjauan Pustaka

### 2.1. *Speech Processing*

Suara adalah suatu sinyal yang sangat dipengaruhi oleh frekuensi dan merupakan bentuk sinyal diskret yang sangat dipengaruhi oleh waktu (Deller, et.al., 1993). *Speech processing* mengekstrak informasi yang diinginkan dari sebuah sinyal suara. Untuk memproses sebuah sinyal dengan sebuah komputer digital, sinyal harus dihadirkan dalam bentuk digital sehingga sinyal tersebut dapat digunakan oleh sebuah komputer digital. Awalnya, gelombang suara akustik diubah ke sebuah sinyal digital sesuai untuk *voice processing* (Sandberg, 2001). Sebuah *microphone* atau *telephone handset* dapat digunakan untuk merubah gelombang akustik ke dalam sebuah sinyal analog. Sinyal analog ini dikondisikan dengan *antialiasing filtering*. Sinyal analog terkondisikan kemudian diubah ke dalam bentuk sebuah sinyal digital oleh sebuah *analog-to-digital (A/D) converter*.

### 2.2. *FFT (Fast Fourier Transform)*

Transformasi Fourier adalah suatu metode yang sangat efisien untuk menyelesaikan Transformasi Fourier Diskret yang banyak dipakai untuk keperluan analisa sinyal seperti pemfilteran, analisa korelasi, dan analisa spectrum. *Diskret Fourier Transformasi (DFT)* adalah deretan yang terdefinisi pada kawasan frekuensi diskret yang merepresentasikan Transformasi Fourier terhadap suatu deretan terhingga (*finite duration sequence*). *DFT* berperan penting untuk implementasi algoritma suatu varitas pengolahan sinyal, karena efisien untuk komputasi berbagai aplikasi.

*Fast Fourier Transformation* atau transformasi Fourier cepat, merupakan proses lanjutan dari *DFT (Discrete Fourier Transformation)*. Transformasi Fourier ini dilakukan untuk mentransformaikan sinyal dari domain waktu ke domain frekuensi. Hal ini bertujuan agar sinyal dapat diproses dalam *spectral* substraksi. *FFT* adalah bentuk khusus dari persamaan integral Fourier (Sandberg, 2001).

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-j2\pi kn/N}, \quad k = 0,1,2,\dots,N-1 \quad (1)$$

Dalam proses *fast fourier transform* akan menghasilkan dua buah nilai yaitu nilai real dan nilai imajiner. Dan untuk proses selanjutnya dibutuhkan nilai real saja untuk itu diperlukan proses mutlak log.

### 2.3. *Feature Extraction*

Mengekstrak ciri dari sinyal suara setiap *frame* pada *time domain* dan *frequency domain*

sangat membantu untuk menyederhanakan dan mempercepat perhitungan serta mempermudah interpretasi secara fisik. Ciri-ciri ini termasuk level standar deviasi dan rata-rata standar deviasi. Adapun fitur-fitur untuk suara atau audio, antara lain *Short Time Energy*, *Zero Crossing Rate*, *Spectral Centroid*, *Spectral Flux*, *Bandwith*, *Cepstral Coefficient*, *Delta Spectrum*, *Root Mean Square*, *High Feature Value Ratio*, *Low Feature Value Ratio*, *Spectral Spread*, *Spectral RollOff* dan lain-lain (Giannakopoulos, 2006).

### 2.3.1. Spectral Centroid

Menyeimbangkan titik ukuran *spectrum* dari bentuk asosiasi *spectral* dengan *spectral brightness*. Nilai *centroid* yang tinggi menunjukkan frekuensi yang tinggi (Giannakopoulos, 2006).

$$C = \frac{\sum_{n=1}^N M_t[n].n}{\sum_{n=1}^N M_t[n]} \quad (2)$$

### 2.3.2. Zero Crossing Rate

*Zero crossing* merupakan *sample* berurutan pada sebuah sinyal digital yang memiliki perbedaan tanda, ukuran dari *noise* sebuah sinyal pada fitur *time domain* (Giannakopoulos, 2006).

