

自然観測係数による母音連鎖の認識

正員 大久保真樹<sup>†</sup>      正員 木竜 徹<sup>††</sup>  
 正員 斉藤 義明<sup>††</sup>      正員 飯島 泰蔵<sup>†††</sup>

Recognition of Concatenated Vowels by Natural Observation Coefficients

Masaki OHKUBO<sup>†</sup>, Tohru KIRYU<sup>††</sup>, Yoshiaki SAITOH<sup>††</sup> and Taizo IJIMA<sup>†††</sup>,  
 Members

あらまし 認識に有用な特徴パラメータの多くは、信号の周期成分に強く依存している。このため調音結合や個人差の影響が直接パラメータに現れ、従来の複雑な統計処理が必要になってきたと思われる。そこで、本論文では先に提案した有限次元の自然観測システムに基づき、新たな音声認識用パラメータを提案する。有限次元の自然観測システムによれば、観測信号はシステムを構成するデジタルフィルタの出力信号値系列と重み係数との線形結合で再構成できた。この際、重み係数はパワースペクトルの変化に直接的な影響を受けないと考えられた。更にフィルタの遮断周波数に依存して、重み係数に影響する信号の帯域を選択できるという特長があった。そこで、音素の分類および調音結合・個人差の影響の抑制に有利となるような遮断周波数を検討し、切出し母音の認識を行った。今回は重み係数を更に規格化した自然観測係数を認識用パラメータとして利用し、遮断周波数は1 kHzに設定した。その結果、簡単な認識方法による母音連鎖の認識実験では、男声・女声の母音連鎖から切り出した合計480個の母音に対し平均91.5% (closed test) の認識率が得られた。

1. ま え が き

現在、連続音声認識は大きな課題であり、極めて困難な問題である。この困難さの原因には多くのものがあるが、大きな原因としては調音結合と個人差の問題が挙げられる。従来これらの問題に対し、DPマッチングに代表されるテンプレートマッチング<sup>(1)</sup>が広く使われてきたが、1980年代に入ってから統計的手法が盛んに研究されるようになった。その代表的なものに、音声の時間的遷移過程を確率的に取り扱うHMM (Hidden Markov Model)<sup>(2)</sup>、脳の構造と類似した神経回路モデルであるニューラルネット<sup>(3)</sup>などがある。但し、これらは最終的なパターン照合の段階での手法で

あり、基本的にはそれ以前に適切な情報(音声信号分析により得られる特徴ベクトル系列)が必要である。ここで、この特徴ベクトル系列そのものが、調音結合・個人差などの影響を受けにくいものであれば、その後の統計的アプローチでの負担が軽減されるはずである。従来、特徴ベクトル系列には音声信号の周期成分に強く依存するパラメータ<sup>(4)-(6)</sup>(帯域フィルタ群の出力、LPCケプストラムなど)が用いられてきた。しかし、人間は音声のパワースペクトルの局所的な特徴だけで認識しているとは考えにくい。

そこで筆者らは、従来のパラメータとは性質の異なる新たな音声認識用パラメータを定義するために、自然観測法に注目した。この理論は、観測信号をそれを入力とする無限次元縦続接続の構成要素各々からの出力信号(自然観測値系列)の和で再構成するものであり、システムの構成は容易である<sup>(9),(10)</sup>。一方、自然観測値系列から各種パラメータを算出することにより、波形の内部構造を定量的に表現することができる<sup>(11),(12)</sup>。この際、内部構造を定義するパラメータは瞬時周波数や減衰定数である。この特徴を引き継いだ有限次元の自

<sup>†</sup> 新潟大学医療技術短期大学部診療放射線技術学科, 新潟市  
 College of Biomedical Technology, Niigata University, Niigata-shi, 951 Japan  
<sup>††</sup> 新潟大学工学部情報工学科, 新潟市  
 Faculty of Engineering, Niigata University, Niigata-shi, 950-21 Japan  
<sup>†††</sup> 東京工科大学工学部情報工学科, 八王子市  
 Faculty of Engineering, Tokyo Engineering University, Hachioji-shi, 192 Japan

