

IDENTIFIKASI SUARA MENGGUNAKAN METODE MEL FREQUENCY CEPSTRUM COEFFICIENTS (MFCC) DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION

Voice Identification Using Mel Frequency Cepstrum Coefficients (MFCC) and Back-Propagation Artificial Neural Network Technique

Erina Nursholihatun¹, Sudi Mariyanto Al Sasongko¹, Abdullah Zainuddin¹

¹Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Mataram, Nusa Tenggara Barat, Indonesia

Email : erinanurholihatun06@gmail.com; mariyantosas@unram.ac.id; Abdullahzainuddin@yahoo.com

ABSTRAK

Suara merupakan alat komunikasi paling dasar yang digunakan manusia. Pengenal penutur merupakan proses mengenali identitas dari seorang penutur dengan membandingkan fitur-fitur suara yang dimasukkan dengan semua fitur-fitur dari setiap penutur yang ada dalam database. Proses identifikasi penutur terdiri dari dua tahap yaitu tahap pengekstrakan ciri dan tahap pengenalan pola. Tahap pengekstrakan ciri digunakan metode mel frequency cepstrum coefficient (MFCC). Pada tahap pengenalan pola digunakan metode jaringan syaraf tiruan backpropagation dengan cara membandingkan antara data uji dengan data referensi pada database berdasarkan variabel hasil proses pembelajaran.

Hasil penelitian membuktikan bahwa peningkatan level SNR (Signal to Noise Ratio) akan menentukan keberhasilan sistem pengenalan penutur. Semakin tinggi level SNR maka persentase pengenalannya akan meningkat. Tingkat pengenalan penutur pada data suara tanpa noise menghasilkan nilai akurasi rata-rata sebesar 86%, data suara dengan akurasi pengenalan terbesar terdapat pada SNR 80 dB sebesar 92% dan akurasi pengenalan terendah yaitu sinyal dengan SNR 20 dB sebesar 45%. Sedangkan untuk pengujian penutur diluar database diperoleh hasil tingkat penolakan sebesar 100%.

Kata Kunci : MFCC, Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation, Pengenalan Penutur, SNR (Signal to Noise Ratio)

ABSTRACT

The voice is basic humans tool of communications. Speakers identifications is the process of recognizing the identity of a speaker by comparing the inputted voice features with all the features of each speaker in the database. There are two step of speaker identification process: feature extraction and pattern recognition. For the characteristic extraction phase using Mel Frequency Cepstrum Coefficient (MFCC) method. The method of pattern recognition using backpropagation artificial neural networks that compares the test data with the reference data in the database based on the variable result in the learning process.

The result from the research show that increasing SNR (Signal to Noise Ratio) value will determine the success of the speaker recognition system. The higher SNR (Signal to Noise Ratio), will increase percentage level of recognition. Average accuracy speakers recognition of the speakers data without noise generating is 86%, the biggest average accuracy speakers recognition is 92 % in the data with 80 dB SNR level, and the lowest average accuracy is 45 % in the data with 80 dB SNR level. Rejection rate testing result of speakers outside the database is 100 %.

Keywords: MFCC, Artificial Neural Networks Backpropagation, Speaker Identification, SNR (Signal to Noise Ratio)

PENDAHULUAN

Suara merupakan alat komunikasi paling dasar yang digunakan oleh manusia. Perkembangan teknologi memungkinkan manusia tidak hanya berinteraksi dengan manusia saja, tetapi seringkali juga harus berinteraksi dengan perangkat-perangkat

teknologi seperti komputer. Komputer tidak dapat mengerti bahasa yang penutur ucapkan, sehingga diperlukan sebuah sistem pengenalan penutur (*speaker identification*).

Pengenal penutur merupakan proses mengenali identitas dari seorang penutur dengan membandingkan fitur-fitur suara yang

dimasukkan dengan semua fitur-fitur dari Penelitian ini merancang dan menganalisis simulasi identifikasi penutur. Sistem akan mengidentifikasi (mengenal) suara penutur dari 18 orang penutur yang terdiri dari 18 suara pria dengan umur rata-rata 22-24 tahun dengan menggunakan perangkat lunak Matlab.

