適応離散フーリエ変換法とその応用[†]

梅 本 敏 孝*・青 島 伸 治**

Adaptive DFT and Its Application

Toshitaka UMEMOTO* and Nobuharu AOSHIMA**

In the previous paper, we proposed an effective spectrum analysis method for transcription, in which adaptive technique was used. Step size parameter of this method is within the range of $0 < \mu < \frac{1}{4L}$ (L : number of weight). But, step size parameter is a convergence factor which determine adaptation rate. If large number of weight is necessary, it limits the adaptation rate. In this reason, we proposed Adaptive DFT by LMS algorithm. By the proposed method, the range of μ is $0 < \mu < \frac{1}{4}$. Simulation and experimental results are illustrated.

Key Words: step size parameter, LMS algorithm, DFT, transcription

1. はじめに

音声や楽器が奏でる音のようにそのスペクトルが変動している信号の分析には、短時間スペクトル分析を用いるのが有利である。通常は有限のフレーム長をもつ窓関数で指定した時間範囲の信号を切り出し、FFT法やMEM法によってこのようなスペクトル分析を行っている¹⁾。しかしながら、子音の特徴を抽出しようとする場合には、分析フレーム周期が1msから2ms程度で、1オクターブ当たり100チャンネル程度の高分解能の分析器が必要であるといわれている²⁾。このような場合、FFT法やMEM法ではフレームの重複区間が長くなり演算効率も悪化する。また、フレーム長が分析周波数に関係なく一定となり、中高域の周波数領域では分析周波数に対して相対的にフレーム長が長くなり特徴が平均化されてしまう。さらに、FFT法で得られるスペクトルの分析間隔は一定であり、その中間の周波数成分は補間によって

求めなくてはならず、そのため周波数が近い二つ以上の周波数成分が存在するような信号のスペクトルを求めるにはフレーム長を長くしなくてはならず、スペクトルが変動している信号の分析には向かないことがある。このようなことから、フレーム長を周波数に依存して変えられて、周波数軸上の分析間隔も自由に選択できる短時間スペクトル分析が要求される。

われわれは周波数軸上の分析間隔も自由に選択できる短時間スペクトル分析として、LMSアルゴリズムによる周波数分析法を提案した³⁾。しかし、この周波数分析法では、取り扱う信号を帯域制限周期波形に限定し求めたものであり、ステップサイズパラメータ μ の取り得る範囲は $0 < \mu < \frac{1}{4L}$ (L : はタップ数)となる⁴⁾。このため、上述のような子音の分析などのように多くのタップ数を必要とする場合、時間的に変化する信号に対しての追従性に制限を受けると考えられる。このことから、本論文ではこの周波数分析法を各周波数成分ごとに分割し、各成分ごとにLMSアルゴリズムを適用した適応離散フーリエ変換法を提案し、その収束条件を求めるとともに、ステップサイズパラメータとフレーム長や周波数分解能との関係性を求め、採譜や音声の分析などに有効な周波数分析法であることを実験によって示す。

[†] 第36回自動制御連合講演会で発表(1992・10)

* 筑波大学工学研究科 つくば市天王台 1-1-1

** 筑波大学物理工学系 つくば市天王台 1-1-1

* Graduate School of Engineering, University of Tsukuba, Tsukuba

** Institute of Applied Physics, University of Tsukuba, Tsukuba

(Received July 5, 1993)

(Revised November 1, 1993)

2. 適応離散フーリエ変換法

G_i を周波数成分 f_i におけるフーリエ係数とし, $X_i(k)$ をつぎのように定義する.

$$X_i(k) = \exp(j2\pi f_i k \Delta T) \quad (1)$$

ここで, ΔT はサンプリング周期である. また, G_i と $X_i(k)$ は複素数であり, つぎのように表わす.

$$G_i = G_{i,R} + jG_{i,J} \quad (2)$$

$$X_i(k) = X_{i,R}(k) + jX_{i,J}(k) \quad (3)$$

つぎに, 実部のみからなる信号に対するフーリエ係数 G_i が複素共役になることを考慮し, Fig. 1 のようなシステムを考えることにする. $d(k)$ を離散フーリエ変換を行いたい信号とすると i 番目の出力 $g_i(k)$ との差はつぎのようになる.

