

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

正員 木竜 徹[†] 正員 大久保真樹^{†*}
 正員 飯島 泰蔵^{††} 正員 斉藤 義明[†]

Modeling of Speech Signals by a Finite Order Natural Observation System

Tohru KIRYU[†], Masaki OOKUBO^{†*}, Taizo IJIMA^{††} and
 Yoshiaki SAITOH[†], *Members*

あらまし 筆者らは、音声認識の個人差・調音結合の問題に新たな方向付けを与えるために、従来の Fourier 解析とは異なる自然観測システムの構造的な波形再構成に着目した。本論文では、その特徴を音声信号のモデル化の観点から明らかにする。自然観測法の基礎理論によれば、アナログの1次低域フィルタと1次高域フィルタを基本構成とし、それらの無限次元の縦続接続で原信号を完全に再構成できる。しかし、無限次元で再構成することは現実的ではない。そこで、必要な重み係数を最小2乗推定することにより、デジタル形式(双1次変換)で表した有限次元の自然観測システムを提案する。この場合、原信号は完全には再構成できないが、自然観測システムのもつ構造的な特徴は残されている。更に、有限次元の自然観測システムを形成フィルタと考えたときに、原信号のモデルパワースペクトルを定義できる。ここで、モデルパワースペクトルおよび再構成波形は、基本構成の観測時定数および次数の関数となる。この特徴は観測系を適当に工夫できるため、原信号の合目的なモデル化を可能とした。特に、母音の主要周波数帯域をモデル化した場合の重み係数は、調音結合等の影響を受けない安定な認識用パラメータと考えられた。

1. ま え が き

信号波形の構造をその周期成分に求める試みは古くから行われてきている。Fourier 解析や線形予測モデル等はこの代表例である。しかし生体信号を処理してきてみると、単に定常的な周期成分から生体機能を評価することに無理が感じられる。音声信号は、母音の局所定常区間以外は本来非定常的である。しかもヒトの聴覚レベルの認識系は、パワースペクトルの定常的な特徴ですべてを認識しているとは考えられない⁽¹⁾。しかしながら線形予測モデルのパラメータを用いた場合、この非定常の特徴はばらつきが大きく認識結果に悪影響を与える。音声認識での個人差・調音結合等の問題にしても、同様に従来の認識パラメータがパワースペクトルのローカルピークに依存し過ぎていたこと

が原因のように思える。これらのことから、ヒトの音声認識系では非定常の特徴を周期成分以外で説明づける未知の認識パラメータが存在しているものと思われる。

著者らは、その解決策を波形の構造的解析法である自然観測法⁽²⁾⁻⁽⁶⁾に求めた。なぜならば、自然観測法はシステムの構成が容易であり、その構成から信号の定常非定常によらないアプローチの方法と考えられたからである。信号の構造的モデル化の研究は、生体信号(誘発波)を対象としたKL展開⁽⁶⁾や図形の基礎方程式からの一般化波形の階層的表現⁽⁷⁾にも見られる。しかし、KL展開は統計的なアプローチであり、一般化波形の階層的表現は視覚情報処理を意識した波形の変換表現法であって、ともに本研究の目的に合わない。

自然観測法は、波形の瞬時構造を解析する目的で提案された基礎理論である。自然観測システムでは、基本波形として原信号のかなりの情報を階層的に含んだ信号値系列が用意されている。信号値系列は1次のフィルタの無限次元縦続接続各段からの出力信号であり、それらの線形結合で原信号は完全に再構成されている。本来の自然観測システムはアナログシステムで

[†] 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

^{††} 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

* 現在, 新潟大学医療技術短期大学部

あり、無限次元である。これに対して筆者らは、アナログフィルタをデジタルフィルタにかえ、重み係数を導入した有限次元の自然観測システムを実現した。

本論文では、有限次元の自然観測システムを母音に適用し、本システムの特徴を明らかにする。その結果、従来問題となっている調音結合問題に対して、重み係数が新たな解決策を与えるものと考えられた。

2. 自然観測法

自然観測法は、Fourier 解析法とは異なる理論であり、瞬時波形の構造解析法^{(4),(5)}を一つの目的として提案されてきた。但し、本論文では瞬時波形の構造解析までは立ち入らない。今、時刻 t で原波形 $x(t)$ を何らかの方法で得た観測値を $A_0(t)$ 、観測誤差を $\epsilon_0(t)$ とすれば、自然観測の条件は以下のようであった⁽²⁾。