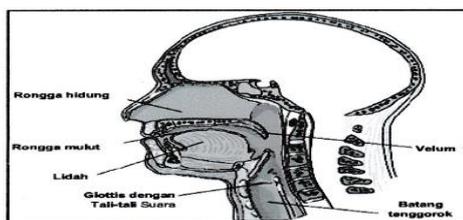
Pada sistem pengenalan suara oleh manusia terdapat tiga organ penting yang saling berhubungan yaitu telinga yang berperan sebagai transduser dengan menerima sinyal masukan suara dan mengubahnya menjadi sinyal syaraf, jaringan syaraf yang berfungsi mentransmisikan sinyal ke otak, dan otak yang akan mengklasifikasi dan mengidentifikasi informasi yang terkandung dalam sinyal masukan.

Proses produksi suara pada manusia dapat dibagi menjadi tiga yaitu:

1. fisiologis: pembentukan aliran udara dari paru-paru
2. *phonation*: perubahan aliran udara dari paru-paru menjadi suara, baik *voiced* maupun *unvoiced*
3. artikulasi yaitu proses modulasi/pengaturan suara menjadi bunyi yang spesifik.

Organ pembentuk sinyal suara meliputi:

- 1 Bagian pulmonary tract: terdiri dari paru-paru dan batang tenggorokan
- 2 Bagian larynx: terdiri dari tali-tali vocal. Ruang antara pita suara disebut glottis
- 3 Bagian vocal tract: terdiri dari pharyng, rongga mulut, dan rongga hidung, seperti dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Organ-organ produksi suara

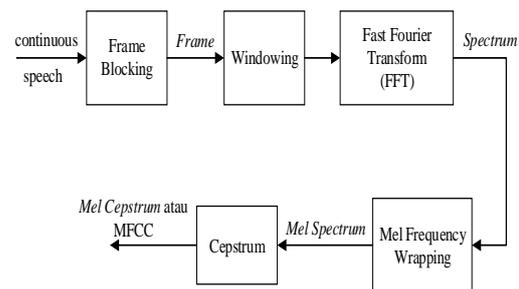
Metode Mel Frequency Cepstrum Coefficient

Feature extraction (ekstraksi ciri) merupakan proses untuk menentukan satu nilai atau vektor yang dapat dipergunakan sebagai pencari obyek atau individu. Dalam pemrosesan suara, ciri yang biasa dipergunakan adalah *mel frequency cepstrum coefficients* (MFCC) yang menghitung koefisien *cepstrum* dengan mempertimbangkan persepsi sistem

setiap penutur yang ada dalam database. pendengaran manusia terhadap frekuensi suara. MFCC didasarkan pada variasi yang telah diketahui dari jangkauan kritis telinga manusia dengan frekuensi. MFCC memiliki 2 jenis filter dimana bersifat linear pada frekuensi dibawah 1000 Hz dan bersifat logaritmik pada frekuensi diatas 1000 Hz. Beberapa keunggulan dari metode ini adalah :

- a. Mampu untuk menangkap karakteristik suara yang sangat penting bagi pengenalan suara, atau dengan kata lain dapat menangkap informasi-informasi penting yang terkandung dalam sinyal suara.
- b. Menghasilkan data seminimal mungkin, tanpa menghilangkan informasi-informasi penting yang dikandungnya.
- c. Mereplikasi organ pendengaran manusia dalam melakukan persepsi terhadap signal suara [1].

Blok diagram pemrosesan *mel frequency cepstrum coefficients* (MFCC) dapat dilihat pada gambar 2:

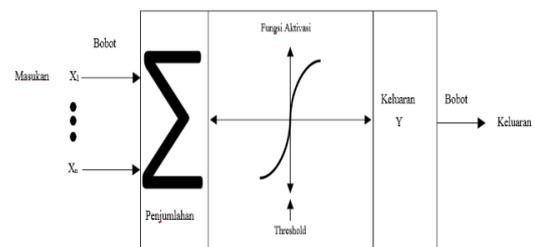


Gambar 2. Blok diagram *mel frequency cepstrum coefficients* (MFCC) [2].

Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan (JST) adalah suatu sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan syaraf manusia.

Komponen penyusun jaringan syaraf tiruan seperti gambar 3.



