Pengenalan Kata Berbahasa Indonesia dengan *Hidden Markov Model (HMM)* menggunakan Algoritme *Baum-Welch*

Agus Buono, Arief Ramadhan, Ruvinna

Departemen Ilmu Komputer, FMIPA - IPB

Abstract

Speech recognition is the process of converting an acoustic signal, captured by a microphone or a telephone, to a set of words. Speech can be defined as waves of air pressure created by airflow pressed out of the lungs and going out through the mouth and nasal cavities. The air passes through the vocal folds (chords) via the path from the lungs through the vocal tract, vibrating them at different frequencies. To make a computer system reacts as a human being in recognizing a word is not an easy task. A good model is needed to represent the speech signal as the input of the speech system.
This research used Baum-Welch training algorithm to train HMM as the model of a word. The purpose of this research is to implement HMM using Baum- Welch training algorithm to recognize an isolated word. Words of this research are ranged into 2 types of syllable: they are 2 syllables and 3 syllables. Speaker of this research is also ranged into 2 trained woman speaker and 2 trained men speaker, therefore this system is said to be speaker-dependent. In general this research resulted some HMM, that represent speech signal input as an Indonesian word. The best HMM to recognize an isolated word is HMM using 3 hidden states that were trained up to 10 epochs and the best accuracy is 83.125%.

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Mengenali sebuah kata atau kalimat bukanlah hal yang sulit dilakukan bagi manusia. Apalagi kata tersebut merupakan *'Bahasa Utama'* yang digunakannya sehari-hari. Berbagai logat ataupun cara bicara tidak menjadi halangan untuk mengenali kata tersebut. Namun pekerjaan ini bukanlah hal yang mudah dilakukan oleh sebuah sistem komputer.

Berbagai sistem pengenalan suara atau yang dapat disebut juga *Automatic Speech Recognition (ASR)* telah banyak dikembangkan di berbagai negara dengan berbagai bahasa. Berikut merupakan beberapa sistem pengenalan suara yang telah dikembangkan:

- *Spoken Dialoque System*, sistem yang dapat melakukan dialog singkat guna mendapatkan informasi tertentu. Seperti pada seorang *customer servive*, pengguna hanya perlu menjawab 'ya' atau 'tidak' untuk mendapatkan informasi tertentu.
- *Speed Dialing System*, sistem yang dapat mengenali sebuah nama atau ID seseorang dan mencarinya dalam buku telepon untuk segera dihubungi. Pengguna tidak perlu mencari nomor telepon seseorang, biasanya dalam telepon selular, untuk dapat menghubunginya, namun cukup dengan menyebutkan nama atau ID orang yang akan dihubungi dan system secara otomatis menghubunginya.
- *Speech to Text Translation System*, sistem yang secara otomatis mengetikkan kata-kata yang diucapkan pengguna.

Sistem-sistem tersebut memang telah banyak dikembangkan, namun kata yang dikenali ialah kata berbahasa Inggris. Oleh sebab itu, pengembangan sistem pengenalan kata berbahasa Indonesia perlu dilakukan mengingat bahasa Indonesia memiliki pola dan cara pengucapan yang berbeda dengan bahasa Inggris.

Agar sistem komputer dapat mengenali sebuah kata, maka dibutuhkan representasi yang baik terhadap sinyal-sinyal yang masuk berikut perubahan frekuensinya terhadap rentang waktu tertentu. Hal ini tidak mudah dilakukan mengingat Indonesia merupakan sebuah bangsa yang sangat besar dengan berbagai ragam suku dan logat atau cara bicara. Kesulitan lainnya ialah sistem tidak dapat membedakan sinyal suara yang masuk dengan sinyal *noise*.

Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini ialah menerapkan *Hidden Markov Model (HMM)* menggunakan algoritme Baum-welch untuk mengenali sebuah kata.

Ruang Lingkup

Adapun ruang lingkup dari penelitian ini antara lain :

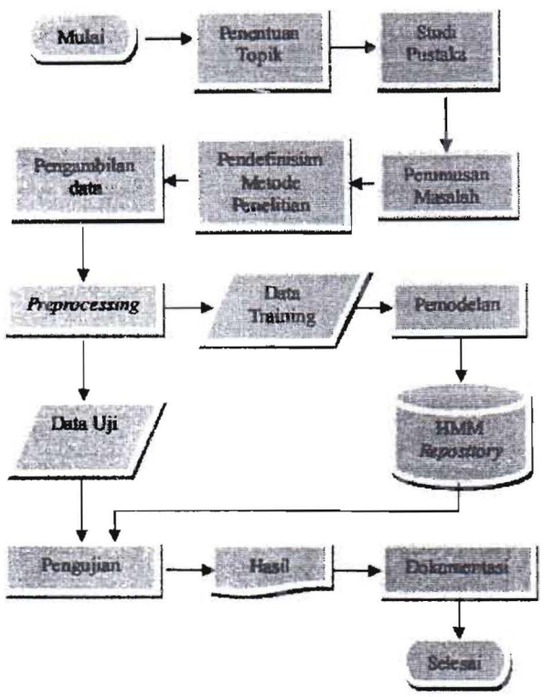
1. Kata-kata yang digunakan ialah kata berbahasa Indonesia.