$$\begin{aligned} \epsilon_i(k) &= d(k) - g_i(k) = d(k) - \{G_i X_i(k) + \bar{G}_i \bar{X}_i(k)\} \\ &= d(k) - 2G_{i,R} X_{i,R}(k) + 2G_{i,J} X_{i,J}(k) \end{aligned} \quad (4)$$

この式から, 差の 2 乗平均 $E[\epsilon_i^2(k)]$ は文献 3) と同様に $G_{i,J}$ と $G_{i,R}$ についての 2 次式となり, $G_{i,R}$ および $G_{i,J}$ で偏微分することによって最適解 G_i^* は求まり, つぎのような離散フーリエ変換の式と等価になる.

$$G_i^* = E[d(k) \bar{X}_i(k)] \quad (5)$$

このように Fig. 1 で示されるシステムによる最適解は離散フーリエ係数となる. しかし, この方法を用いてスペクトルを直接的に求めるには, 入力の実数共役 $\bar{X}_i(k)$ の時間関数列とフーリエ変換を行いたい信号 $d(k)$ との相互相関ベクトル $E[d(k) \bar{X}_i(k)]$ を求めなくてはなら

Fig. 1 Adaptive DFT system

ず, 多くの計算を必要とし, あまり効果的な方法ではない. そこで, 本論文でも LMS アルゴリズムを用いることにする. LMS アルゴリズムにおいては, $\epsilon_i^2(k)$ そのものを用いて勾配量 $\bar{\nabla}(k)$ を推定し, 負の方向に係数を変化させるので, つぎのように記述することができる.

$$\begin{aligned} G_i(k+1) &= G_i(k) + \mu_i \{-\bar{\nabla}(k)\} \\ &= G_i(k) + 4\mu_i \epsilon_i(k) \bar{X}_i(k) \end{aligned} \quad (6)$$

ここで, μ_i は i 番目のステップサイズパラメータ (以下では単にステップサイズパラメータと呼ぶ) である. また, $\epsilon_i(k)$ はつぎのように表わすことができる.

$$\begin{aligned} \epsilon_i(k) &= d(k) - g_i(k) = d(k) \\ &\quad - \{G_i(k) X_i(k) + \bar{G}_i(k) \bar{X}_i(k)\} \end{aligned} \quad (7)$$

3. 適応離散フーリエ変換法の収束安定条件

適応離散フーリエ変換法は文献 3) で提案した周波数分析法を各成分ごとに分割し, 各成分ごとに LMS アルゴリズムを適用したものである. このため, 収束条件は文献 4) と同様に集合平均の動的振舞いからしか求めることができない.

3.1 係数が収束するための条件

文献 4) と同様に (7) 式を (6) 式に代入し, その式につぎに定義するような係数とその最適値との差 $C_i(k)$ を代入し, 両辺の期待値をとる.

$$C_i(k) = G_i(k) - G_i^* \quad (8)$$

一般に $G_i(k)$ と $X_i(k)$ は独立であると考えられるので, $C_i(k)$ と $X_i(k)$ も独立であると考えられる. このことから $E[C_i(k)]$ はつぎのようになる.

$$\begin{aligned} E[C_i(k)] &= (1 - 4\mu_i) E[C_i(k-1)] \\ &= (1 - 4\mu_i)^k E[C_i(0)] \end{aligned} \quad (9)$$

つまりステップサイズパラメータが μ_i のような条件を満たせば, LMS アルゴリズムは収束し, 周波数分析が可能である.

$$0 < \mu_i < \frac{1}{4} \quad (10)$$

3.2 学習曲線が収束するための条件

周波数分析が可能になるためには係数が収束するとともに, 学習曲線も収束しなくてはならない. そこで, 差の 2 乗平均 $E[\epsilon_i^2(k)]$ の動的振舞いから学習曲線が収束するための条件を求めることにする. まず, 初めに差の 2 乗平均の最小値を求める. i 番目の差の 2 乗平均 $E[\epsilon_i^2(k)]$ を $\xi_{i,k}$ とおくとその最小値 $\xi_{i,\min}$ はつぎのようになる.