然観測システムでは、パラメータとして重み係数を定義した。

有限次元の自然観測システムでは、重み係数を自然観測値系列と観測信号とで最小2乗推定し、波形再構成を実現した。更に、音声信号のモデル化の立場から自然観測システムの特徴・利点を検討した結果、重み係数は信号のパワースペクトルのローカルピークの変動に対して大きな影響を受けるようなものではなく、新たな音声認識用のパラメータとして利用できるものと考えられた<sup>(14),(15)</sup>。このことから、筆者らは自然観測システムによる再構成モデルが、上述の信号の内部構造を定義するパラメータよりも音声認識に向いていると考え、重み係数を用いることとした。

本論文では、この重み係数を規格化した音声認識用のパラメータ(以下、自然観測係数と呼ぶ)と簡単な認識方法により、母音連鎖の認識実験を行った。その結果、男性話者7名・女性話者5名の計12名で平均91.5%の認識率(closed test)が得られた。

## 2. 有限次元自然観測システム

先に提案された自然観測システムは、1段1次の低域フィルタの後に1次の高域フィルタが無限に縦続接続した構成であった。このときシステムの入力信号は、各段のフィルタからの出力信号を無限に足し合わせる事によって完全に再構成できた<sup>(9)</sup>。筆者らは、このシステムを有限次元のデジタル自然観測システムとして計算機上で実現した<sup>(13),(14)</sup>。すなわち、システムの次

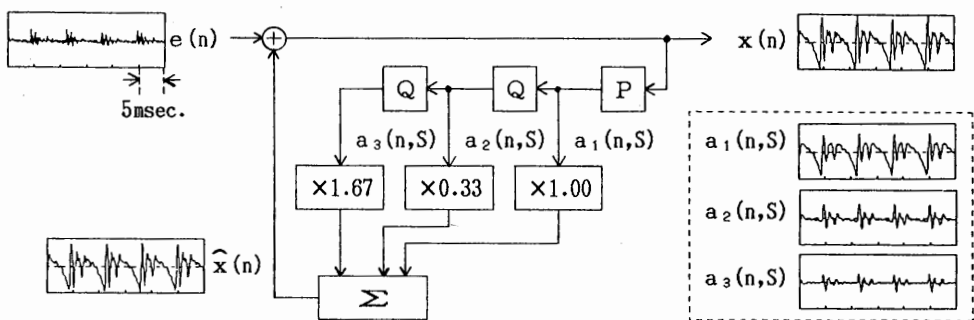
元を  $m$  とすれば、1段1次の低域フィルタの後に  $(m-1)$  段の1次の高域フィルタが縦続に接続する構成とした。各フィルタは、双1次変換によりデジタルフィルタで実現した。このとき、各段のフィルタからの出力  $\{a_i(n, S)\}$  (以下、自然観測値系列と呼ぶ) にかかる重み係数  $\{W_i\}$  を導入する。すなわち、時刻  $n$  で出力信号の推定値  $\hat{x}(n)$  は  $\{a_i(n, S)\}$  に  $\{W_i\}$  をかけた系列の和として以下のように表せる。

$$x(n) = \hat{x}(n) + e(n) \\ = \sum_{i=1}^m W_i \cdot a_i(n, S) + e(n) \quad (n=1, \dots, N) \quad (1)$$

ここで、 $m$  は自然観測値の次元、 $S$  はすべてのフィルタで等しい観測時定数、 $e(n)$  は残差である。また実際には、有限の区間長  $N$  で信号を取り扱うものとする。

自然観測値の次元を有限とした場合、完全な再構成は不可能となる。そこで、あらかじめ  $S$  と  $m$  を与え、式(1)において残差ベクトルのノルムの2乗が最小になるように  $\{W_i\}$  を最小2乗推定する<sup>(15)</sup>。これにより、波形再構成のためのシステムを構築する。実際に音声信号 /a/ を入力したときの推定された重み係数およびシステム各部の波形を図1に示す。

ここで、有限次元自然観測システムの立場を明らかにしておく。Fourier 級数は周波数領域に波形を直接展開したものであった。更に、ARモデルにおける線形予測係数、反射係数などは時間領域における波形の相関から求まるパラメータであり、極を經由してパワース



$x(n)$ : speech signal of Japanese vowel /a/.  $\hat{x}(n)$ : reconstructed signal by the system.  $e(n)$ : residual. P: first-order low pass filter. Q: first-order high pass filter.  $\{a_i(n, S)\}$ : natural observation series. Sampling frequency = 10 kHz.  $m = 3$ .  $S = 1.6 \times 10^{-4}$  sec. Block length = 30 msec.