$$ZCR = \frac{1}{N} \sum_{n=2}^N |\text{sign}(x(n)) - \text{sign}(x(n-1))| \quad (3)$$

dimana:

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

### 2.3.3. Short Time energy

Amplitudo dari sinyal suara berbeda terhadap waktu. Secara umum, *amplitude* dari segmen *unvoiced speech* ini jauh lebih rendah daripada *amplitude* dari *voiced segments*. *Short Time Energy* dapat didefinisikan dengan persamaan 5 (Giannakopoulos, 2006).

$$STE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)^2 \quad (5)$$

## 2.4. Backpropagation Neural Network

*Backpropagation* merupakan salah satu algoritma yang sering digunakan dalam menyelesaikan masalah-masalah yang rumit (Fausett, 1993). Hal ini dimungkinkan karena jaringan dengan algoritma ini dilatih dengan menggunakan metode belajar terbimbing. Pada jaringan diberikan sepasang pola yang terdiri atas pola masukan dan pola yang diinginkan. Ketika suatu pola diberikan pada jaringan, bobot-bobot diubah untuk memperkecil perbedaan pola.

Algoritma pelatihan jaringan syaraf *backpropagation* terdiri atas dua langkah, yaitu

perambatan maju dan perambatan mundur ini dilakukan pada jaringan untuk setiap pola yang diberikan selama jaringan mengalami pelatihan.

Jaringan *backpropagation* terdiri atas tiga lapisan atau lebih unit pengolahan, bagian kiri sebagai masukan, bagian tengah disebut sebagai lapisan tersembunyi dan bagian kanan disebut lapisan keluaran. Ketiga lapisan ini terhubung secara penuh.

Perambatan maju dimulai dengan memberikan pola masukan ke lapisan masukan. Pola masukan ini merupakan nilai aktivasi unit-unit masukan. Dengan melakukan perambatan maju dihitung nilai aktivasi pada unit-unit di lapisan berikutnya. Pada setiap lapisan, tiap unit pengolah melakukan penjumlahan berbobot dan menerapkan fungsi sigmoid untuk menghitung keluarannya.

Untuk menghitung nilai penjumlahan berbobot digunakan Persamaan 6 (Hermawan, 2006).

$$S_j = \sum_{i=0}^n a_i \cdot w_{ji} \quad (6)$$

dengan :

$a_i$  = masukan yang berasal unit  $i$

$w_{ji}$  = bobot sambungan dari unit  $i$  ke unit  $j$

Setelah nilai  $S_j$  dihitung, fungsi sigmoid diterapkan pada  $S_j$  untuk membentuk  $f(S_j)$ . Fungsi sigmoid ini mempunyai Persamaan 7 (Siang, 2005).

$$f(S_j) = \frac{1}{1 + e^{-S_j}} \quad (7)$$

Hasil perhitungan  $f(S_j)$  ini merupakan nilai aktivasi pada unit pengolah  $j$ . Nilai ini dikirimkan keseluruh keluaran unit  $j$ . Setelah perambatan maju dikerjakan maka jaringan siap melakukan perambatan mundur. Jaringan perambatan mundur dilatih dengan metode belajar terbimbing. Pada metode ini jaringan diberi sekumpulan pasangan pola yang terdiri dari pola masukan dan pola yang diinginkan (*target*). Pelatihan dilakukan berulang-ulang sehingga dihasilkan jaringan yang memberikan tanggapan yang benar terhadap semua masukannya.