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T |x(t)|^2 dt < \infty \quad (1)$$

$$x(t) = 0 \text{ ならば } A_0(t) = 0 \quad (2)$$

$$\epsilon_0(t) = S \cdot \frac{d}{dt} \cdot A_0(t), \quad S > 0 \quad (3)$$

但し、 S は比例定数である。式(1)は、Fourier 解析での条件と同様である。式(2)は原波形が恒等的に零ならば、その観測系の出力も恒等的に零であることを意味している。また、式(3)は常に観測誤差の絶対値を減少させる方向に、観測値が変化することを表している。

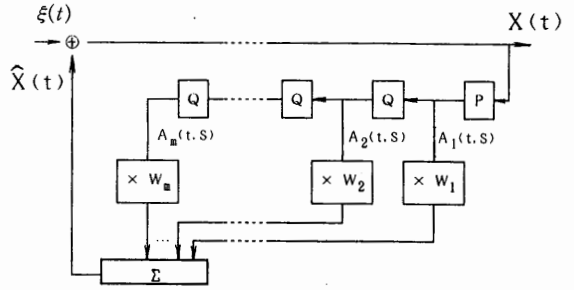
自然観測システムは、1次の低域フィルタ P の1段と、1次の高域フィルタ Q の無限次元縦続接続とからなる。ここで、各段からの出力信号を基本観測値系列⁽³⁾ $A_i(t, S)$ とすれば、原波形は

$$x(t) = \sum_{i=1}^{\infty} A_i(t, S) \quad (4)$$

によって、完全に再構成されるものであった。但し、 S はフィルタの時定数で、以下、観測時定数と呼ぶ。この場合、原波形は $\{A_i(t, S)\}$ で展開されたものとなり、Fourier 級数や線形予測式とは異なった再構成式となっている。すなわち再構成での基本観測値系列は、順次、原波形を1次のフィルタで処理した信号値系列である。式(4)での波形再構成を原波形の構造的モデル化と呼ぶ。

3. 有限次元自然観測システム

自然観測システムでの原信号の再構成は、1段の P からの系列で十分再構成できなかった成分を、後段の



$X(t)$; original wave. $\hat{X}(t)$; modeled wave by the natural observation system. $\xi(t)$; residual. P ; first-order low pass filter. Q ; first-order high pass filter. S ; time-constant. m ; order. $\{A_i(t, S)\}$; basic-observation-value series. $\{W_i\}$; weight coefficients.

図1 有限次元の自然観測システム
Fig.1 A finite-order natural observation system.

無限の Q からの系列で補うようにして実現された。ここでは、 Q の段数を有限とした有限次元の自然観測システム(図1)を提案する。有限次元自然観測システムは信号形成フィルタ表現とも考えられ、その考えから信号を特徴づけるモデルパラメータを定義できる。

3.1 有限次元のシステム構成

今、基本観測値系列 $A_i(t, S)$ の有限次元の線形結合を重み係数 W_i を使って次のように表す。

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^m W_i \cdot A_i(t, S) \quad (5)$$

ここで、 m は P, Q の段数(以下、次数)である。式(4)と比較して明らかのように、 m を無限大としたときの重み係数 W_i はすべて1である。

原波形 $x(t)$ と再構成波形 $\hat{x}(t)$ との関係は、

$$x(t) = \hat{x}(t) + \xi(t) \quad (6)$$

となる。但し、 $\xi(t)$ は残差である。有限次元自然観測システムは、式(6)での残差を白色雑音とすれば、原信号を形成フィルタで表現したものと考えられる(図1)。今、 P, Q 各1段の縦続接続を例にとると、原信号のラプラス変換は以下ようになる。

$$X(p) = \left(W_1 \frac{1}{pS+1} + W_2 \frac{1}{pS+1} \cdot \frac{pS}{pS+1} \right) X(p) + E(p) \quad (7)$$

一般には、図1のシステムは以下のように表される。

$$X(p) = \frac{(pS+1)^m}{(pS+1)^m - \sum_{i=1}^m W_i (pS)^{i-1} (pS+1)^{m-i}} \cdot E(p) \quad (8)$$

但し、 p はラプラス変数であり、 $X(p), E(p)$ は各々 $x(t), \xi(t)$ のラプラス変換である。これを実現するに

は, S, m を与えて原信号を Hilbert 空間内で定義し, $\{A_i(t, S)\}$ から $\{W_i\}$ を最小 2 乗推定すればよい.