Gambar 3. Komponen Jaringan Syaraf Tiruan [3].

Keterangan gambar komponen penyusun jaringan syaraf tiruan adalah:

- X_1, X_2, X_3, X_n adalah sinyal yang masuk ke sel syaraf
- W_1, W_2, W_3, W_n *weight* (bobot): factor bobot penghubung antar node
- Setiap input akan dikalikan dengan bobot dari node-nya masing-masing, $X^T W$. Tergantung dari fungsi aktivasi yang dipakai, nilai $X^T W$ dapat membangkitkan (*excite*) node atau menghalangi (*inhibit*) node
- Nilai ambang internal (*Threshold*) dari node
- besarnya offset yang mempengaruhi aktivasi pada output *node* Y

$$Y = \sum_{i=1}^n X_i W_i - \theta \quad (1)$$

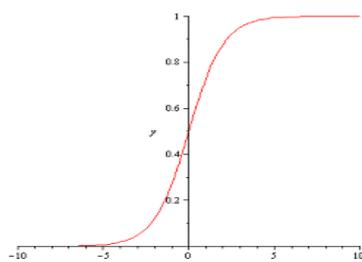
- Fungsi aktivasi: operasi matematik yang dikenakan pada sinyal output Y . Ada beberapa fungsi aktivasi yang biasa dipakai dalam JST tergantung masalah yang akan diselesaikan.

Fungsi Aktivasi

- Fungsi sigmoid biner yang mempunyai rentang nilai (0-1)

$$f_1(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2)$$

dengan $f_1'(x) = f_1(x) [1 - f_1(x)]$

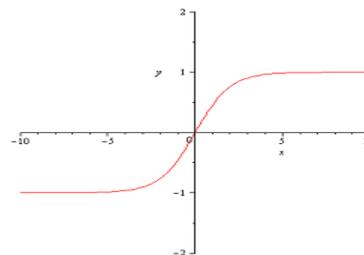


Gambar 4. Fungsi sigmoid biner [4]

- Fungsi sigmoid bipolar dengan rentang (-1,1)

$$f_2(x) = -1 \quad (3)$$

dengan $f_2'(x) = \frac{1}{2} [1 + f_2(x)][1 - f_2(x)]$



Gambar 5. Fungsi sigmoid bipolar [4].

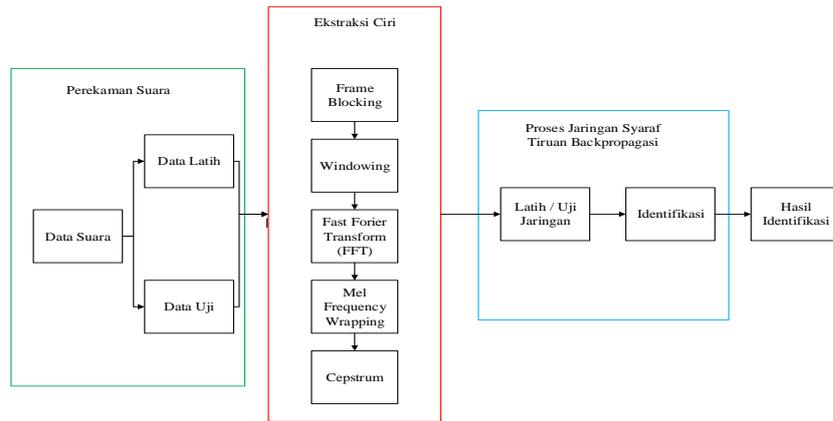
Backpropagation adalah salah satu arsitektur JST yang paling luas digunakan dan telah berhasil diaplikasikan dalam berbagai bidang. Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* terdiri dari beberapa lapisan (*layer*) yaitu:

- Lapisan input (*input layer*): berfungsi mempresentasikan data kedalam JST untuk diproses
- Lapisan tersembunyi (*hidden layer*): neuron didalamnya disebut unit tersembunyi, yang tidak dapat diobservasi langsung dan tersembunyi. Lapisan ini menyediakan fungsi nonlinieritas pada JST.
- Lapisan output (*output layer*): berfungsi mengkodekan output JST ke suatu informasi yang dapat dimengerti [5].