2. Penelitian ini terbatas pada pengenalan kata (*Isolated word*), bukan pengenalan kalimat.
3. Kata yang digunakan sebanyak 40 kata yang dibedakan ke dalam 2 suku kata dan 3 suku kata.
4. Kata yang dikenali harus berasal dari pembicara yang telah terlatih (*Dependent speaker*).

METODE PENELITIAN

Kerangka Pemikiran

Langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini sesuai dengan apa yang disarankan oleh Jurafsky ataupun Rabiner. Namun dilakukan beberapa penyesuaian yang diperlukan. Secara umum, langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini digambarkan pada **Gambar 1** berikut:



Gambar 1 *Proses Pengenalan Kata.*

Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan guna memahami langkah-langkah dalam metode yang digunakan dalam penelitian ini. Selain itu, perlu dipelajari perkembangan mengenai *Signal Processing* pada umumnya dan *Speech Recognition* pada khususnya, agar metode yang digunakan tepat sasaran. Referensi-referensi yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada daftar pustaka.

Pengambilan Data Suara

Pengambilan data suara dilakukan dengan *Frekuensi Sampel (Fs)* 11 KHz selama 5 detik untuk setiap kata, karena menurut Do *(1994)* frekuensi ini dapat meminimalisasi efek *aliasing* saat konversi sinyal analog ke sinyal digital.

Data suara sendiri terbagi dalam 2 macam jumlah suku kata, yaitu: 2 suku kata dan 3 suku kata. Pemilihan ini dilakukan karena sebagian besar kata dalam bahasa Indonesia terdiri oleh 2 atau 3 suku kata. Setiap kelompok kata terdiri dari 20 kata sehingga total seluruh kata yang digunakan ialah 40 kata. Daftar kata yang digunakan dapat dilihat pada **Tabel 1** di bawah ini:

Tabel 1 *Daftar Kata*

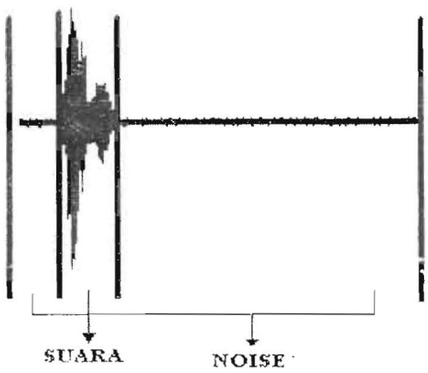
2 Suku kata	3 Suku Kata
Alam	Aljabar
Bogor	Bahasa
Citra	Digital
Data	Empati
Ganda	Fakultas
Hasil	Gelombang
Ilmu	Institut
Jumlah	Jaringan
Keras	Kembali
Lulus	Komputer
Matriks	Laporan
Nama	Metode
Program	Numerik
Robot	Ornamen
Sistem	Perangkat
Temu	Revisi
Umum	Sarjana
Virus	Teori
Warna	Usaha
Yakin	Wisuda

Sistem ini dibatasi dalam hal pembicaranya (*Speaker Dependent),* sehingga pembicara hanya terdiri dari 4 orang, yaitu: 2 orang wanita dan 2 orang laki-laki. Setiap Pembicara mengucapkan kata dengan pengulangan sebanyak 10 kali untuk setiap kata.

Tempat yang digunakan untuk proses pengambilan suara bersifat nening, karena jenis *noise* yang digunakan bersifat *Low* yaitu di bawah 30 db. Bila *Noise* yang terdapat pada ruangan terlalu besar, maka hal tersebut akan menyulitkan saat proses pembersihan/*cleaning* data suara. Selain itu, sangat sulit bagi sistem untuk dapat membedakan gelombang suara dengan *noise* dari lingkungan.

Preprocessing

Data suara yang terkumpul merupakan data suara kotor, karena masih terdapat *blank* atau jeda pada awal atau akhir suara, seperti yang terlihat pada **Gambar 2** di bawah ini. Data suara tersebut selanjutnya dibersihkan dari *blank* pada awal atau akhir suara, proses ini disebut sebagai proses pembersihan data.

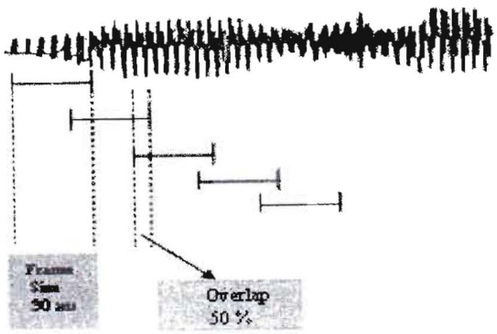


Gambar 2 *Data Suara Kotor.*

Apabila *noise* yang terdapat pada suara terialu besar, maka proses pembersihan ini tidak dapat berjalan optimal. Hal ini dikarenakan sistem tidak mampu membedakan lagi antara gelombang suara dengan *noise*.