Pembelajaran atau *learning process* merupakan sarana pelatihan untuk mendapatkan nilai bobot yang sesuai pada setiap *node* yang membentuk jaringan syaraf tiruan (ANN). Data akan dibagi menjadi 2 bagian yang pertama untuk digunakan sebagai proses pembelajaran yang disebut dengan data *training* dan yang bagian kedua untuk proses pengujian yang disebut data *testing*. Untuk kasus di atas pola pembelajaran dan pengujiannya dapat diuraikan sbb: a) Memasukan sejumlah data berupa nilai angka pada *node input* dan *output*; b) Menggunakan algoritma pembelajaran *backpropagation* dan algoritma *Levenberg-Marquadt* untuk melakukan *update* nilai bobot pada *node* di lapisan *hidden*-nya (Berghen, 2004); c) Bila proses belajar sudah mencapai konvergen, nilai bobot tersebut akan disimpan dan untuk diujikan kembali untuk data yang sama; dan d) Melakukan pengujian dengan menggunakan data yang berlainan dengan proses pembelajaran.

## 2.5. Algoritma *Levenberg-Marquadt*

Metode ini merupakan kombinasi algoritma Newton dengan metode *Steepest descent* (*gradient descent*). Apabila metode *gradient descent* dinyatakan sebagai Persamaan 8 (Purnomo dan Kurniawan, 2006):

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \alpha \cdot \delta_k \cdot Z_j \quad (8)$$

G dan disederhanakan menjadi  $w_{k+1} = W_k - \alpha g$

G adalah *vector gradient*. Bentuk persamaan Newtonnya adalah:

$$W_{k+1} = W_k - A_k^{-1} g \quad (9)$$

$A_k$  adalah matrik Hessian (elemennya adalah turunan kedua galat terhadap penimbang) (Purnomo dan Kurniawan, 2006):

$$A = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 E}{\partial W_1^2} & \frac{\partial^2 E}{\partial W_1 \partial W_2} & \dots & \frac{\partial^2 E}{\partial W_n \partial W_1} \\ \frac{\partial^2 E}{\partial W_1 \partial W_2} & \frac{\partial^2 E}{\partial W_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 E}{\partial W_n \partial W_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 E}{\partial W_1 \partial W_n} & \frac{\partial^2 E}{\partial W_2 \partial W_n} & \dots & \frac{\partial^2 E}{\partial W_n^2} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Algoritma *Levenberg-Marquadt* menggunakan *matrix* Jacobi. Dimisalkan  $f_i$  ditandai dengan  $J_i(x)$  maka metode *Levenberg-Marquadt* akan mencari langkah yang tepat untuk memberikan solusi  $p$  dari persamaan (*equation*).

$$(J_k^T J_k + \lambda_k I) p_k = -J_k^T f_k \quad (11)$$

Di mana nilai *scalar*  $\lambda_k$  bukan negatif dan  $I$  merupakan matriks identitas.

Matrik  $A$  dapat dituliskan menjadi  $A = 2J^T J$ ,  $J$  adalah matrik Jacobian. Persamaan perbaikan penimbang metode *Levenberg Marquardt (LM)* untuk Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* adalah sebagai berikut (Purnomo dan Kurniawan, 2006) :

$$W_{k+1} = W_k - (J_k^T J_k + \mu I)^{-1} J_k^T e \quad (12)$$

$e$  : *vector* galat kumulatif pada keluaran untuk semua pola

$I$  : matrik identitas

$J$  : matrik Jacobian ( $M \times P$ ) galat keluaran terhadap  $N$  penimbang JST