METODE PENELITIAN

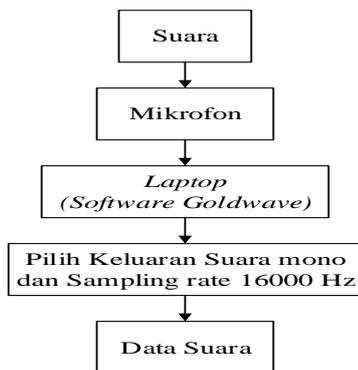
Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah pertama pengambilan sampel penutur yang terdiri dari suara laki – laki dan perempuan yang berumur rata-rata 22 - 24 tahun, masing-masing penutur mengucapkan satu pola kata yang sama yaitu kata “Laboratorium Telkom”. Kedua adalah memproses MFCC untuk mendapatkan ekstraksi ciri dari masing-masing penutur. Ketiga adalah proses pelatihan, pada proses ini pola kata yang sudah ditentukan dimasukkan secara urut mulai penutur 1, penutur 2 seterusnya sampai penutur terakhir. Keempat adalah menguji penutur dengan MFCC dan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* untuk mengenali penutur. Kelima yaitu menganalisa dan pengambilan kesimpulan.

Dalam proses perancangan suatu sistem dilakukan penelitian dan penganalisaan tentang sistem yang akan dibangun, gambar 6 adalah diagram alur penelitian pengenalan penutur (*speaker identification*).



Gambar 6. Diagram alur penelitian identifikasi penutur

Perekaman suara digunakan sebagai masukan perintah dilakukan dengan menggunakan program *software Goldwave*. Gambar 7 menunjukkan proses perekaman suara.



Gambar 7. Diagram alir proses perekaman suara

Data yang berupa sinyal suara penutur direkam dengan menggunakan mikrofon yang terhubung dengan laptop. Perekaman suara dilakukan dengan bantuan program *GoldWave*, dengan frekuensi *sampling* 16000 Hz, 16 bit, *mono channel*. Kemudian suara tersebut disimpan dalam bentuk file yang berekstensi “.wav”.

Perekaman dilakukan sebanyak 13 kali ucapan untuk data dalam *database*. Dimana 3 dari 13 data hasil perekaman digunakan sebagai data latih dan pengujian. Sedangkan 10 lainnya hanya digunakan sebagai data uji. Untuk data diluar *database* dilakukan perekaman suara sebanyak 5 kali ucapan. Dimana hasil perekaman data diluar *database* digunakan sebagai data uji pada sistem JST. Hasil dari perekaman kemudian disimpan dalam bentuk format .wav.

Ekstraksi ciri sinyal suara pada penelitian ini menggunakan MFCC. Parameter dari MFCC yaitu :

- a. *nput*, yaitu masukan suara yang berasal dari tiap pembicara.
- b. *ampling rate*, yaitu banyaknya nilai yang diambil dalam satu detik. Dalam penelitian ini digunakan *sampling rate* sebesar 16000 Hz.
- c. *ime frame*, yaitu waktu yang diinginkan untuk satu *frame* (dalam milidetik). *Time frame* yang digunakan adalah 50 ms.
- d. *ap*, yaitu *overlapping* yang terdiri dari $N/2$ data.
- e. *epstrum coefficient*, yaitu jumlah *cepstrum* yang diinginkan sebagai *output*. *Cepstrum coefficient* yang digunakan sebanyak 13. Batasan jumlah koefisien sebanyak 13 didapat dari nilai *spectrum* frekuensi data suara yang dominan.

Tahapan proses MFCC dapat diilustrasikan sebagai berikut:

Frame Blocking.

Hasil perekaman suara merupakan sinyal analog yang berada dalam domain waktu yang bersifat variant time. Oleh karena itu sinyal tersebut harus dipotong-potong dalam slot-slot waktu tertentu agar dapat dianggap invariant. Dalam penelitian ini digunakan frekuensi *sampling* 16000 Hz dan sinyal suara dipotong sepanjang 50 milidetik. Dimana perhitungannya adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Sampling rate}(F_s) &= 16000 \text{ Hz} \\ \text{Timeframe}(T_s) &= 50 \text{ ms atau } 0,05 \text{ s} \\ \text{Frame size}(N) &= 16000 * 0,05 = 800 \text{ sample} \\ \text{Overlapping}(M) &= 800/2 = 400 \text{ sample} \end{aligned}$$

Hamming Window.