図1 自然観測システム(3次元の場合)  
Fig. 1 Natural observation system (Third-order).

ベクトルのローカルピークに間接的に関係していた。一方、有限次元自然観測システムでの重み係数は、周波数領域や時間領域の情報を明確に区別してモデル化したパラメータとはなっていない。これは、自然観測値系列が入力信号の情報を階層的に含んだ信号値系列であることに依存するものである(式(1)参照)。

### 3. 自然観測係数

有限次元自然観測システムで、新たにシステムパラメータとして重み係数  $\{W_i\}$  を定義した。この係数は、定義より信号の周波数成分の影響を直接受けるものではないと予測した。そこで、この係数を利用して新しい音声認識用のパラメータを提案し、音声認識への適用を検討する。

#### 3.1 自然観測係数の定義

有限次元自然観測システムに導入した重み係数を更に式(2)のように規格化する。この値を改めて自然観測係数  $\{w_i\}$  とする。本論文では、 $\{w_i\}$  を音声認識用のパラメータとする。

$$w_i = W_i / \max\{|W_i|\} \quad (i=1, \dots, m) \quad (2)$$

ここで、規格化の必要性は以下のとおりである。重み係数  $\{W_i\}$  を推定する際、あらかじめ観測時定数、システムの次元を与えておく必要がある。 $\{W_i\}$  と観測遮断周波数(以下、 $f_{ec} := 1/2\pi S$ )との関係を検討した結果、 $f_{ec}$  が入力信号の主要周波数成分より低くなるにつれ、 $\{W_i\}$  は極端に大きな値となり発散していく性質があることがわかった<sup>(14),(15)</sup>。そこで、式(2)の規格化操作により  $\{W_i\}$  の発散の影響を抑える必要があった。

#### 3.2 音声認識への適用

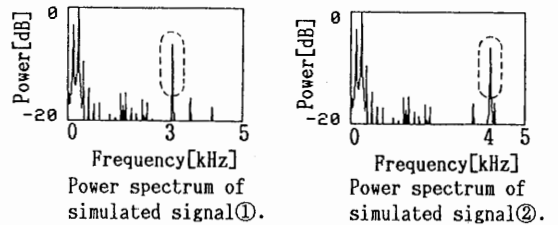
音声認識への適用を目的として、自然観測係数と観測遮断周波数・次元などとの関係をシミュレーション実験により検討し、その性質を明らかにする。更に実際の音声信号の特徴を調べ、それらを有効に活用した認識方法を考える。この場合、自然観測係数は周波数領域を直接定義するものではないが、従来の音声認識の立場との整合性を計るため、周波数的な観点から議論する。

自然観測係数  $\{w_i\}$  は、システムの次元  $m$ 、観測遮断周波数  $f_{ec}$  の影響を強く受ける。この  $m$  と  $f_{ec}$  については自然観測システムによる音声信号のモデル化の立場から検討、報告されている<sup>(14),(15)</sup>。その結果、 $f_{ec}$  を音声信号の主要周波数成分が存在する付近に設定し、 $m$  を従来の線形予測モデルにおける次数に合わせることで、自然観測システムから得られるパワースペクトル

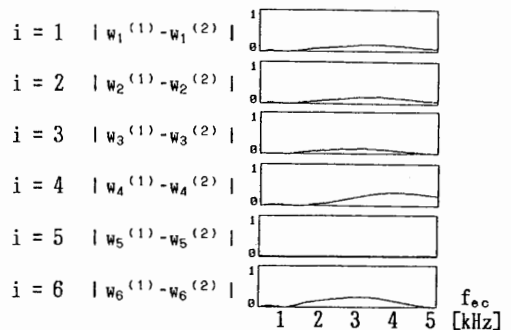
をもとの音声のパワースペクトルに近似させることができた。

ここでは更に、音声認識の立場から自然観測係数と観測遮断周波数の関係について検討する。まず、図2に示すようなシミュレーション実験を行った。これは、音声信号 /u/ に 3 kHz と 4 kHz の正弦波を各々加えた二つの擬似信号を作成した後、 $f_{ec}$  を 0.25 ~ 5 kHz と変えて推定した二つの自然観測係数  $\{w_i^{(1)}\}$  と  $\{w_i^{(2)}\}$  の差を示した結果である。図2(b)では、3 kHz と 4 kHz の中間的な位置に  $f_{ec}$  を設定すれば自然観測係数の差は大きく現れたが、その帯域を外れると差は小さくなった。