$\mu$  : laju pelatihan

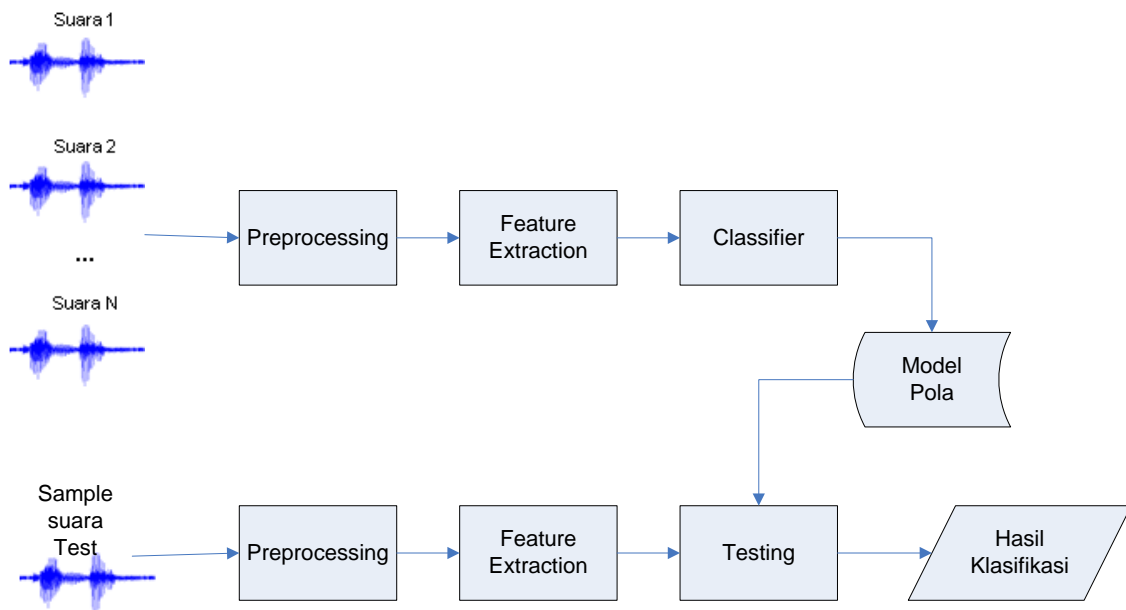
### 3. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini, terlebih dahulu digunakan studi pustaka terhadap berbagai referensi yang berkaitan dengan topik penelitian ini untuk memperoleh informasi perkembangan terkini. Berdasarkan informasi ini maka dilakukan perancangan sistem dan selanjutnya dilakukan metode penelitian riset eksperimental, yang meliputi kegiatan, sebagai berikut 1) Studi literatur. Pada tahap ini dilakukan pengumpulan dan pembelajaran bahan-bahan untuk pengerjaan aplikasi yang berupa buku-buku referensi, informasi dari internet ataupun dari sumber lain; 2) Studi penggunaan perangkat lunak. Pada tahap ini dipelajari perangkat lunak yang digunakan yaitu MATLAB; dan 3) Perancangan dan implementasi aplikasi. Pada tahap ini, dirancang aplikasi klasifikasi suara manusia dan diimplementasikan menggunakan MATLAB.

Adapun data penelitian yang digunakan adalah data *sample* suara mahasiswa Magister Ilmu Komputer FMIPA UGM Yogyakarta yang mengambil mata kuliah Pengenalan Pola pada tahun 2008 sejumlah 10 orang mahasiswa dengan masing-masing 5 *sample* suara.

### 4. Pembahasan

Sistem kerja perangkat lunak pengklasifikasian suara manusia ditunjukkan pada Gambar 2.



**Gambar 2. Diagram Blok Klasifikasi Suara Manusia**

#### 4.1. Preprocessor

Pada bagian *preprocessor*, diperlukan perangkat-perangkat pendukung untuk melakukan pengolahan suara. Perangkat multimedia pendukung, yaitu *sound card*, *speaker active* dan *microphone*. Suara-suara yang diambil dari perangkat pendukung ini disimpan dalam format *file wave*. *File* berformat *wave* merupakan masukan bagi program ini.

Untuk menyeragamkan serta menyederhanakan pemrosesan berikutnya, data suara direkam menggunakan *software Sound Recorder* keluaran *Microsoft* dengan ketentuan format suara FCM, 16-bit, *mono channel* dan frekuensi 22050 Hz. Data *sample* suara yang diambil sepanjang 5-10 detik.

Pada tahapan *preprocessor* semua *sample* suara yang berformat *\*.wav* diubah ke dalam *Time Domain* dan *Frequency Domain*, dengan Kode 1.