Hamming Window diperlukan untuk mengurangi efek diskontinuitas dari proses *frame blocking* terutama pada ujung awal dan ujung akhir setiap frame.

Fast Fourier Transform.

Dalam proses *fourier transform* akan mengubah sinyal suara dari domain waktu ke dalam domain frekuensi.

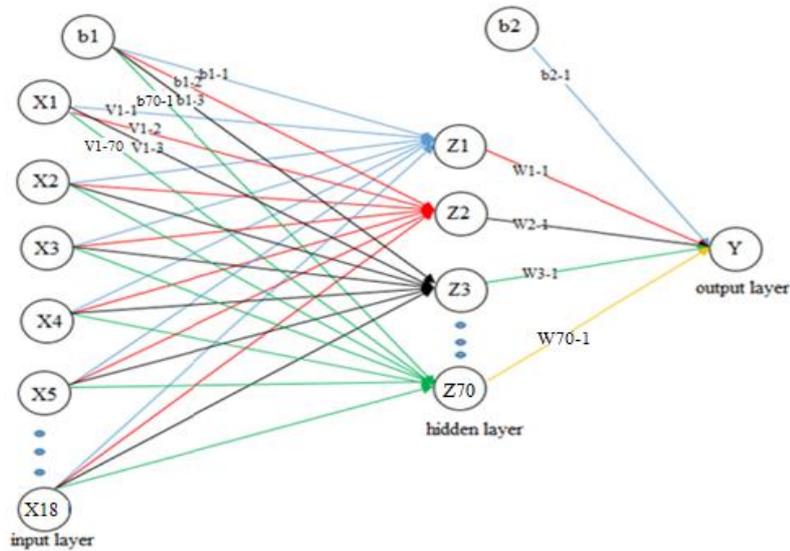
Mel Frequency Wrapping.

Mel frequency wrapping bertujuan untuk proses pemfilteran dari spektrum setiap frame.

Cepstrum.

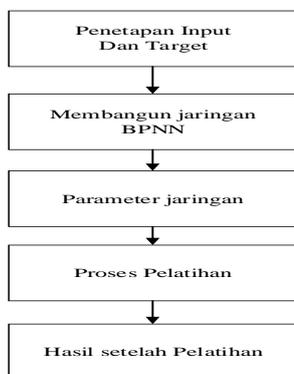
Cepstrum merupakan hasil logaritme *mel spectrum* dari domain frekuensi yang dirubah menjadi domain waktu dengan menggunakan DCT dimana menghasilkan matriks yang berukuran jumlah frame * koefisien.

Sebelum melakukan proses pelatihan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* terlebih dahulu diperhatikan *arsitektur jaringan*. Tiap *neuron* pada lapisan masukan terdiri dari hasil ekstraksi ciri dengan metode MFCC dan meneruskannya ke *neuron* pada *hidden layer* di atasnya



Gambar 8 Arsitektur JST untuk pengenalan penutur

Skema proses latih jaringan dapat dilihat pada gambar 9.



Gambar 9 Skema proses latih jaringan

- a. *Input Data*
Nilai data *input* adalah bebas artinya nilai dapat diisi dengan sembarangan bilangan berdasarkan data yang diperoleh pada penelitian. Data tersebut kemudian disusun dalam bentuk matriks dengan ukuran matriks 39 x 18 untuk data yang akan digunakan sebagai data pelatihan.
- b. *Membangun JST Backpropagation*
- c. *Parameter jaringan*
Inisialisasi parameter pelatihan yang meliputi laju pembelajaran, momentum, goal, serta jumlah iterasi.
- d. *Pelatihan JST Backpropagation*
Setelah membangun *JST Backpropagation* dan menentukan parameter jaringan langkah komputasi selanjutnya adalah melakukan proses pelatihan JST.