$$\begin{aligned} \xi_{i,\min} &= E[\{d(k) - 2G_{i,R}^* X_{i,R}(k) + 2G_{i,J}^* X_{i,J}(k)\}^2] \\ &= E[d(k)^2] - 2\{G_{i,R}^{*2} + G_{i,J}^{*2}\} \\ &= E[d(k)^2] - 2G_i^* \bar{G}_i^* \end{aligned} \quad (11)$$

文献 3) で提案した周波数分析法では文献 4) で示したよ

うにパーセバルの定理が成り立ち、差の2乗平均の最小値 $\xi_{i,\min}$ は零になるが、この方法では零にはならず、収束しても(11)式で与えられる差が残る。この式を用いて $\xi_{i,k}$ を求めるとつぎようになる。

$$\begin{aligned}\xi_{i,k} &= E[\{d(k) - 2G_{i,R}(k)X_{i,R}(k) \\ &\quad + 2G_{i,I}(k)X_{i,I}(k)\}^2] \\ &= E[d(k)^2] - 4E[\{G_{i,R}^*(k)G_{i,R}(k) + G_{i,I}^*(k)G_{i,I}(k) \\ &\quad + 2\{G_{i,R}^2(k) + G_{i,I}^2(k)\}\}] \\ &= \xi_{i,\min} + 2E[G_{i,R}^* \bar{G}_{i,R} - 2G_{i,R}^* \bar{G}_{i,I}(k) - 2G_{i,I}(k)\bar{G}_{i,R}^* \\ &\quad + 2G_{i,I}(k)\bar{G}_{i,I}(k)] \\ &= \xi_{i,\min} + 2E[C_i(k)\bar{C}_i(k)]\end{aligned}\quad (12)$$

このことから、学習曲線が収束するためにはつぎのような条件を満たせばよいということになる。

$$E[C_i(k+1)\bar{C}_i(k+1)] - E[C_i(k)\bar{C}_i(k)] < 0 \quad (13)$$

この式に(6)、(8)式を代入するとつぎようになる。

$$\begin{aligned}E[C_i(k+1)\bar{C}_i(k+1)] - E[C_i(k)\bar{C}_i(k)] \\ &= E[\{G_i(k) + 4\mu_i \epsilon_i(k)\bar{X}_i(k) - G_i^*(k) \\ &\quad \times [\bar{G}_i(k) + 4\mu_i \epsilon_i(k)X_i(k) - \bar{G}_i^*(k)] \\ &\quad - E[\{G_i(k) - G_i^*(k)\}[\bar{G}_i(k) - \bar{G}_i^*(k)]] \\ &= -4\mu_i(1-4\mu_i)E[\epsilon_i^2(k)] < 0\end{aligned}\quad (14)$$

つまり、ステップサイズパラメータに関してつぎのことが成り立てば、学習曲線が収束し、周波数分析を行うことができる。

$$0 < \mu_i < \frac{1}{4} \quad (15)$$

3.3 収束条件

(10)、(15)式よりステップサイズパラメータ μ_i がつぎの条件を満たせば、LMS アルゴリズムが収束し、周波数分析を行うことができる。

$$0 < \mu_i < \frac{1}{4} \quad (16)$$

4. 適応離散フーリエ変換法の性能

適応離散フーリエ変換法の性能をスペクトル分析に必要なデータ数、周波数分解能、分析精度、計算量から評価する。

4.1 スペクトル分析に必要なデータ数

LMS アルゴリズムを用いているのでスペクトル分析に必要なデータ数はシステムがどの程度で収束するか、つまり、学習曲線の時定数から求めることができる。 $\xi_{i,k}$ は(12)式で与えられ、(9)式を代入するとつぎようになる。

$$\begin{aligned}\xi_{i,k} &= \xi_{i,\min} + 2E[C_i(k)\bar{C}_i(k)] \\ &= \xi_{i,\min} + 2(1-4\mu_i)^{2k}E[C_i(0)\bar{C}_i(0)]\end{aligned}\quad (17)$$