すなわち、基本的には式(1)で定義したフィルタ構成であるにもかかわらず、正弦波を加えた周波数軸上の位置から大きく離れた帯域では、そこに  $f_{ec}$  を設定して推定された  $\{w_i^{(1)}\}$  と  $\{w_i^{(2)}\}$  は接近した値となり差は生じない。しかし、3 kHz ~ 4 kHz 付近に  $f_{ec}$  を設定した場合には、 $\{w_i^{(1)}\}$  は 3 kHz の正弦波の影響を受け、一



(a) Power spectra of simulated signals.  
 Signal① = vowel /u/ +  $\sin(2\pi \cdot 3 \cdot 10^3 \cdot n / f_s)$ .  
 Signal② = vowel /u/ +  $\sin(2\pi \cdot 4 \cdot 10^3 \cdot n / f_s)$ .  
 Sampling frequency  $f_s = 10$  kHz.  
 Block length = 0.1 sec.



(b) Differences between  $\{w_i^{(1)}\}$  and  $\{w_i^{(2)}\}$  concerning  $f_{ec}$ .  $\{w_i^{(1)}\}$  and  $\{w_i^{(2)}\}$  are estimated from the simulated signal① and ②, respectively. Block length = 0.1 sec.  
 $m = 6$ .  $f_{ec} = 0.25 \sim 5$  kHz.

図2 シミュレーション実験  
 Fig. 2 Simulation.

方,  $\{w_k^{(2)}\}$  は 4 kHz の正弦波の影響を受けるために、それぞれ異なった値となり差が現れたと考えられる。但し、3 kHz と 4 kHz という周波数は実際の音声信号を強く意識したものではない。音素間で生ずる差は、実際には種々の帯域にさまざまな形で現れる。しかし、このシミュレーション実験結果は自然観測係数と  $f_{ec}$  の関係について示唆を与えている。そこで、音声認識の立場から  $f_{ec}$  の設定方法を以下のように考えた。

(1) 二つの擬似信号を同一音素とみなす場合、各々に加えた正弦波による違いは、調音結合あるいは個人差の影響により生じた差を想定したものとなっている。この際、自然観測係数にはこの影響が現れない方がよい。従って、調音結合や個人差の影響が現れやすい帯域を避けて  $f_{ec}$  を設定すべきである。

(2) 二つの擬似信号を異なる音素とみなす場合、各々に加えた正弦波による違いは、音素が異なることを想定したものとなっている。その影響で現れる特徴ベクトルの差は音素の分類のために必要な差であり、自然観測係数にはその差がより大きく現れた方がよい。従って、異なる音素間で周波数成分に違いが現れやすい帯域の中間的な位置に  $f_{ec}$  を設定すべきである。

自然観測係数を音声認識に適用する場合、 $f_{ec}$  の設定には(1)、(2)からの検討が必要である。但し、フィルタバンクを用いた認識法とは理論的に異なっていることを注意しておく。図3は(2)の立場から、実際の音声信号を用いて異なる母音間で自然観測係数に有意的な差

が現れやすい帯域を検討した結果である。すなわち、話者3名から収集した単母音 /a/, /i/, /u/, /e/, /o/ に対して  $f_{ec}$  を 0.25~5 kHz と変化させ、/a/ を基準として異なる母音間での自然観測係数の差をとった。その結果、平均的に 1 kHz で差のピークが見られ、この位置に  $f_{ec}$  を設定すれば母音の判別が可能であることが予想された。また、この帯域は調音結合・個人差の影響を受けにくいという報告<sup>(8)</sup>があり、筆者らも統計的にこれを確認した<sup>(13)</sup>。従って、 $f_{ec}$  を 1 kHz とすることは、(1)の立場からのアプローチを考えた場合にも明かに有利である。