- Pelatihan 1, Mencari Jumlah Neuron untuk *Hidden Layer*. Tujuan dari langkah ini adalah menentukan jumlah neuron untuk *hidden layer* yang menghasilkan kinerja terbaik selama proses pelatihan, ditunjukkan dengan MSE terkecil dan waktu komputasi yang cepat. Untuk menentukan jumlah neuron pada *hidden layer*, pengamatan dilakukan terhadap jaringan dengan satu *hidden layer*, dengan variasi jumlah neuron *hidden layer* adalah 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 110 dan 120 neuron.
- Pelatihan 2, Mencari Momentum dan Laju pembelajaran Terbaik. Pada langkah ini akan diamati variasi momentum dan laju pembelajaran terhadap unjuk kerja jaringan yang dinyatakan dengan besar kecilnya MSE selama proses pelatihan dan lamanya waktu iterasi. Tujuan dari langkah ini adalah untuk memperoleh nilai momentum dan laju pembelajaran yang optimum.

Berikut tahap Identifikasi yaitu:

1. Pengujian terhadap data uji yang dilatih
2. Pengujian terhadap data uji yang tidak dilatih untuk tanpa noise, SNR 20 dB sampai 80 dB
3. Pengujian dengan data uji respon lain yang tidak dilatih untuk tanpa noise, SNR 20 dB sampai 80 dB
4. Hasil pengujian dapat diketahui dengan membulatkan nilai *output* jaringan terlebih dahulu, pada proses ini sistem berfungsi sebagai klasifikasi dari data yang dijadikan *input*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Perekaman dilakukan terhadap penutur dengan durasi waktu rata-rata 5 detik pada *sampling rate* (F_s) sebesar 16000 Hz, mono *channels*, dan resolution 16-bit. Dalam penelitian ini digunakan 23 penutur yang akan dibagi menjadi 18 orang sebagai penutur didalam *database* dan 5 orang sebagai penutur diluar *database*. Penutur didalam *database* terdiri dari 18 orang laki-laki yang mengucapkan kata "Laboratorium Telkom". Penutur diluar *database* terdiri dari 3 orang laki-laki dan 2 orang perempuan mengucapkan kata "Laboratorium Telkom". Setiap data ucapan disimpan sebagai sebuah file audio dengan format .wav yang diberi nama sesuai dengan nama penutur, kondisi suara dan diikuti dengan indeks urutan pengucapan.

Pengujian terhadap data uji sama dengan data yang dilatih maka didapatkan data hasil pengujian tersebut. Berikut disajikan dalam tabel 4:

Tabel 4 Hasil pengujian dengan data yang dilatih

Nama Penutur	Tingkat pengenalan (%)
Ahmadi	100%
Ahsan	100%
Alfan	100%
Arif	100%
Arifin	100%
Asgar	100%
Bahar	100%
Budi	100%
Dika	100%
Ghalib	100%
Ihlas	100%
Izi	100%
Jumadi	100%
Panji	100%
Ryan	100%
Sadik	100%
Udin	100%
Zain	100%
Rata-rata	100%

Berdasarkan hasil Tabel 4 dapat disimpulkan bahwa pengujian yang dilakukan dengan data yang sama dengan data yang dilatih dapat dikenali dengan baik oleh sistem dan menghasilkan persentase pengenalan sebesar 100%.

Proses pengujian dilakukan dengan menggunakan data dari setiap penutur dengan mengucapkan kata "Laboratorium Telkom" yang dihasilkan dari setiap perekaman. Dalam sistem ini telah disediakan setiap penutur terdapat 3 suara yang akan dilatih, suara tersebut terdiri dari suara 1 sampai suara 3. Total data yang dilatih terdapat ada 39 data suara. Pengujian yang dilakukan dengan menguji data yang sama dengan data yang dilatih. Berikut Pengujian dengan data uji didalam *database* tanpa *noise* dapat disajikan dalam tabel 5:

Berdasarkan hasil Tabel 5 dapat disimpulkan bahwa pengujian dengan data uji didalam *database* tanpa *Noise* bahwa beberapa data menunjukkan kesalahan identifikasi. Hal tersebut disebabkan oleh *input* dari hasil ekstraksi pada penutur tersebut belum pernah dipelajari (melakukan pelatihan) sehingga sistem tidak dapat mengenali penutur tersebut. Untuk persentase tingkat keberhasilan yang diperoleh adalah sebesar 86%. Pengujian

dengan data uji didalam *database* tanpa *noise* merupakan pengujian dengan menggunakan data ucapan dari suara 4 sampai suara 13. Total data sebagai data uji ada 180 suara. Dimana data hasil proses ekstraksi dengan metode MFCC sebelumnya yaitu suara 1 hingga 3 telah dilakukan pengujian dengan proses pembelajaran terlebih dahulu.