Sinyal suara berubah secara perlahan seiring dengan berjalannya waktu dan sepanjang itu, sinyal yang dihasilkan akan berubah karakteristiknya sesuai dengan kata yang disebutkan. Berdasarkan penelitian *Davis* dan *Mermelstein (1980)* dalam *Ganchev (2005), MFCC* dapat merepresentasikan sinyal lebih baik dari *LPC, LPCC* dan yang lainnya, dalam pengenalan suara. Oleh sebab itu, penelitian ini menggunakan *MFCC FB-40* untuk merepresentasikan karakteristik sinyal suara. Tujuan dari *feature extraction* ini ialah untuk merepresentasikan gelombang sinyal yang masuk ke dalam vektor-vektor ciri akustik, dimana setiap vektornya merepresentasikan informasi dalam beberapa *frame* sinyal.

Pada penelitian ini, *frame* yang digunakan sebesar 30 ms, dimana terjadi *overlap* pada setiap *frame* sebanyak 50 % seperti yang terlihat pada **Gambar 3.** Hal ini mengingat cara bicara orang Indonesia yang cenderung cepat, sehingga *frame* sebesar 30 ms dianggap cukup representatif dalam mencirikan sebuah potongan kata. Masing-masing *frame* sendiri menghasilkan sebuah vektor ciri yang terdiri dari 13 koefisien *cepstral*.



Gambar 3 Proses *Frame Blocking.*

Pemodelan Kata

Proses pemodelan kata dibagi dalam 2 tahapan, yaitu: inisialisasi *HMM* dan pelatihan *HMM.*

A. Clustering data/Inisialisasi Model Kata

Inisialisasi *HMM* dimulai dari pengelompokkan *(Clustering) Cepstral Coeficients* yang telah didapatkan dari proses ekstraksi fitur di atas. Pertama-tama, vektor ciri suara disatukan menurut katanya,

$$Gabung \begin{cases} kata\ 1 = O_{t+1}, O_{t+2}, \cdots, O_k \\ kata\ 2 = O_{t+1}, O_{t+2}, \cdots, O_k \\ \vdots \\ kata\ N = O_{k+1}, O_{k+2}, \ldots, O_T \end{cases}$$

Pada penelitian ini digunakan 6 macam jumlah state, mulai dari 3, 4, hingga 8 state *HMM* untuk setiap katanya. Oleh sebab itu, matriks yang didapat selanjutnya dikelompokkan menjadi 3, 4, hingga 8 kelompok. Pengelompokan ini digunakan untuk mendapatkan nilai inisialisasi *HMM* yang akan dilatih.

$$\pi = \begin{bmatrix} \frac{\sum kluster\ 1}{\sum Observasi} \\ \frac{\sum kluster\ 2}{\sum Observasi} \\ \vdots \\ \frac{\sum kluster\ N}{\sum Observasi} \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} \frac{\sum(1\to1)}{\sum 1\to(1-N)} & \cdots & \frac{\sum(1\to N)}{\sum 1\to(1-N)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\sum(N\to1)}{\sum N\to(1-N)} & \cdots & \frac{\sum(N\to N)}{\sum N\to(1-N)} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \mu_1\Sigma_1 \\ \vdots \\ \mu_N\Sigma_N \end{bmatrix}$$

Karena setiap kata dikkelompokkan ke dalam 6 macam kelompok, maka setiap kata tersebut akan memiliki 6 buah inisialisasi *HMM.* Pada penelitian ini sendiri, digunakan 40 kata, sehingga hasil Inisialisasi *HMM* ialah sebanyak 240 macam *HMM*

B. Pelatihan Model kata

Pelatihan *HMM* dilakukan dengan menggunakan algoritme *Baum-Welch* dan distribusi *Gaussian*. Pada penelitian ini digunakan *Algoritme Baum-Welch* karena menurut *Shu, et al. (2003)* banyak studi yang telah membuktikan bahwa algoritme *Baum-Welch* mampu melatih *HMM*, untuk sinyal akustik, lebih baik dibanding viterbi. Selain itu, *Baum-Welch* tidak memerlukan nilai inisialisasi yang cukup dekat untuk menghasilkan *HMM* yang baik.

Distribusi Gaussian yang digunakan ialah Distribusi *Gaussian Multivariate*, karena setiap pada matriks observasi bukan merupakan nilai skalar melainkan sebuah vektor ciri. Karena terdiri dari 13 koefisien *cepstral*, maka dimensi (d) yang digunakan dalam *Gaussian Multivariate* ialah 13.

Fungsi Scaling berikut: $C_t = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N} \alpha_i(t)}$ juga digunakan dalam pelatihan *HMM*. Fungsi ini berguna untuk menskalakan nilai *Alfa (α)* dan *Beta (β)* yang dihasilkan agar tidak terlalu kecil sehingga mendekati nol. Langkah-langkah yang dilakukan pada pelatihan *HMM* ini ialah :

1. Menghitung nilai dan dengan menyertakan fungsi *Scaling*.
   a) *Forward*
   Inisialisasi :
   $\alpha_i(1) = \pi_i b_i(O_1)$
   $\hat{\alpha}_i(1) = C_1\, \alpha_i(1)$

   Rekursi :
   $$\alpha_i(t+1) = b_j(O_{t+1}) \sum_{i=1}^{N} \alpha_i(t).\, a_{ij}$$
   $$\hat{\alpha}_i(t+1) = [\prod_{s=1}^{t+1} C_s]\, \alpha_i(t+1)$$