次に、個人差の影響について自然観測係数と LPC ケプストラムを比較した結果を表1に示す。男声話者7名が発声した単母音 /a/, /i/, /u/, /e/, /o/ それぞれに対し、 $f_{ec}=1$  kHz として6次の自然観測係数と12次の LPC ケプストラムを推定し、各次数ごとに話者7名に対する変異係数を求めた。表1から各母音とも全体的には自然観測係数の変異係数が小さく、個人差の影響を受けにくいと言える。変異係数は標準偏差を平均値で規格化した値であり、自然観測係数と LPC ケプストラムのようにパラメータの平均値が大きく異なる場合の比較には有効である。また調音結合の影響についても同様に調べた結果、自然観測係数とその影響を受けにくいことを確認した。

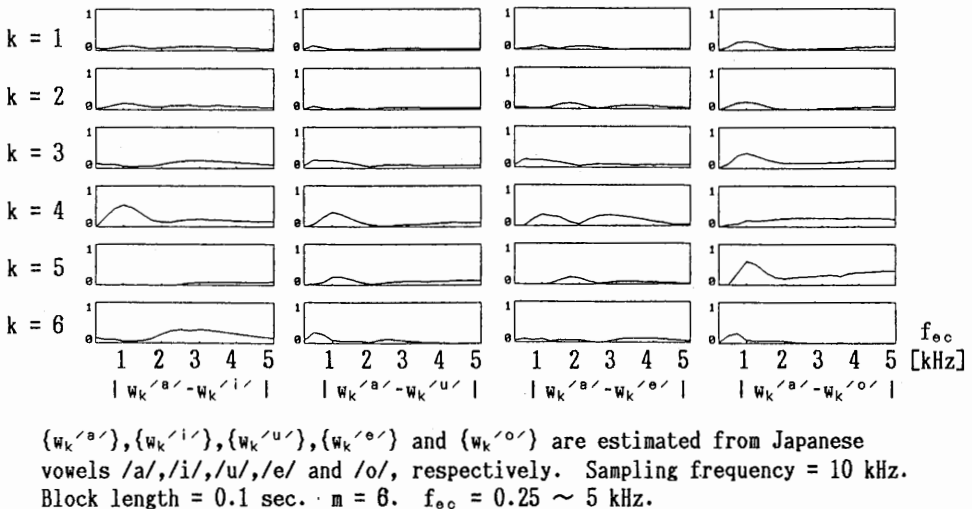


図3 /a/ と他の母音間の自然観測係数の差 (話者3名平均)  
 Fig. 3 Differences between  $\{w_k^{a'}\}$  and  $\{w_k^{i'}\}, \{w_k^{u'}\}, \{w_k^{e'}\}, \{w_k^{o'}\}$  concerning  $f_{ec}$ .

表1 個人差の影響に対する自然観測係数とLPCケブストラムの変異係数による比較  
( $w_1 \sim w_6$ : 自然観測係数,  $C_1 \sim C_{12}$ : LPC ケブストラム)

母音	パラメータ	変異係数					
/a/	$w_1 \sim w_6$	0.24	0.13	0.59	0.03	0.03	0.09
	$C_1 \sim C_6$	0.20	0.77	0.90	0.79	0.91	1.06
	$C_7 \sim C_{12}$	1.12	1.21	1.31	1.38	1.45	1.52
/i/	$w_1 \sim w_6$	0.46	0.34	0.56	0.13	0.02	0.07
	$C_1 \sim C_6$	0.78	1.11	0.34	1.02	1.16	0.34
	$C_7 \sim C_{12}$	0.97	1.08	0.47	1.21	1.11	0.67
/u/	$w_1 \sim w_6$	0.24	0.23	1.09	0.14	0.11	0.01
	$C_1 \sim C_6$	0.09	0.37	0.49	0.50	0.58	0.64
	$C_7 \sim C_{12}$	0.69	0.75	0.80	0.84	0.88	0.92
/e/	$w_1 \sim w_6$	0.18	0.14	0.26	0.08	0.00	0.05
	$C_1 \sim C_6$	0.14	0.53	0.74	0.96	1.06	1.02
	$C_7 \sim C_{12}$	1.13	1.25	1.36	1.46	1.53	1.60
/o/	$w_1 \sim w_6$	0.16	0.09	0.65	0.11	0.37	0.00
	$C_1 \sim C_6$	0.11	0.34	0.50	0.48	0.50	0.54
	$C_7 \sim C_{12}$	0.57	0.63	0.68	0.72	0.76	0.80