有限次元自然観測システムの形成フィルタ表現は, 形式的に ARMA モデルとなっている. しかし, システム関数の特性は観測時定数と次数との関数であり, 改めて式(8)を以下のように表す.

$$X(p, S, m) = X_s(p, S, m) \cdot E(p, S, m) \quad (9)$$

ここで, 原信号の周波数成分に関係なく, $S=0$ と $S=\infty$ では一定の関係が成り立つ. $S=0$ の場合, P の観測遮断周波数 (以下, $f_{ec} = 1/2\pi S$) が ∞ で, P のみで観測信号は完全に再構成されるため, 誤差は 0 である. 従って, $X_s(p, S, m)$ の分子, 分母および入力 $E(p, S, m)$ は, それぞれ 1, 0, 0 となる. すなわち, $X(p, 0, m)$ は不定となる. また $S=\infty$ の場合 ($f_{ec}=0$), 初段の P は原信号成分を何も出力しない. 実際, $X_s(p, S, m)$ の分母, 分子ともに 1 となって, $X(p, \infty, m)$ は $E(p, \infty, m)$ となる.

このような特殊な性質は, 観測系の S を適当に工夫できるため, 原信号の合目的なモデル化を可能とする. 理論式(4)では, S は正値でありさえすればよく, それ以外の条件はない. なお, 非定常信号での瞬時波形の構造解析は, S を 0 に近づけた場合の解析であった⁽⁵⁾.

3.2 計算機によるシステムの実現

有限次元自然観測システムを離散系で実現する. ここでは, 式(5)での連続時間 t を離散時間 n で置き換え, 更に P, Q を双 1 次変換によるデジタルフィルタ (P_D, Q_D) で実現した. 但し, 観測時定数と次数はあらかじめ与えておくものとする.

時刻 n での基本観測値系列 $\{A_i(n, S), i=1, \dots, m\}$ は, 原信号を P_D, Q_D からなる有限次元自然観測システムに入力すれば, P_D および各段の Q_D からの出力系列として得られる. 原波形の再構成には, $\{A_i(n, S)\}$ と $\{W_i\}$ とから, 式(5)の離散表現を用いて計算すればよい. 従って, 式(8)での $X_s(p, S, m)$ をデジタルフィルタで書き換え, 改めて逆 z 変換によって再構成波形を得る必要はない. また, 式(8)で p の虚部を $-j\infty$ から $+j\infty$ まで変化させれば, $X(p)$ から本システムで観測した原信号のモデルパワースペクトルが求まる. 但し, 形成フィルタであるとして $E(p)=1$ とする.

ここでは, 実際のブロック処理について説明する. 今, $\{A_i(n, S)\}$ を一定の区間長 N で切り出し, $\xi(n)$ のノルム 2 乗が最小になるように, $\{W_i\}$ を最小 2 乗推定する. すなわち, Hilbert 空間内のベクトル表現により

$$\mathbf{x} = (x(1), \dots, x(N))^T \quad (10)$$

$$\mathbf{A}_i = (A_i(1, S), \dots, A_i(N, S))^T \quad (11)$$

$$\mathbf{A} = (\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_m) \quad (12)$$