#### Kode 1. Kode untuk Mengubah Suara Berformat *\*.wav* Dalam *Time Domain* dan *Frequency Domain*

---

```

[inputBuffer, fs] = wavread(file_name);
fileSize=wavread(file_name,'size');
numSamples = 2.^(ceil(log2(fileSize(1))));

x = zeros(numSamples, 1);

x(1:fileSize(1)) = inputBuffer(:,1);
Ts = 1/fs;

t = linspace(0, (numSamples-1)*Ts, numSamples)';
f = linspace(-fs/2, fs/2 - fs/numSamples, numSamples)';

figure;
X = fft(x);
subplot(2,3,1);
plot(t, x);
xlabel('time (seconds)');
ylabel('Amplitude');
title(['time-domain plot of ' file_name]);
grid on;
  
```

---

---

```

sound(x, fs); % play the sound

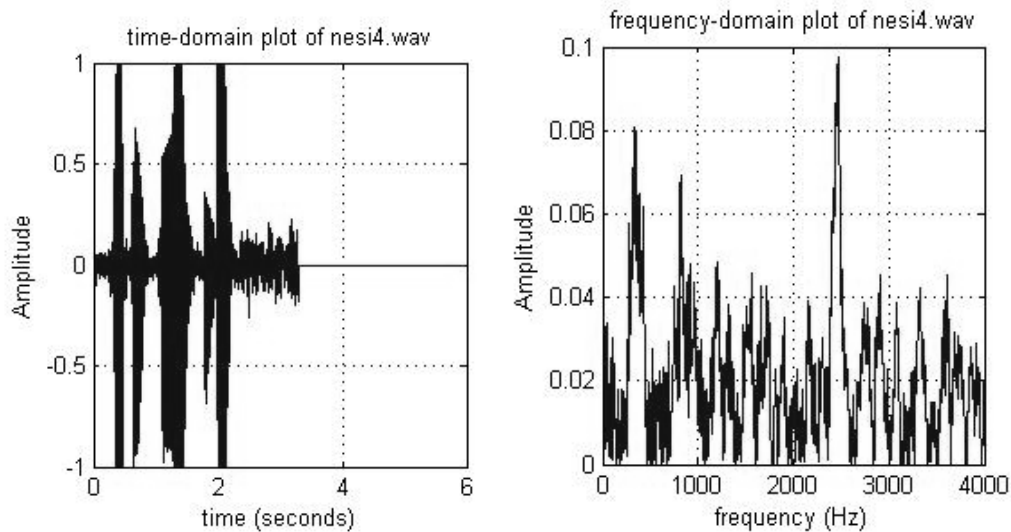
subplot(2,3,2);
plot(abs(x(1:4000)));

xlabel('frequency (Hz)');
ylabel('Amplitude');
title(['frequency-domain plot of ' file_name]);
grid on;

```

---

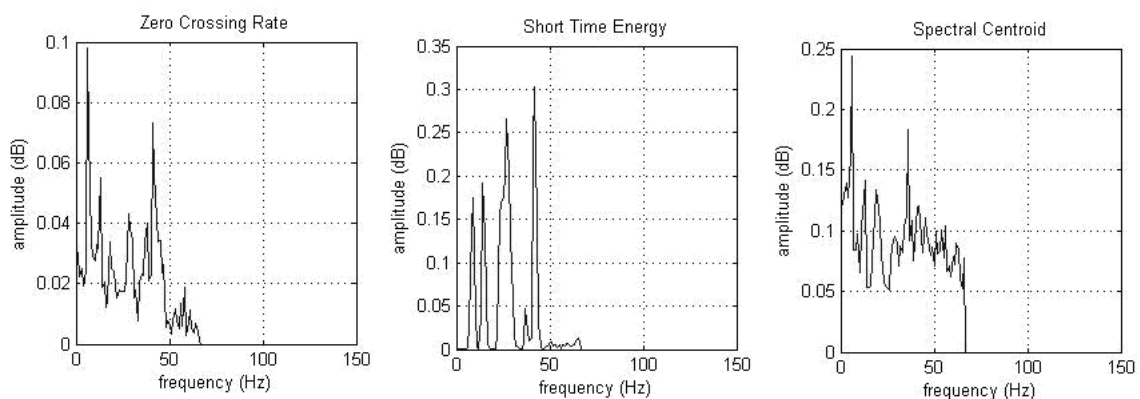
Tampilan grafik hasil dari *preprocessor* dapat dilihat pada Gambar 3.