Untuk melihat perilaku dari model JST yang dibangun terhadap data yang diberi SNR, dilakukan pengujian model JST dengan arsitektur yang sama dengan data tanpa *noise*. Hasil pengujian model JST dengan SNR 20 dB, SNR 30 dB, SNR 40 dB, SNR 50 dB, SNR 60 dB, SNR 70 dB dan SNR 80 dB.

Tabel 5 Hasil pengujian dengan data uji yang tidak dilatih tanpa *Noise*

Nama Penutur	Tingkat pengenalan (%)
Ahmadi	100%
Ahsan	100%
Alfan	100%
Arif	70%
Arifin	70%
Asgar	80%
Bahar	80%
Budi	90%
Dika	100%
Ghalib	80%
Ihlas	90%
Izi	90%
Jumadi	100%
Panji	90%
Ryan	90%
Sadik	80%
Udin	70%
Zain	60%
Rata-rata	86%

Berdasarkan hasil Tabel 6 dapat disimpulkan bahwa pengujian data uji yang tidak dilatih dengan SNR pengenalannya tidak sebaik dari hasil pengujian dengan data uji didalam *database* tanpa *Noise*, hal ini dikarenakan suara yg diuji terdapat *noise* sehingga setiap hasil perbandingan antara data uji tanpa *Noise* dan data uji dengan *noise* yg bernilai tidak sama dengan hasil keluaran pengujian pada JST *backpropagation* tidak dikenali. Untuk tingkat pengenalan masing-masing data uji dengan SNR 20 dB sebesar 45%, data uji dengan SNR 30 dB sebesar 52%, data uji dengan

SNR 40 dB sebesar 72%, data uji dengan SNR 50 dB sebesar 76%, data uji dengan SNR 60 dB sebesar 79%, data uji dengan SNR 70 dB sebesar 82%, dan data uji dengan SNR 80 dB sebesar 92%.Selanjutnya, untuk melihat pengaruh data uji yang tidak dilatih

tanpa *Noise* dan data uji yang tidak dilatih dengan SNR tertentu terhadap persentase pengenalan, dilakukan perbandingan persentase pengenalan yang dihasilkan dari Tabel 5 sampai Tabel 6 diatas kemudian dibuat grafik perbandingannya gambar 10:

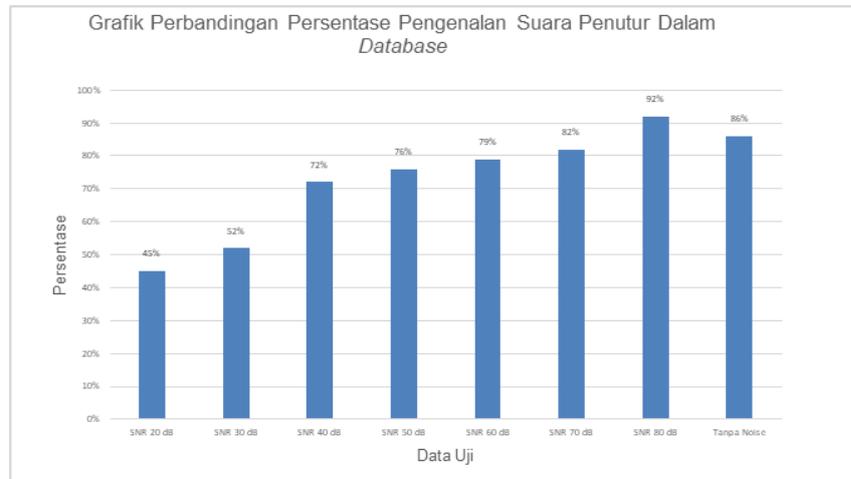
Dari grafik pada Gambar 10 dapat dijelaskan bahwa semakin besar nilai SNR yang diberikan pada sampel suara maka tingkat pengenalan suara oleh JST akan semakin meningkat. Bila dibandingkan antara pengenalan suara tanpa *noise* dengan SNR.