として (ここで, 添字の T は転置を表す),

$$\mathbf{P} = \mathbf{A}^T \mathbf{x} \quad (13)$$

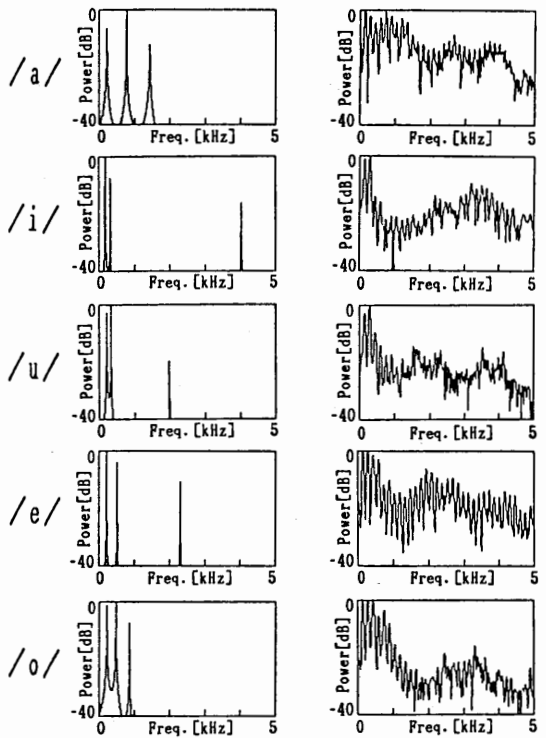
$$\mathbf{R} = \mathbf{A}^T \mathbf{A} \quad (14)$$

とおくと, 最適な重み係数ベクトル $\mathbf{w} = (W_1, \dots, W_m)^T$ は, 正規方程式の解として

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{P} \quad (15)$$

で与えられる. 式(15)の高速アルゴリズムに関する議論は, 逆行列演算の場合と同様である.

$|X_s(p, S, m)|^2$ を従来のパワースペクトルと類似させるには, 観測時定数と次数とを選択する必要がある. 図 2 は, サンプル周波数 $f_s = 10$ kHz, 観測遮断周波数 $f_{ec} = 1$ kHz, 次数 $m = 6$, 分析区間長 0.1 sec (以下, 特に断わらないときはこの設定条件を用いる.) で,



(a) The model power spectra (b) FFT power spectra

図 2 音声信号のモデルパワースペクトルの比較
Fig. 2 Comparison of the model power spectra of a finite-order natural observation system with the FFT power spectra. Speech signals are five Japanese vowels. The sampling frequency = 10 kHz. The block length = 0.1 sec. $f_{ec} = 1$ kHz. $m = 6$.

話者1名の各母音のモデルパワースペクトルを求めた結果である。モデルパワースペクトルがFFTパワースペクトルの主要周波数帯域(エネルギーの大きな帯域)を重点的にモデル化していることがわかる。

双1次変換での周波数ひずみ問題に関しては、今回は特に考慮する必要はなかった。その理由の一つは、対象とした観測遮断周波数がサンプリング周波数の1/10ぐらいであったためと考えられる。更に4.2, 4.4で述べるように、本システムそのものが観測遮断周波数付近のみを重点的にモデル化しているためと考えている。しかし、子音など高域の成分も重要な信号では、既存の方法による補償を考慮する必要がある。

4. 有限次元自然観測システムの特徴

4.1 注目点

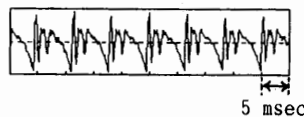
有限次元自然観測システムでは、モデルパワースペクトルのおおまかな形状は、 P_D, Q_D の f_{ec} と m で決定される。更に、式(4)で示したように m が高いほど、また式(9)に関する説明で示したように、 f_{ec} が高いほど原波形の再構成は良いものと予想される。

ARモデルの場合、モデルパラメータは線形予測係数、反射係数、極などであった。これらのパラメータは、パワースペクトルのローカルピークと直接関係し、原信号のローカルピークの変化の影響を強く受ける。一方、本論文でモデルパラメータと考えている W_i は、基本観測値系列による波形再構成での係数である。従って、 W_i では従来とは異なる方向からの議論が可能であると考えられる。

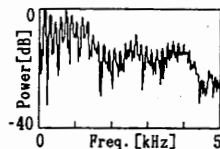
有限次元自然観測システムの特徴は、 $\{W_i\}$ の最小2乗推定が必要であるが故に、式(8)から解析的に示すことはできない。以下では、母音のモデル化実験により、その特徴を再構成波形とモデルパワースペクトルとの観点から述べる。