**Gambar 3. Hasil dari Preprocessor**

#### 4.2. Ekstraksi Ciri

*Feature Extraction* pada penelitian ini menggunakan 3 ciri, dengan dua fitur *Time Domain* dan satu fitur *Frequency Domain*. Adapun ciri atau fitur yang digunakan pada *feature extraction* ialah: 1) Fitur *Time Domain*: *Zero Crossing Rate* dan *Short Time Energy*, 2) Fitur *Frequency Domain*: *Spectral centroid*. Adapun tampilan grafiknya dapat dilihat pada Gambar 4.



**Gambar 4. Grafik Konvergensi Terbaik**

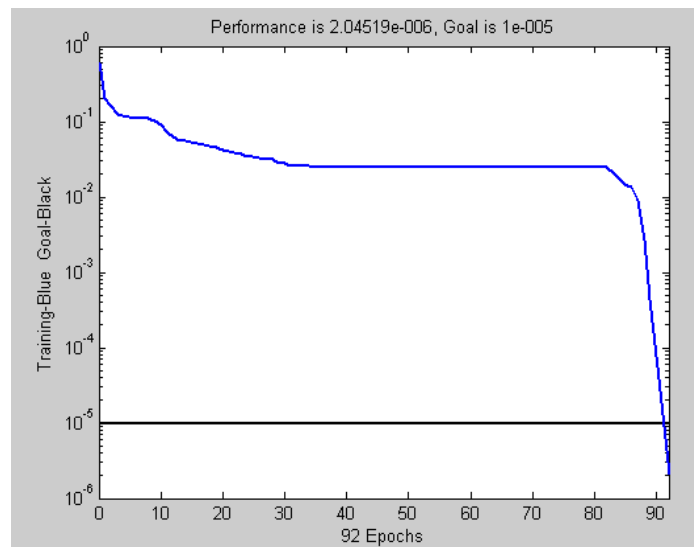
#### 4.3. Classifier

Ketiga ciri tersebut dihitung untuk semua *sample* suara yang dalam hal ini terdapat 40 *sample* suara. Masing-masing ciri didapatkan standar deviasi dan rata-rata sehingga membentuk ciri data suara 6 dimensi.

Percobaan dilakukan dengan melakukan *training* data untuk 40 *sample* suara yang diekstrak cirinya. Keseluruhan *feature* dari data *training*, dijadikan data *input* pada jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dengan perubahan bobot matriksnya menggunakan algoritma *Levenberg-Marquadt*. Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dirancang untuk 6 *input*, 6 unit layer tersembunyi (*hidden layer*), 1 unit *output* dan fungsi aktivasi *sigmoid*. Maksimum iterasi (*epoch*) yang dilakukan adalah 1000 kali dengan *learning rate* 0,1.

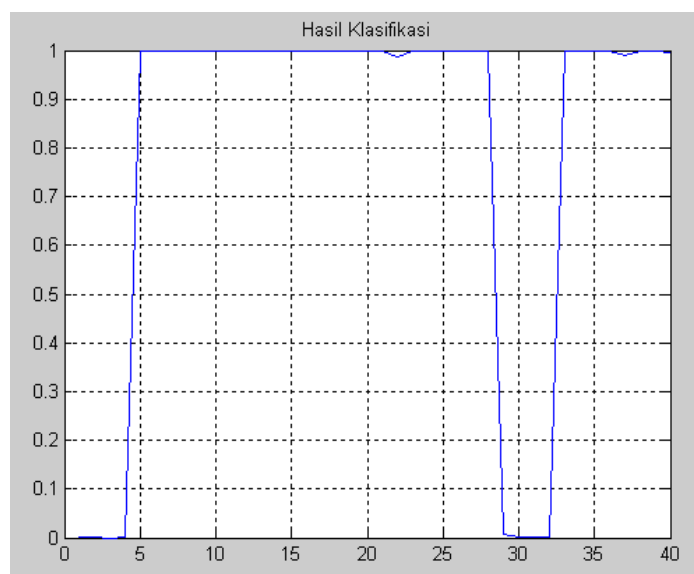
Jaringan syaraf tiruan ini ditentukan secara *supervised* (pelatihan terbimbing) untuk membedakan suara pria (*male*) dan suara wanita (*female*). Sebagai targetnya untuk *male* adalah 1 dan *female* adalah 0. klasifikasi *output* yang dihasilkan ialah untuk *male*  $\geq 0,5$  dan *female*  $< 0,5$ .