   Terminasi :
   $$\log[P(O|\lambda)] = -\sum_{t=1}^{T} \log C_t$$

   b) *Backward*
   Inisialisasi :
   $\beta_i(T) = 1$
   $\hat{\beta}_i(T) = C_T\, \beta_i(T)$

   Rekursi :
   $\beta_i(t) = \sum_{j=1}^{N} \beta_i(t+1)\, a_{ij} b_j(O_{t+1})$
   $\hat{\beta}_i(t) = [\prod_{s=t}^{T} C_s]\, \beta_i(t)$

2. Menghitung nilai γ dan ξ.
   $$\gamma_i(t) \equiv P(Q_t = i|O,\lambda) = \frac{\hat{\alpha}_i(t)\hat{\beta}_i(t)}{\sum_{i=1}^{N} \hat{\alpha}_i(t)\hat{\beta}_i(t)}$$
   $$\xi_{ij}(t) \equiv P(Q_t = i, Q_{t+1} = j|O,\lambda)$$
   $$= \frac{\hat{\alpha}_i(t) a_{ij} \hat{\beta}_i(t+1) b_j(O_{t+1})}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} \hat{\alpha}_i(t) a_{ij} \hat{\beta}_i(t+1) b_j(O_{t+1})}$$

3. *Update* nilai (π, A, B)
   $$\hat{\pi}_i = \sum_{k=1}^{jml\ kata} \gamma_i^k(1)$$
   $$\hat{a}_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^{jml\ kata}\sum_{t=1}^{T-1} \xi_{ij}^k(t)}{\sum_{k=1}^{jml\ kata}\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_i^k(t)}$$
   $$\hat{b}_i(O_t) \begin{cases} \hat{\mu}_i = \frac{\sum_{k=1}^{jml\ kata}\sum_{t=1}^{T} \gamma_i^k(t).O_t^k}{\sum_{t=1}^{T} \gamma_i(t)} \\ \hat{\Sigma}_i = \frac{\sum_{k=1}^{jml\ kata}\sum_{t=1}^{T} \gamma_i^k(t).(O_t^k - \mu_i^k)(O_t^k - \mu_i^k)'}{\sum_{k=1}^{jml\ kata}\sum_{t=1}^{T} \gamma_i^k(t)} \end{cases}$$

4. Proses di atas dilakukan hingga didapat nilai yang dianggap cukup baik.

Pengujian

Pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil kata yang diberikan oleh HMM dengan kata yang dimasukkan sebenarnya.

Persentase tingkat akurasi dihitung dengan fungsi berikut: $hasil = \frac{\sum kata\ yang\ benar}{\sum kata\ yang\ diuji} \times 100\%$.

Lingkungan Pengembangan

Pada pengembangan sistem pengenalan suara ini digunakan perangkat keras dan perangkat lunak dengan spesifikasi berikut :

a) Perangkat Keras
- Processor Intel*(R)* Pentium*(R)* 4 CPU 2,40GHz
- Memori DDR 768 MB
- *Harddisk* 160 GB
- *Microphone*
- *Monitor*
- *Keyboard* dan *Mouse*

b) Perangkat Lunak
- Sistem Operasi Windows XP Professional
- Matlab 7.0.1

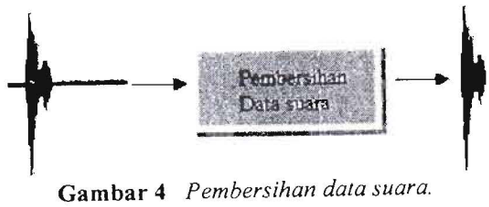
HASIL DAN PEMBAHASAN

***Preprocessing* Data Suara**

Data suara yang telah berhasil direkam pada *Frekuensi Sampel (Fs)* 11 KHz selama 5 detik untuk setiap kata merupakan data suara kotor. Hal ini dikarenakan data tersebut tidak hanya mengandung sebuah kata, namun terdapat pula jeda waktu pada awal dan akhir pengucapan kata, seperti yang terlihat pada **Gambar 4** sebelumnya.

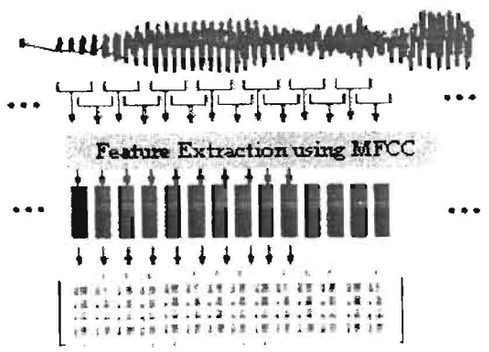
Pada tahap *preprocessing*, data suara dibersihkan dari jeda pada awal dan akhir pengucapan kata tersebut, sehingga dihasilkan data suara yang hanya mengandung sebuah kata dan memiliki dimensi yang jauh lebih kecil *(Gambar 4)*. Di sisi lain, apabila data suara mengandung *noise* yang cukup besar, bisa jadi

hasil pembersihan kata masih mengandung jeda di awal dan akhir kata. Oleh sebab itu, pada saat perekaman suara, keadaan sekitar harus hening, agar tahap *preprocessing* dapat berjalan sesuai harapan.