4.2 観測遮断周波数

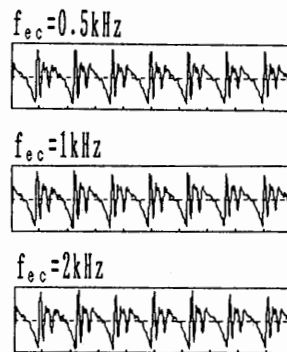
図3は、音声信号/a/に対して観測遮断周波数 f_{ec} を0.5, 1.0, 2.0 kHzに変化させたときの結果である。但し、次数は6である。参考のために、同一の音声信号をFFTおよびMEM(Burg法; 次数12)からも推定した。図3によれば、再構成波形は f_{ec} の変化にもかかわらず、目に見えた大きな変化はなかった(c)。一方、 f_{ec} が高くなるにつれてモデルパワースペクトルはより高い帯域に広がるように移動した(d)。ここで、従来のパワースペクトルの主要周波数帯域を十分に表現するには、 $f_{ec}=1\text{ kHz}$ が適当であった。これらの特



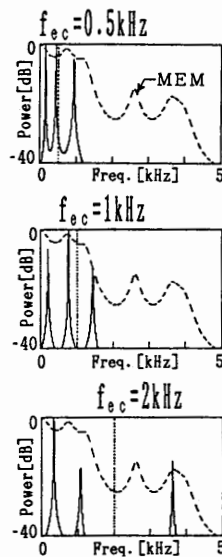
(a) Speech signal /a/



(b) FFT Power spectrum



(c) The reconstructed signals



(d) The model power spectra

図3 観測遮断周波数の影響

Fig. 3 Influence of the cutoff frequency, f_{ec} , for the reconstructed signals and the model power spectra of Japanese vowel /a/. The conditions except for f_{ec} are the same as those in Fig. 2. The broken line in (d) is the MEM power spectrum (order=12) for reference.

徴は、他の母音/i/, /u/, /e/, /o/についても同様であった。

本システムでは、 f_{ec} を原信号の主要周波数帯域よりかなり低く設定するほど、 P_D のみでは観測し得なかったより高い周波数成分が後段の Q_D で補われる。一方、 f_{ec} をかなり高く設定すると、 P_D のみで波形のほとんどの周波数成分が表されてしまい、後段の Q_D での補償分はほとんど小さな値で十分である。この性質は W_i を通して、モデルパワースペクトルに現れる。

以上の結果、実際にモデルパワースペクトルをFFTパワースペクトルに近似しようとすると、原信号でのエネルギーの大きい主要周波数帯域付近に、観測遮断周波数を設定すべきであると考えられる。

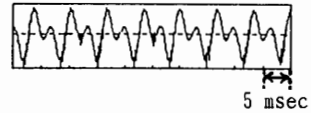
4.3 次数

形式的には、本システムは式(8)のARMAモデルであり、従来の概念との整合性をとるならば、次数 m も同様に取り扱わなければならない。しかし、波形の再構成における次数の働きは、構造的モデル式(4)、(5)で述べたように大きく異なる。すなわち、パワースペクトルに余分なローカルピークを生成する次数であっても、波形再構成での位相補償には必要であった。

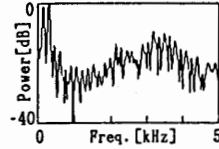
図4は、音声信号/i/を $f_{ec}=1\text{ kHz}$ で観測し、 m を、2、4、6と変えたときの再構成波形(c)とモデルパワースペクトル(d)である。再構成波形では、 $m=2$ で既にかんりの波形が再構成されている。それ以上の次数では再構成波形に大差はない。これに対し、従来の共振系モデルの理論によれば、次数2までで/i/を図4のように表すことはできない。シミュレーション実験等の結果、有限次元自然観測システムによる再構成波形では、次数の増加に連れて、 P_D による位相ずれやより高い周波数成分が後段の Q_D で次第に補正されていくことが、明らかとなった⁽⁸⁾。一方、モデルパワースペクトルをFFTパワースペクトルと比較すれば、比較的 $m=6$ の場合が良い結果を与えている。実際、母音のホルマントは、2 kHzまでの帯域ではたかだか三つであり、本システムでの $m=6$ は十分な値である。このことから、モデルパワースペクトルを近似するためには、本システムの次数は従来の共振系モデルでの次数に合わせるべきである。

4.4 重み係数

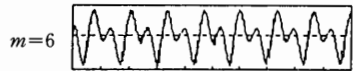
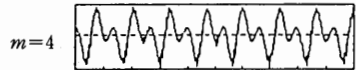
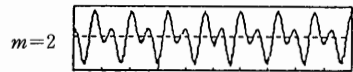
音声信号/a/の主要周波数帯域は、FFTパワースペクトルから0.5~2.0 kHzと考えられる。今、図3の/a/に対して、 f_{ec} を0.5~2.0 kHzで変化させたときの重み係数 $\{W_i, i=1, \dots, 6\}$ に着目する(図5)。