Hasil pelatihan mengalami konvergensi tercepat hanya melalui 92 *epoch*. Adapun grafik pada saat pelatihan jaringan konvergensi dapat dilihat pada Gambar 5.



**Gambar 5. Grafik Konvergensi Terbaik**

Jaringan mengenali 100% dari data yang dilatihkan, ditunjukkan oleh hasil keluaran yang ditampilkan oleh komputer sesuai dengan target yang telah ditentukan. Adapun grafik hasil keluaran dari 40 data *sample* suara dapat dilihat pada Gambar 6.



**Gambar 6. Grafik hasil klasifikasi**



#### 4.4. Testing

Model Pola jaringan diuji dengan 5 data baru untuk menentukan seberapa besar jaringan mampu mengklasifikasikan suara. Hasil pengujiannya dapat dilihat pada Tabel 1. Hasil pengujian menunjukkan bahwa lima data *test* tersebut sesuai dengan target.

**Tabel 1. Tabel Hasil Pengujian dari 5 Sample Suara Baru**

NO	Nama File	std ZCR	mean ZCR	std STE	mean STE	std SC	mean SC	Hasil	Cluster	Keterangan
1	Test_arif.wav	0,01910	0,02360	0,06650	0,03890	0,03150	0,0924	0,9998	Male	Berhasil
2	Test_nesi.wav	0,02370	0,02820	0,05380	0,03000	0,04180	0,1093	0,0012	Female	Berhasil
3	Test_ednofri.wav	0,03310	0,02670	0,04670	0,02600	0,04110	0,096	10,000	Male	Berhasil
4	Test_retno.wav	0,02840	0,02970	0,08670	0,03410	0,03830	0,1181	0,0030	Female	Berhasil
5	Test_susapto.wav	0,0422	0,0265	0,0522	0,02812	0,0536	0,09382	0,9881	Male	Berhasil

Model Pola jaringan diuji dengan 10 data dan dilakukan sebanyak 10 kali untuk menentukan seberapa besar jaringan mampu mengklasifikasikan suara. Hasil pengujiannya dapat dilihat pada Tabel 2.

**Tabel 2. Tabel Hasil Pengujian dari 5 Sample Suara Baru**

Nama File	Uji Coba ke -										%
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Test_arif.wav	+	-	-	+	+	-	-	+	+	+	89
Test_nesi.wav	+	+	+	+	-	-	+	+	+	+	91
Test_ednofri.wav	+	+	-	+	-	+	+	+	+	+	88
Test_retno.wav	+	+	-	+	+	+	+	+	+	+	89
Test_david.wav	+	+	-	+	+	+	-	-	+	+	95
Test_susapto.wav	+	+	+	+	-	+	+	+	+	+	95
Test_Gunawan.wav	+	+	+	+	+	+	+	-	+	+	88
Test_Sofyan.wav	+	+	+	-	+	+	+	-	+	+	97
Test_herlambang.wav	+	+	-	+	+	+	+	+	+	-	95
Test_hendy	+	+	-	+	-	-	-	+	+	-	87
Tingkat Keberhasilan Klasifikasi											91