#### 4. 自然観測係数による音声認識

$f_{ec}$  に関する 3.2 での結果は、音声信号のモデル化の立場からの結果<sup>(14)(15)</sup>と同様であった。すなわち、 $f_{ec}$  を設定した付近の帯域を選択的に強調するモデル化であると考えられた。ここで  $f_{ec}=1$  kHz とした場合、モデル化される帯域は 0~2 kHz 程度でこの帯域ではホルマントはたかだか 3 であり、線形予測モデルにおける次数に合わせれば  $m=6$  となる。従って今回は  $f_{ec}=1$  kHz,  $m=6$  として自然観測係数を推定し、音声認識用パラメータとして用いた。

##### 4.1 母音連鎖の認識実験

実験では、 $f_{ec}=1$  kHz,  $m=6$  として自然観測係数を推定する。以下、順を追って認識実験の手順を示す。

① 自然観測係数の標準パターンの作成 男性話者 7 名が各々発声した単母音 (/a/, /i/, /u/, /e/, /o/) をサンプリング周波数 10 kHz で A-D 変換し、分析区間長 0.1 sec で自然観測係数を推定する。各母音ごとに自然観測係数の平均値を求め、標準パターンとする。

② 認識用データ 標準パターンを作成した男性話者 7 名と、その他の女性話者 5 名の計 12 名が発声した種々の母音連鎖 (/V<sub>1</sub>V<sub>2</sub>V<sub>3</sub>/) から、目視により前後の母音 (/V<sub>1</sub>/, /V<sub>3</sub>/) を 0.1 sec ずつ切り出す。話者 1 名につき 40 個の母音を切り出し、12 名の合計 480 個の

```

start
resultにdminとなる母音を代入
if [ dmin < b1 ] then [ goto "end" ]
    :
    :
if [ result = /a/ .and. dk > b2 (k≠/o/) .and. do/ < b2 ]
    then [ resultにdminとなる母音を代入, goto "end" ]
    :
    :
if [ result = /e/ .and. | da/ - do/ | < b3 ]
    then [ resultに/a/を代入, goto "end" ]
    :
    :
end

(dk;k=/a/,/i/,/u/,/e/,/o/):average differences between
standard and estimated wi. dmin:minimum average difference.
b1~b3:thresholds. result:recognition result.
    
```

図4 母音の認識方法  
Fig. 4 Algorithm for vowels recognition.

母音を認識用データとする。

③ 認識方法 アルゴリズムの概略を図4に示す。但し、あらかじめ認識用データ各々に対して推定した自然観測係数と各母音の標準パターンとの差 { $d_k$ ;  $k = /a/, /i/, /u/, /e/, /o/$ } を求めておく。この差の最小値を  $d_{min}$  とし、 $d_{min}$  がしきい値  $b_1$  よりも小さい場合は無条件でその母音を選択するが、 $b_1$  よりも大きい場合は他の認識条件を加えた。すなわち②のすべての認識用データの中で  $d_{min}$  がしきい値以下にならないデータ群を見ると、各母音ごとに { $d_k$ } の分布にいくつかの統計的な特徴があった。そこでこれらの特徴を、簡単な

数値の大小比較やしきい値により判定する形式で認識条件に取り入れた。全体で13段階の階層的な条件で分類するものであり<sup>(13)</sup>、図4には代表的な条件、2例を示した。このようにアルゴリズム(特に認識条件およびしきい値)は、自然観測係数の分散が小さいため、極めて簡単な経験的手順で作成できた。

④ 認識結果 認識結果を表2に示す。認識率(closed test)は全体の480個の母音で平均91.5%、男声の280母音で94.6%、女声の200母音で87.0%であった。