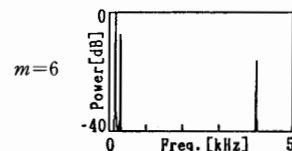
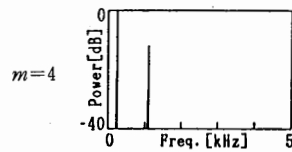
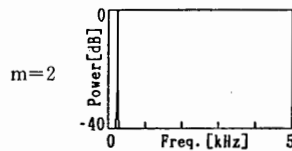
(a) Speech signal /i/



(b) FFT Power spectrum



(c) The reconstructed signals



(d) The model power spectra

図4 次数の影響

Fig. 4 Influence of the number of first-order filters, m , for the reconstructed signals and the model power spectra. The conditions except for m are the same as those in Fig.2. The signal is Japanese vowel /i/.

f_{ec} を変化させたときの W_i は、/a/ の 1 kHz 付近を境として、それ以下では極端に大きな値となり、それ以上では小さな値でほとんど変化しなかった。この W_i の特徴は、4.2 で述べた f_{ec} と P_D, Q_D との関係から予測できる。/a/ の 2.0 kHz 以上のローカルピークは、FFT パワースペクトルで見ると、主要周波数帯域以外の成分である。従って、 W_i は原信号の主要周波数帯域以外に存在するローカルピークに対しては、モデル化の際、その影響を受けないパラメータのようである。

更に、別の側面から統計的に検討しておく。図 6 は、あらかじめカットオフ周波数 2 kHz で、男性話者 7 名の音声信号/a/ を 1 次のローパスフィルタ処理した後、最大値で規格化した W_i と線形予測係数を求め、フィルタ処理なしでの結果と比較したものである。但し、 f_{ec} は図 5 での境界値 (1 kHz) とした。図では、各次数でのパラメータに対してその平均値と標準偏差を示した。その結果、規格化線形予測係数は標準偏差は減少したが、推定値の平均値そのものも変化してしまった。一方、規格化 W_i はフィルタ処理の有無でほとん

ど変化しなかった。この結果からも W_i の特徴は、モデル化の際主要周波数帯域以外の成分の影響を受けず、従来の線形予測係数からは得られない特徴であることがわかる。しかも、 W_i は統計的には個人差の影響を受けにくい安定なパラメータと考えられた。

なお、図 5、6 で示した特徴は他の母音についても同様であった。

調音結合のパワースペクトルへの影響はおおむね 3 kHz 以上の高域にローカルピークの変動として存在することが報告されている^{(9),(10)}。そこで、先の結果を元に $f_{ec}=1$ kHz ぐらいとすれば、 $\{W_i\}$ を用いた比較的単純なアルゴリズムにより、調音結合の影響を受けにくい音声認識が実現できるものと考えている^{(8),(10)}。

以上のような重み係数の特徴は、有限次元で自然観測システムを構成し、観測系の f_{ec} を合目的に設定できたことによるものである。

5. むすび

有限次元の自然観測システムを提案し、母音の場合の音声信号を対象としてその特徴を明らかにした。

本システムによる再構成波形およびモデルパワースペクトルは、観測遮断周波数 f_{ec} と次数 m との関数である。再構成波形はほとんどこれらの影響を受けず、一方、モデルパワースペクトルは影響を強く受けた。従って、従来と同様な原信号のパワースペクトルを表すには、 f_{ec} は原信号の主要周波数帯域付近に、 m は共振系モデルの次数に合わせて設定する必要がある。

このシステムで新たにモデルパワースペクトルとして定義したのは、重み係数 W_i である。 W_i は波形を構造的 (階層的) に再構成する際の係数であり、その特徴は f_{ec} の関数である。 f_{ec} に対する W_i の特性は、原信号の主要周波数帯域を境に大きな変化を示し、主要周波数帯域を越えるとほとんど変化しなかった。この意味で f_{ec} を原信号の主要周波数帯域付近にとれば、 W_i は主要周波数帯域以外の成分の影響を受けずに、原信号の主要成分を安定にモデル化しているものと考えられた。この特徴を使えば、 $\{W_i\}$ により調音結合区間の影響を受けにくい音声認識が行えるものと考えている。更に、 f_{ec} を適応的に変化させる機能を付ければ、ヒトの聴覚情報処理を似せられるのではないかと考える⁽¹¹⁾。