Tujuan dari proses pengujian ini agar mengetahui seberapa jauh sistem dapat bekerja dan menghasilkan pengenalan yang baik. Pada Tabel 2 merupakan hasil dari pengujian klasifikasi suara dengan parameter 6 *input*, 6 *hidden*, 1 *output*. Dimana pada saat hasil pelatihan diperoleh *alpha (Learning rate)* sebesar 0,026183211. Dalam pengujian sebanyak 10 kali untuk mencapai *convergen* (saat dimana nilai dari *error* rata-rata (MSE) lebih kecil dari pada nilai toleransi) memerlukan iterasi rata-rata sebanyak 98 untuk toleransi *error* lebih kecil dari 0,0001. Melalui tabel pengujian diatas menggunakan jaringan saraf tiruan dapat disimpulkan dari percobaan pengujian dengan menggunakan jaringan saraf tiruan dihasilkan rata-rata tingkat keberhasilan dalam klasifikasi suara adalah sebesar 91%.

#### 5. Kesimpulan

1) Sistem klasifikasi suara menggunakan jaringan syaraf tiruan *Backpropagation* dan algoritma *Levenberg-Marquadt* berjalan sangat baik dan cepat karena kompleksitas perhitungan yang tidak terlalu tinggi. 2) Keunggulan sistem jaringan syaraf tiruan antara lain pada proses cepat, akurat dan minimalisasi kesalahan. 3) Sebagai langkah pengembangan agar didapatkan hasil yang optimal, jaringan perlu dilatihkan dengan data berjumlah banyak dan bervariasi sehingga tingkat akurasi meningkat. 4) Untuk hasil yang lebih maksimal disarankan agar

menggunakan lebih banyak fitur suara yang dominan dapat mencirikan perbedaan gender serta data *test* suara diluar dari data *sample training*.

### Referensi

- Anonim. 1997. *Speech Coding in MATLAB*, (Online), (<http://www.eas.asu.edu/~speech/education/educ1.html>, diakses 9 April 2008).
- Berghen, F.V. 2004. *Levenberg-Marquardt Algorithms vs Trust Region Algorithms*. IRIDIA. University Libre de Bruxelles. November 12.
- Deller, Proakis and Hansen. 1993. *Discrete-Time Processing of Speech Signals*. Prentice Hall.
- Fausett, L. 1994. *Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms, and Applications*. Englewood Cliffs. NJ: Prentice Hall.
- Giannakopoulos, T. 2006. *Some Basic Audio Features*. Department of Informatics and Telecommunications University of Athens, Greece, (Online), ([www.di.uoa.gr/~tyiannak](http://www.di.uoa.gr/~tyiannak), diakses 24 April 2008).
- Gill, P. R., Murray, W., dan Wright, M. H. 1981. *The Levenberg-Marquardt Method.*, in *Practical Optimization*. London: Academic Press, pp. 136-137.
- Hanselman, Duane., Littlefield, Bruce. 2002. *MATLAB, Bahasa Komputasi Teknis*. Yogyakarta: Pearson Education Asia dan Penerbit Andi.
- Hermawan, A. 2006. *Jaringan Saraf Tiruan Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Sandberg, K. 2001. *An overview of Fourier analysis for signal processing*, Dept. of Applied Mathematics, University of Colorado at Boulder, (Online) (<http://amath.colorado.edu/courses/3310/2001fall/Improc/Webpages/fourier/fourier.css>, diakses 24 April 2008).
- Levenberg, K. 1944. *A Method for the Solution of Certain Problems in Least Squares*. *Quart. Appl. Math.* Vol. 2, pp. 164-168.
- Marquardt, D. 1963. *An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters*. *SIAM J. Appl. Math.* Vol. 11, pp. 431-441.
- Rabiner dan Juang. 1993. *Fundamentals of Speech Recognition*, Prentice Hall.
- Siang, Jong Jek. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Purnomo, Mauridhi Hery., Kurniawan, Agus. 2006. *Supervised Neural Networks dan Aplikasinya*. Yogyakarta: Graha Ilmu.