この式は項比 $(1-4\mu_i)^2$ の等比数列であり、指数関数で近似できる。時定数 τ_i を用いて表わすとつぎのようにな

る。

$$(1-4\mu_i)^2 = \exp\left(-\frac{\Delta T}{\tau_i}\right) = 1 - \frac{\Delta T}{\tau_i} + \left\{\frac{\Delta T}{2!\tau_i}\right\}^2 - \dots \quad (18)$$

ここで、適応過程があまり速くない場合、つまり、ステップサイズパラメータが小さい場合を考えれば、(18)式はつぎのように近似することができる。

$$1-8\mu_i \approx 1 - \frac{\Delta T}{\tau_i} \quad (19)$$

この式から時定数はつぎようになる。

$$\tau_i = \frac{\Delta T}{8\mu_i} \quad (20)$$

つまり、適応離散フーリエ変換法はステップサイズパラメータによってフレームの長さを決めることができる。

4.2 周波数分解能

まず、(6)式に(4)式を代入するとつぎようになる。

$$\begin{aligned}G_i(k+1) &= G_i(k) + 4\mu_i[d(k) \\ &\quad - \{G_i X_i(k) + \bar{G}_i \bar{X}_i(k)\}]\bar{X}_i(k) \\ &= (1-4\mu_i)G_i(k) + 4\mu_i d(k)\bar{X}_i(k) \\ &\quad - 4\mu_i \bar{G}_i(k)\bar{X}_i^2(k)\end{aligned}\quad (21)$$

この式とその複素共役の式を考えれば、入力を $d(k)$ 、出力を $G_i(k)$ および $\bar{G}_i(k)$ とした **Fig. 2** のようなシステムとして表わすことができる。フィードバック成分についてのみ見れば μ_i の値が小さいとき $(1-4\mu_i) \gg 4\mu_i$ となるので、 $\bar{G}_i(k-1)$ から $G_i(k)$ 、および $G_i(k-1)$ から $\bar{G}_i(k)$ へのフィードバック成分は無視でき、(21)式はつぎのように近似することができる。

$$G_i(k+1) \approx (1-4\mu_i)G_i(k) + 4\mu_i d(k)\bar{X}_i(k) \quad (22)$$

周波数分解能を周波数分析を行っている周波数帯の中心周波数 f_c とそのスペクトル値が $\frac{1}{\sqrt{2}}$ になる周波数 f_1, f_2 の間の幅 $f_2 - f_1$ の比から評価する。

$$A = \frac{f_c}{f_2 - f_1} \quad (23)$$

Fig. 2 Block diagram of eq. (15)

一方、この方法は(21)式からわかるように入力 $d(k)$ に $\bar{X}(k)=\exp(j2\pi f_i k \Delta T)$ を掛けてあるので、 $d(k)$ の周波数成分を $-f_i$ だけシフトしていることと同値であると考えることができる。このことから、(22)式から求まる伝達関数の共振周波数 f_r や伝達関数 $H(f)$ の大きさが $\frac{|H(f_r)|}{\sqrt{2}}$ になる周波数 f_1, f_2 と f_c, f_1, f_2 との間にはつぎのような関係が成り立つと考えられる。

$$f_c = f_r + f_i \quad (24)$$

$$f_1 = f_1' + f_i \quad (25)$$

$$f_2 = f_2' + f_i \quad (26)$$

このことから、(23)式はつぎのようになる。

$$A = \frac{f_r + f_i}{f_2' - f_1'} \quad (27)$$

ここで、(21)式の伝達関数を考えれば、つぎのようになる。

$$H(s) = \frac{4\mu_i z}{\{z - (1 - 4\mu_i)\} \{z - \exp(j2\pi f_i \Delta T)\}} \Big|_{z=\exp(s\Delta T)} \quad (28)$$

ΔT が十分小さい場合、 $z=\exp(s\Delta T)$ はつぎのように近似することができる。

$$\begin{aligned} z = \exp(s\Delta T) &= 1 + s\Delta T + \frac{1}{2!}(s\Delta T)^2 + \dots \\ &\approx 1 + s\Delta T \end{aligned} \quad (29)$$