今回提案したシステムの応用例としては、観測信号の波形ひずみの補正⁽¹²⁾、個人差の影響を受けにくい音声認識法を検討した報告⁽¹⁰⁾がある。また、重み係数を

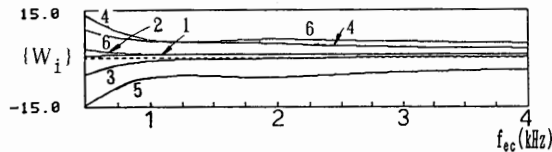


図 5 重み係数と観測遮断周波数との関係
Fig. 5 Relationships between the weight coefficients, W_i , and the natural observation cutoff frequencies, f_{ec} . The conditions and the signal are the same as those in Fig. 3.

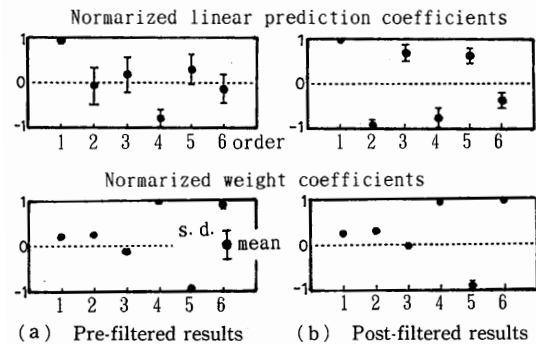


図 6 音声信号のローパスフィルタ処理前後での各係数の統計量
Fig. 6 The statistics of each coefficient for the pre-filtered and post-filtered Japanese vowel /a/. The employed filter is a first-order low-pass filter. The cut-off frequency is 2 kHz. The degree of freedom is 7.

使えば、子音のような非定常信号の特徴を周期成分以外で議論できる可能性がある。今後、これらの点について具体的に検討していく予定である。

文 献

- (1) 赤木正人, 古井貞照: “音声知覚における母音ターゲット予測機構のモデル化”, 信学論(A), **J69-A**, 10, pp. 1277-1285 (昭61-10).
 - (2) 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).
 - (3) 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).
 - (4) 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).
 - (5) 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).
 - (6) R. A. Christensen and A. D. Hirshman: “Automatic phase Alignment for the Karhunen-Loeve expansion”, IEEE Trans. Biomed. Eng., **BME-26**, 2, pp. 94-99 (Feb. 1979).
 - (7) 佐藤 誠, 和田俊和: “構造線による一般化波形の階層的表現”, 信学論(D), **J70-D**, 11, pp. 2154-2159 (昭62-11).
 - (8) 木竜 徹, 大久保真樹, 齊藤義明, 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).
 - (9) 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).
 - (10) 大久保真樹, 木竜 徹, 齊藤義明, 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).
 - (11) 平原達也, 駒木根隆士: “適応 Q 機能を持つ非線形蝸牛フィルタ”, 昭63 信学秋季全大, A-1, SA-1-1.
 - (12) 齊藤義明, 堀 潤一, 木竜 徹, 牧野秀夫, 田村康二, 吉崎哲世, 飯島泰蔵: “自然観測法によるカテーテル式血圧計の圧波形補正”, ME 誌, **26**, 3, pp. 133-138 (昭63-09).
- (昭和63年9月16日受付, 平成元年1月17日再受付)



大久保真樹

昭61 新潟大・工・情報卒, 昭63 同大大学院修士課程了。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, 副会長を歴任。元パターン認識研専委員長。本会論文賞4回, 著述賞1回各受賞のほか51年度業績賞受賞。工博。



齊藤 義明

昭38 新潟大・工・電気卒。昭40 北大大学院修士課程了。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サ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。日本ハイパサーミア学会理事。日本 ME 学会, 情報処理学会, 日本人工臓器学会, IEEE 各会員。



木竜 徹

昭50 新潟大・工・電子卒。昭52 同大大学院修士課程了。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。非定常生体信号処理を目的とし, 非定常性の特徴分類, 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。