## 4.2 検 討

従来、特徴パラメータのパターン照合には個人差に対する特別な正規化<sup>(4)</sup>や、調音結合の動的特徴を処理する際の多変量解析などの複雑な統計処理<sup>(7)</sup>が用いられ、認識率の向上が図られてきた。本論文では、この部分を図4で示した簡単なアルゴリズムで代用して、認識実験を行った。また、標準パターンは男性話者各々が独立に発声した単母音から作成し、調音結合や性別による個人差の影響を考慮した設計ではない。それにもかかわらず、実験では平均91.5%の認識率が得られ、女性話者を含む認識結果としては一応評価できるものと思われた。

ここで、図4の認識アルゴリズムによらずに、 $\{d_k\}$ のみによる識別を行ったところ、認識率は平均80.4%であった。図4のような簡単な認識方法で高い認識率が得られたのは、自然観測係数そのものが個人差・調音

結合の影響を受けにくいと考えられる。このことから、標準パターンを更に統計的に整備し、アルゴリズムの最適化を図れば、より認識率が向上するものと予想される。

なお、観測遮断周波数  $f_{ec}$  と認識率との関係については、 $f_{ec}$  を0.5~1.5 kHzと変えて4.1と同様の認識実験を行った<sup>(13)</sup>。その結果、認識率は  $f_{ec}=1$  kHzで最高となり1 kHzから離れるにつれ認識率は低下し、認識実験での設定が適当であったことを裏づけた。

## 5. む す び

新たな音声認識用のパラメータとして自然観測係数を提案し、母音連鎖の認識実験を行った。その結果、平均91.5%の認識率(closed test)が得られた。

自然観測システムでは観測遮断周波数を任意に設定できる。シミュレーション実験によれば、自然観測係数は周波数成分のローカルピークにより直接影響を受けるようなものではなく、観測遮断周波数を設定した付近の帯域における音声信号の特徴を選択的に強調する性質があった。これらの特徴を積極的に利用し、音声認識用パラメータとしての適用を図った。今回は、調音結合・個人差の影響を受けにくく各母音間で自然観測係数に有意的な差が生じやすい帯域を検討した結果、観測遮断周波数を1 kHzに設定した。認識方法は従来の複雑な統計的手法を含まない簡単なものであり、この意味で自然観測係数は音声認識に有利なパラメータであると考えられた。

今後の課題としては、自然観測係数の推定区間長と認識方法の検討が挙げられる。自然観測係数を音素のセグメンテーション・調音結合区間の解析など音声認識の種々の場面に適用するためには、推定区間長の検討が必要である。また、子音への自然観測係数の適用や統計的手法を取り入れた認識方法を検討し、実用化に向けた研究を進める予定である。

## 文 献

- (1) 迫江博昭, 千葉成美: "動的計画法を利用した音声の時間正規化に基づく連続単語認識", 日本音響学会誌, 27, 9, pp. 483-500 (1971).
- (2) L. R. Rabiner and B. H. Juang: "An introduction to hidden Markov models", IEEE ASSP Mag., pp. 4-16 (Jan. 1986).
- (3) A. Waible, T. Hanazawa, G. Hinton, K. Shikano and K. Lang: "Phoneme recognition: Neural networks vs. hidden Markov models", ICASSP '88, pp. 107-110 (1988-03).
- (4) 松村雅史, 山根浩頭, 藤井克彦: "スプライン関数によるホ

表2 母音連鎖の認識率

(a) 各母音における認識率 (%)

in \ out	/a/	/i/	/u/	/e/	/o/
/a/	99.0	0.0	0.0	0.0	1.0
/i/	0.0	88.5	4.2	7.3	0.0
/u/	5.2	1.0	85.4	3.1	5.3
/e/	0.0	5.2	2.1	92.7	0.0
/o/	7.3	0.0	1.0	0.0	91.7

(男性・女性話者12名の480母音)平均91.5%

(b) 各話者における認識率 (%)

男性話者	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7
認識率	100.	97.5	87.5	97.5	97.5	90.0	92.5

(男性話者7名の280母音)平均94.6%

女性話者	F1	F2	F3	F4	F5
認識率	82.5	95.0	87.5	80.0	90.0

(女性話者5名の200母音)平均87.0%

ルマント周波数軌跡の抽出と連続音声の母音・半母音の認識”, 信学論(A), **J72-A**, 1, pp. 12-22 (平 1-01).