Gambar 4 *Pembersihan data suara.*

Data suara yang telah dibersihkan, selanjutnya dianalisis atau diekstrak ciri-cirinya. Proses ini dilakukan dengan menggunakan *toolbox* yang telah tesedia, yaitu : *Auditory Toolbox* milik Slaney (1998). Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, pada penelitian ini *frame* yang digunakan sebesar 30 ms, dimana terjadi *overlap* pada setiap *frame* sebanyak 50 %, sedangkan *Cepstral Coeficients*-nya berjumlah 13 untuk setiap *frame*. Proses di atas menghasilkan matriks *(T x 13)* untuk setiap kata, dimana 13 merupakan jumlah koefisien ciri dan T merupakan jumlah vektor observasi setiap kata.



Gambar 5 *MFCC data suara.*

Baum-Welch Training

Data yang telah mengalami *preprocessing* selanjutnya dibagi ke dalam 2 bagian, yaitu : data latih (*Training*) dan data uji (*Testing*). Masing – masing memiliki jumlah yang sama, yaitu 20 data untuk setiap katanya. Data latih digunakan untuk melatih seluruh *HMM,* mulai dari *HMM* dengan 3 *Hidden State* hingga *HMM* dengan 8 *Hidden State.*

Pada proses pelatihan ini, Metode *Baum-Welch* yang digunakan merupakan Metode *Baum-Welch* untuk *Multiple Observation Sequences.* Proses perhitungannya sendiri telah dijelaskan sebelumnya dalam metode penelitian. Sebelum data dilatih dengan metode *Baum-Welch*, nilai inisialisasi *HMM* ditentukan dengan pengelompokkan *K-Means.*

Model yang telah dilatih selama 5, 10, dan 50 epoh, selanjutnya diuji menggunakan data uji. Hasil pengujiannya diukur melalui tingkat akurasi, sesuai formulasi yang telah dijelaskan sebelumnya. Berikut ini merupakan penjelasan mengenai hasil pengujian yang telah dilakukan dengan data uji :

1. Pelatihan menggunakan 3 Hidden State

HMM menggunakan 3 *Hidden State* menunjukkan kinerja yang sangat baik dibandingkan *HMM* lainnya, seperti yang ditunjukkan oleh **Tabel 2** di bawah ini.

Tabel 2 *Hasil Pengujian HMM dengan 3 Hidden State*

Jumlah Epoh	Tingkat Akurasi		Rataan
	2 Suku Kata	3 Suku Kata	
5	81.5%	84.5%	83%
10	82.75%	83.5%	83.125%
50	81.75%	82.25%	82%

Hal ini terlihat dari tingkat akurasi pengujian yang keseluruhannya di atas 80%. Hasil terbaik dicapai oleh pelatihan 3 suku kata selama 5 epoh, yaitu 84.5%. Beberapa kata juga berhasil dikenali hingga 100%, di antaranya kata: Citra, Ilmu, Lulus, Yakin, Institut, dan Komputer.

Kecenderungan pengaruh epoh tidak terlihat pada hasil di atas, khususnya pada pelatihan *HMM* untuk 2 suku kata. Rataan tingkat akurasi terbaik didapat saat pelatihan selama 10 epoh, yaitu : 83.125%. Di lain pihak, pelatihan dengan 5 epoh mencapai rataan 83%, dimana waktu yang dihabiskan jauh lebih sedikit dibanding dengan pelatihan selama 10 epoh. Oleh sebab itu, dapat disimpulkan bahwa jumlah epoh tidak mempengaruhi hasil pelatihan *HMM* dengan 3 *hidden state.*

2. Pelatihan menggunakan 4 Hidden State

Secara umum persentase hasil pengujian terhadap data uji dengan *HMM* yang memiliki 4 *Hidden state* ditunjukkan pada **Tabel 3.**

Tabel 3 *Hasil Pengujian HMM dengan 4* ***Hidden State***

Jumlah Epoh	Tingkat Akurasi		Rataan
	2 Suku Kata	3 Suku Kata	
5	80%	83.25%	81.625%
10	80%	82.25%	81.125%
50	79.5%	83.25%	81.375%

Berdasarkan tabel di atas, terlihat bahwa pelatihan *HMM* dengan 5 epoh menunjukkan kinerja

yang terbaik dibandingkan yang lainnya. Selain rataan persentase yang lebih tinggi, pelatihan dengan 5 epoh ini tidak menghabiskan waktu yang lama seperti pada pelatihan 10 epoh dan 50 epoh, sehingga kinerja model tersebut dinilai lebih efektif dibanding pelatihan dengan epoh yang lebih tinggi.

Melalui tabel di atas juga terlihat bahwa jumlah epoh tidak terlalu berpengaruh terhadap kinerja akhir *HMM* dengan 4 *hidden state*. Hal ini ditunjukkan oleh kecilnya perbedaan tingkat akurasi yang dihasilkan oleh masing-masing jumlah epoh. Secara umum, perbedaan tingkat akurasi pada 5, 10 dan 50 epoh tidak lebih dari 0.5%. Selain itu, tidak terdapat kecenderungan peningkatan tingkat akurasi pada setiap peningkatan jumlah epoh.