Pengujian dengan data uji diluar *database* merupakan pengujian dengan menggunakan data ucapan dari orang lain. Dalam sistem ini telah disediakan 5 penutur dimana setiap penutur terdiri dari 3 orang laki-laki dan 2 orang perempuan yang mengucapkan kata "Laboratorium Telkom" diulangi sebanyak 5 kali.

Sama seperti pengujian dengan data uji didalam *database*, Pengujian dengan data diluar *database* juga tidak dilakukan proses pembelajaran (tahap pelatihan). Disini akan dilihat keandalan sistem dalam menolak atau

Tabel 6 Hasil pengujian dengan data uji dalam *database* dengan SNR

Nama Penutur	Tingkat Pengenalan (%)						
	SNR						
	20	30	40	50	60	70	80
Ahmadi	20	30	50	60	50	70	70
Ahsan	30	40	40	80	90	90	100
Alfan	50	50	70	100	90	100	100
Arif	40	60	70	70	70	70	100
Arifin	40	50	70	70	70	70	100
Asgar	30	40	80	80	80	80	90
Bahar	50	60	80	70	60	80	80
Budi	60	30	90	70	90	90	90
Dika	50	40	100	100	100	100	100
Ghalib	60	70	70	70	70	80	80
Ihlas	50	70	50	80	90	90	90
Izi	40	50	80	70	90	80	90
Jumadi	50	60	100	90	100	100	100
Panji	50	60	70	80	80	80	90
Ryan	40	70	70	70	80	90	90
Sadik	40	50	80	70	80	80	100
Udin	60	50	70	70	70	70	90
Zain	50	60	60	6	60	60	90
Rata-rata	45	52	72	76	79	82	92



Gambar 10. Grafik Perbandingan persentase pengenalan suara penutur diluar *Database*

menyatakan tidak mengenal penutur yang tidak dilatih. Berikut disajikan dalam tabel 10

Tabel 10 Hasil pengujian dengan data uji respon lain yang tidak dilatih

Nama Penutur	Tingkat Penolakan (%)
Ita	100%
Kahfi	100%
Nizam	100%
Rini	100%
Rully	100%
Rata-rata	100%

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil uji coba dan analisis yang telah dilakukan, maka dapat diambil beberapa kesimpulan antara lain sebagai berikut:

1. Persentase pengenalan untuk penutur sebagai data latih sebesar 100%. Pengujian dengan data uji dalam *database* tanpa *noise* memiliki tingkat keberhasilan 86%, untuk data uji dengan SNR 20 dB memiliki tingkat keberhasilan 45%, untuk data uji dengan SNR 30 dB memiliki tingkat keberhasilan 52%, untuk data uji dengan SNR 40 dB memiliki tingkat keberhasilan 72%, untuk data uji dengan SNR 50 dB memiliki tingkat keberhasilan 76%, untuk data uji dengan SNR 60 dB memiliki tingkat keberhasilan 79%, untuk data uji dengan SNR 70 dB memiliki tingkat keberhasilan 82%, untuk data uji dengan SNR 80 dB memiliki tingkat keberhasilan 92%.

2. Pengujian dengan data uji diluar *database* memiliki tingkat penolakan 100%
3. Dari hasil pengujian didapatkan bahwa dengan tingkat SNR yang tinggi persentase tingkat pengenalan akan meningkat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Darma, P., "Verifikasi Biometrika Suara Menggunakan Metode MFCC dan DTW", Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Udayana, 2011.
- [2] Susanto, N., "Pengembangan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Backpropagation untuk Identifikasi Pembicara dengan Praproses MFCC", Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, 2007.
- [3] Kanata, Bulkis, "Bahan Ajar kuliah Jaringan Syaraf Tiruan", Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Mataram 2014.
- [4] Purnamasari, R.W., "Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation sebagai Sistem Deteksi Penyakit Tuberculosis (TBC)", Jurusan Matematika Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang, 2013.
- [5] Siang, J.J, "Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrograman Menggunakan MATLAB", Yogyakarta: ANDI, 2009.