- (5) H. Fujisaki and N. Nakamura: “Normalization and recognition of vowels”, Annual Report of the Engineering Research Institute, University of Tokyo, 28, pp. 61-66 (1919).
- (6) S. A. Roy, S. B. K. Bhowmick and A. K. Datta: “A statistical approach for recognition of vowels in connected speech”, Proc. Int. Conf. Cybern. Soc., 1, pp. 340-344 (1983).
- (7) 中川聖一, 榎本康宏: “時系列パターンの統計的認識法を用いた不特定話者の音韻および単語音声の認識”, 信学論(D), **J71-D**, 10, pp. 1977-1983 (昭 63-10).
- (8) 西岡公一, 木村正行: “静的および動的な特徴を用いた連鎖母音の認識”, 信学技報, **PRL84**-103 (1984).
- (9) 飯島泰蔵: “波形の自然観測に関する基礎理論”, 信学論(A), **J67-A**, 10, pp. 951-958 (昭 59-10).
- (10) 飯島泰蔵: “自然観測法に基づく波形解析の基礎理論”, 信学論(A), **J68-A**, 3, pp. 302-308 (昭 60-03).
- (11) 飯島泰蔵: “自然観測法による瞬時波形の構造解析”, 信学論(A), **J69-A**, 12, pp. 1540-1546 (昭 61-12).
- (12) 飯島泰蔵: “瞬時波形の構造認識理論”, 信学論(A), **J71-A**, 3, pp. 854-859 (昭 63-03).
- (13) 大久保真樹, 木竜 徹, 斉藤義明, 飯島泰蔵: “自然観測法における音声の調音結合・個人差の検討”, 信学技報, **PRU87**-70 (1987-12).
- (14) 木竜 徹, 大久保真樹, 斉藤義明, 飯島泰蔵: “有限次元の自然観測システムによる音声信号のモデル化”, 信学技報, **DSP88**-4 (1988-05).
- (15) 木竜 徹, 大久保真樹, 飯島泰蔵, 斉藤義明: “有限次元の自然観測システムによる音声信号のモデル化”, 信学論(A), **J72-A**, 6, pp. 902-908 (平 1-06).
- (平成元年 4 月 19 日 受付, 7 月 13 日 再受付)



大久保真樹

昭 61 新潟大・工・情報卒。昭 63 同大学院修士課程了。生体信号処理の研究に従事。同年同大・医療技術短期大学部・助手, 現在に至る。日本 ME 学会, 日本磁気共鳴医学会, 日本医学放射線学会各会員。



木竜 徹

昭 50 新潟大・工・電子卒。昭 52 同大学院修士課程了。同年同大・歯学部・助手。下顎運動測定装置, 咀嚼筋筋電図自動診断の研究に従事。昭 54 同大・工・情報助手, 昭 58 同講師を経て, 昭 61 同助教授, 現在に至る。工博。非正常生体信号処理を目的とし, 非正常性の特徴分類, 時変性パラメータ推定等研究に従事。最近では, 動的筋活動の解析を進めている。日本 ME 学会, 日本補綴歯科学会, 日本脳波・筋電図学会, IEEE 各会員。



斉藤 義明

昭 38 新潟大・工・電気卒。昭 40 同大学院修士課程了。同年より新潟大学に勤務。昭 46 同助教授, 現在同教授, 現在に至る。工博。この間, 半導体電子回路, 情報処理, ME 機器について研究。最近では生体の各種臓器の高感度計測, 安全刺激およびハイパーミアに興味をもっている。医師, 歯科医師および獣医との円滑な意思の伝達を目指している。日本 ME 学会評議員, 日本ハイパーミア学会理事, 日本 ME 学会, 情報処理学会, 日本人工臓器学会, IEEE 各会員。



飯島 泰蔵

昭 23 東工大・電気卒。同年電気試験所入所。以来, 電磁界解析, パターン認識, 画像処理, 波形解析の研究, OCR の開発などに従事。昭 47 東工大教授。同 61 東工大名誉教授, 現在, 東京工科大教授。本会編集・調査・庶務各幹事, 監事, 評議員, 東京支部長を歴任。元パターン認識研専委員長。現本会副会長。本会論文賞 5 回, 著述賞 1 回各受賞のほか 51 年度業績賞受賞。工博。