Kata yang memiliki jumlah suku kata 3 juga cenderung lebih mudah dikenal, terlihat dari tingkat akurasi yang lebih tinggi dibanding tingkat akurasi pengujian 2 suku kata. Dengan kata lain pengujian terhadap kata dengan jumlah suku kata 3 selama 5 epoh menunjukkan hasil yang terbaik dengan persentase mencapai 83,25 %.

3. Pelatihan menggunakan 5 Hidden State

Pada pelatihan HMM dengan 5 *hidden state* terdapat penurunan tingkat akurasi yang cukup signifikan dibandingkan dengan model-HMM sebelumnya. Rataan tingkat akurasinya tidak satupun yang berhasil mencapai 80%. Rataan tingkat akurasi tertinggi didapat oleh HMM dengan pelatihan selama 5 epoh sebesar 79.875%.

Tabel 4 Hasil Pengujian HMM dengan 5 *Hidden State*

Jumlah Epoh	Tingkat Akurasi		Rataan
	2 Suku Kata	3 Suku Kata	
5	78.25%	81.5%	79.875%
10	77.5%	81.5%	79.5%
50	77.75%	79.75%	78.75%

Bila mengacu pada rataan tingkat akurasi, banyaknya jumlah epoh cukup mempengaruhi hasil pengenalan kata, walaupun nilainya tidak terlalu signifikan. Epoh yang semakin banyak justru memperburuk hasil pengenalan kata. Selain itu, waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan juga semakin lama, sehingga pada penelitian ini HMM dengan 5 *hidden state* dinilai tidak efektif dalam mengenali kata.

4. Pelatihan menggunakan 6 *Hidden State*

Sama seperti pelatihan *HMM* dengan 5 *hidden state*, pelatihan *HMM* dengan 6 *hidden state* juga menghasilkan tingkat akurasi yang kurang baik. Bahkan bila kita membandingkan antara **Tabel 4** dan **tabel 5,** terlihat jelas bahwa *HMM* dengan 6 *hidden state* lebih buruk dibandingkan *HMM* dengan 5 *hidden state*. Pada *HMM* dengan 5 *hidden state* rataan tingkat akurasi tertinggi, yaitu: 79.875%, dicapai saat jumlah epoh 5, sedangkan pada *HMM* dengan 6 *hidden state* rataan tingkat akurasi tersebut baru dapat dicapai saat epoh telah mencapai 10.

Tabel 5 *Hasil Pengujian HMM dengan 6* ***Hidden State***

Jumlah Epoh	Tingkat Akurasi		Rataan
	2 Suku Kata	3 Suku Kata	
5	77.5%	80%	78.75%
10	78.25%	81.5%	79.875%
50	75%	79.5%	77.25%

Berbeda dengan *HMM* dengan 5 *hidden state*, model ini tidak menunjukkan kecenderungan pengaruh jumlah epoh terhadap hasil pengenalan kata. Seperti yang terlihat pada **Tabel 5** di bawah, kata bersuku kata 2 maupun 3 dikenali dengan baik oleh *HMM* ini saat epoh mencapai 10.

5. Pelatihan menggunakan 7 Hidden State

Pelatihan *HMM* menggunakan 7 *hidden state* untuk kata bersuku kata 3 menghasilkan tingkat akurasi yang sedikit lebih baik dari *HMM* menggunakan 5 atau 6 *hidden state*. Namun secara umum, model ini pun tidak mampu menghasilkan tingkat akurasi yang optimal dibanding HMM lainnya. Tingkat akurasi maksimum didapat saat pelatihan mencapai 5 epoh, yaitu : 78.5%.

Tabel 6 *Hasil Pengujian HMM dengan 7* ***Hidden State***

Jumlah Epoh	Tingkat Akurasi		Rataan
	2 Suku Kata	3 Suku Kata	
5	75.25%	81.75%	78.5%
10	75.5%	81%	78.25%

Pada **tabel 6** di atas terlihat bahwa pelatihan hanya dilakukan hingga 10 kali epoh, sedangkan pelatihan hingga 50 epoh tidak dilakukan. Hal ini, dikarenakan waktu yang dibutuhkan untuk melatih model ini sangatlah lama, sehingga pelatihan hanya dilakukan hingga 10 kali epoh. Selain itu, pada pelatihan *HMM* yang sebelumnya terlihat bahwa peningkatan jumlah epoh tidak meningkatkan persentase tingkat akurasi.

Pada tabel di atas juga terlihat bahwa

peningkatan jumlah epoh pada pelatihan *HMM* untuk 3 suku kata menurunkan tingkat akurasi pengenalan kata. Di lain pihak, pelatihan *HMM* untuk 2 suku kata mampu meningkatkan tingkat akurasi pengenalan kata, walaupun jaraknya tidak cukup signifikan.

6. *Pelatihan menggunakan 8 Hidden State*

Sama seperti pelatihan *HMM* menggunakan 7 *hidden state*, pelatihan *HMM* dengan 8 *hidden state* juga hanya dilakukan hingga 10 kali epoh. Hal ini, dikarenakan waktu yang dibutuhkan untuk melatih model ini jauh lebih lama dibanding pelatihan *HMM* sebelumnya.

Tabel 7 di bawah ini juga menunjukkan hasil yang tidak jauh berbeda dengan *HMM* menggunakan 7 *hidden state*. Selain tidak adanya kecenderungan pengaruh perubahan jumlah epoh terhadap tingkat akurasi pengenalan kata, model ini juga menghasilkan rataan tingkat akurasi terendah dibanding *HMM* sebelumnya. Tingkat akurasi pengenalan kata yang dihasilkan oleh pelatihan selama 5 ataupun 10 kali epoh menghasilkan persentase sebesar 77.125%.

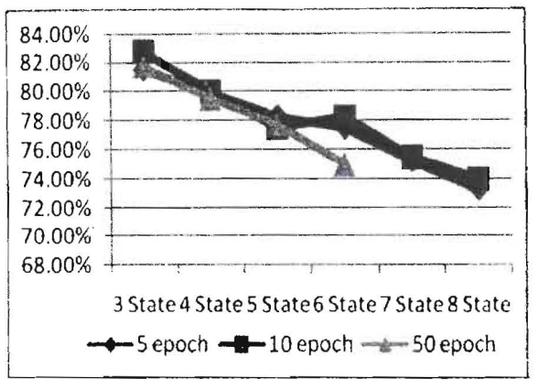
Tabel 7 *Hasil Pengujian HMM dengan 8* ***Hidden State***

Jumlah Epoh	Tingkat Akurasi		Rataan
	2 Suku Kata	3 Suku Kata	
5	73.25%	81%	77.125%
10	74%	80.25%	77.125%

Hasil Pengenalan Kata

Dari penjelasan-penjelasan sebelumnya dan dengan melihat hasilnya secara umum pada **Gambar 6,** hasil pengenalan kata bersuku kata 2 tidak dipengaruhi oleh banyaknya jumlah epoh yang dilakukan. Perbedaan hasil pengenalan kata ini lebih dipengaruhi oleh banyaknya jumlah state. Secara nyata terlihat bahwa penambahan jumlah state mampu menurunkan presentase hasil pengenalan kata. Tingkat akurasi terbaik untuk pengenalan kata bersuku kata 2 ialah 82.75%, dimana model tersebut menggunakan 3 *hidden state* dan dilatih hingga 10 kali epoh.

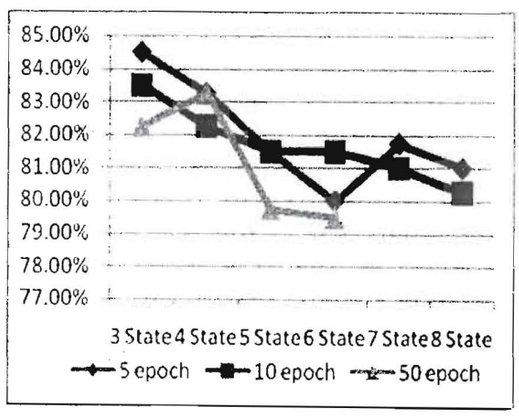
Serupa dengan hasil yang didapat oleh pengenalan kata bersuku kata 2, pengenalan kata bersuku kata 3 juga lebih banyak dipengaruhi oleh banyaknya jumlah state. Hasil pengenalan kata terbaik didapat oleh *HMM* menggunakan 3 *hidden state* dengan pelatihan selama 5 epoh, yaitu: 84.5%. Pada **Gambar** 7, terlihat kecenderungan penurunan tingkat akurasi terkait dengan penambahan jumlah



Gambar 6 *Grafik Hasil Pengenalan Kata Bersuku Kata 2.*

state. Pada beberapa titik peningkatan hasil pengenalan kata terjadi dengan cukup signifikan, namun tidak cukup mengubah kecenderungan penurunan hasil pengenalan kata. Grafik di bawah juga semakin menegaskan tidak adanya pengaruh jumlah epoh terhadap hasil pengenalan kata.

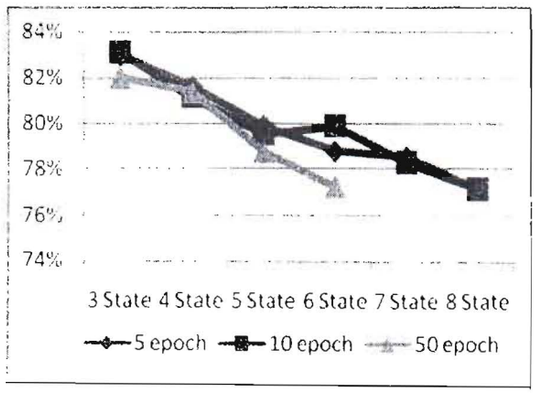
Pada penelitian ini, Hasil terbaik didapat oleh *HMM* menggunakan 3 ***hidden state*** dengan pelatihan selama 10 kali epoh sebesar 83.125%, Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Yani *(2005)* dihasilkan *HMM* terbaik dengan tingkat akurasi 70.56%. Selain itu, penelitian sebelumnya hanya menggunakan 20 kata, sedangkan penelitian ini menggunakan hingga 2 kali lipatnya, yaitu 40 kata. Dengan kata lain, pelatihan *HMM* berbasis suara menggunakan algoritme *Baum-Welch* dinilai lebih baik dibanding pelatihan menggunakan pelatihan *Viterbi.* Selain itu, ia juga dapat meningkatkan tingkat akurasi pengenalan kata.



Gambar 7 *Grafik Hasil Pengenalan Kata Bersuku Kata 3.*

Grafik pada **Gambar 8** memperlihatkan kecenderungan bahwa peningkatan jumlah state

secara umum menurunkan hasil pengenalan kata. Hal ini bisa saja disebabkan oleh terlalu banyaknya jumlah state yang dapat mengurangi perbedaan atau *variance* antar state itu sendiri. Pada saat proses pengenalan kata, sistem tidak mampu membedakan setiap observasi yang masuk dan memberikan bobot yang serupa untuk setiap observasi yang masuk, karena perbedaan antar state itu sendiri tidak terlalu jelas. Hal ini menyebabkan sebuah kata dapat dianggap sebagai kata lainnya walau sebenarnya keduanya sangat berbeda, karena bobot yang diberikan hampir sama.



Gambar 8 *Grafik Hasil Pengenalan Seluruh Kata*

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Dari penelitian ini dihasilkan beberapa *HMM* yang merepresentasikan sinyal suara yang masuk menjadi sebuah kata berbahasa Indonesia. *HMM* terbaik untuk pengenalan kata bersuku kata 2 ialah *HMM* menggunakan 3 *hidden state* dan dilatih hingga 10 kali epoh. Tingkat akurasi tertinggi yang didapat untuk pengenalan kata bersuku kata 2 ialah sebesar 82.75% dan tingkat akurasi terendahnya sebesar 73.25%. Demikian halnya dengan *HMM* untuk kata bersuku kata 3, tingkat akurasi terbaik juga didapat oleh *HMM* menggunakan 3 *hidden state*, namun pelatihan yang dilakukan cukup dengan 5 kali epoh. Pengenalan kata untuk kata bersuku kata 3 secara umum lebih baik dari pada pengenalan kata bersuku kata 2. Hal ini terlihat dari tingkat akurasi yang didapat keduanya, dimana tingkat akurasi terbaik untuk kata bersuku kata 3 mencapai 84.50%, sedangkan tingkat akurasi terendahnya sebesar 79.50%.

Secara umum *HMM* terbaik yang dihasilkan ialah *HMM* menggunakan 3 *hidden state* yang telah dilatih selama 10 epoh, dimana tingkat akurasinya mencapai 83.125%. Di sisi lain, *HMM* yang menggunakan 8 *hidden state* menghasilkan rataan tingkat akurasi terburuk, yaitu : 77.125%.

Berdasarkan hasil yang telah dijabarkan sebelumnya, terlihat bahwa jumlah epoh pelatihan tidak mempengaruhi tingkat akurasi pengenalan kata. Begitupun jumlah suku kata tidak mempengaruhi jumlah state yang harus digunakan.

Saran

Pada dasarnya, penelitian ini masih sangat memungkinkan untuk dikembangkan lebih lanjut. Pembatasan *noise* dan jumlah kata yang digunakan pada penelitian ini membuat sistem yang dihasilkan belum memungkinkan untuk langsung digunakan dalam kondisi nyata. Selain itu, penelitian ini belum membahas lebih lanjut mengenai pengaruh *preprocessing* data suara terhadap hasil pengenalan kata, khususnya pengaruh jumlah *Cepstral Coefficients* sebagai hasil *MFCC*.

DAFTAR PUSTAKA

Allen, J. F. 2007. An Overview of Speech Recognition. www.cs.rochester.edu/u/james/CSC248/Lec12.pdf. [2 Oktober 2007]

Al-Akaidi, M. 2007. Fractal Speech Processing. Cambridge University Press.

Dugad, R. dan Desai, U. B. 1996. A Tutorial in Hidden Markov Models. Indian Institute of Technology, India.

Do, MN. 1994. DSP Mini-Project: An Automatic Speaker Recognition System. http://www.ifp.uiuc.edu/~minhdo/teaching/speaker_recognition.doc. [30 Mei 2007]

Ganchev, T. D. 2005. Speaker Recognition. University of Patras, Greece.

Jackson, P. 2004. HMM Tutorial 4. http://www.ee.surrey.ac.uk/Personal/P.Jackson/tutorial/hmm_tut4.pdf. [5 Mei 2007]

Jelinek, F. 1995. Training and Search Methods for Speech Recognition. Proc. Natl. Acad. Sci. USA, Vol. 92, pp. 9964-9969,October 1995.

Jurafsky, D. dan Martin, J. H. 2007. An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition, Second Edition. [2 Oktober 2007]

Rabiner, L. R. 1989. A Tutorial in Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech

Recognition. Proc. IEEE, vol. 77, pp. 257-287, February 1989.

Shu, H., et al., 2003. Baum-Welch Training for Segment-Based Speech Recognition. Massachussets Institute of Technology, USA.

Yani, M. 2005. Pengembangan model markov tersembunyi untuk pengenalan kata berbahasa Indonesia. Skripsi. Departemen Ilmu Komputer, FMIPA, Institut Pertanian Bogor.

Young, S., et al., 2001. *HTK Book.* Cambridge University Engineering Department.

Zue, V., et al., 2007. *Speech Recognition. http://cslu.cse.ogi.edu/HLTsurvey/ch1node4.html. [30 Mei 2007]*