よって、(28)式はつぎのように近似することができる。

$$H(s) = \frac{4\mu_i f_s}{(s\Delta T + 4\mu_i)(s + j2\pi f_i)} \quad (30)$$

ここで、 f_s はサンプリング周波数である。よって、周波数分解能はつぎのようになる。

$$A \approx \frac{\pi f_i}{4\mu_i f_s} \quad (31)$$

つまり、適応離散フーリエ変換法はステップサイズパラメータ μ_i によって周波数分解能を決めることができる。

4.3 分析精度

3.2 節でも述べたように文献 3) で提案した周波数分析法のように差の 2 乗平均の最小値が零になるとはかぎらない。また、LMS アルゴリズムを用いているため、勾配量の推定値には雑音が含まれ、多数回の適応を繰り返しても集合平均的に収束するだけで係数は最適解の近傍でゆらぎを生じ、差の 2 乗平均はその最小値より大きくなってしまふ。このため、各周波数成分がどの程度の精度で求まるかが問題となる。そこで、本論文では、分析精度を「係数とその最適解の差の分散」/[真のスペクトルパワー]で評価することにする。係数とその最適解の差の分散はつぎのようになる(付録参照)。

$$E[|C(k)|^2] = 2\mu_i \{E[d^2(k)] - |G^*|^2\} \quad (32)$$

このことから、真のスペクトルパワーによって正規化された係数とその最適解の差の分散 B はつぎのようにな

る。

$$B = 2\mu_i \left\{ \frac{E[d^2(k)]}{|G^*|^2} - 1 \right\} \quad (33)$$

つまり、適応離散フーリエ変換法における分析精度はステップサイズパラメータに比例し、真のスペクトルパワーの 2 乗に反比例する。このことから、真のスペクトルパワーが小さい場合でもステップサイズパラメータを小さな値にすれば、精度良く分析が可能であると考えられる。

4.4 計算量

採譜や音声分析を考えた場合、適応離散フーリエ変換法では、逐次計算によって周波数分析を行わなくてはならない。同様のことを FFT で行うには観測窓をある間隔でシフトさせていき周波数分析を行う必要がある。1 回の FFT に必要な乗算回数と適応離散フーリエ変換法での 1 回の逐次計算に必要な乗算回数の比が FFT の観測窓をシフトさせていく間隔に等しいとき、全処理に必要な乗算回数が等しくなるので乗算面では同等となると考えることができる。

4.4.1 適応離散フーリエ変換法

乗算回数を減らすために 1 周期の $\sin$ または $\cos$ 関数を $N(=2^n)$ 等分したテーブルを作成し、その番地を呼び出す方法を用いることにする。分析する周波数がある周波数 $\left(\frac{1}{N}\right)$ の整数倍 k で近似すれば $X_i(k)$ は、呼び出す番地を k ごと逐次シフトしていくことによって求めることができ、乗算を必要としない。このことから一つの周波数成分を分析するのに必要な乗算回数は(7)式で 3 回、(6)式の適応過程で 2 回の計 5 回である。M 個の周波数分析をするのに必要な乗算回数 C はつぎのようになる。

$$C = 5M \quad (34)$$

4.4.2 FFT 法

L 点 FFT では 1 フレームあたり FFT に $2L \log_2 L$ 、窓掛けに L の乗算が必要であり、乗算回数 D はつぎのようになる。

$$D = 2L \log_2 L + L \quad (35)$$

採譜への応用を考えれば、各音素の基本周波数を求めることが目的であるので、第 2 オクターブから第 5 オクターブまでの 48 点の周波数成分で周波数分析を行えば良いと考えられ、適応離散フーリエ変換法では 1 回の逐次計算に必要な乗算回数は 240 回となる。よって、512 点 FFT を用いる場合では FFT のフレーム周期が 40 点であれば同じ乗算回数になると考えることができる。

5. 実験

5.1 採譜への応用

楽器が奏でる音の音階の同定精度を向上させるには周波数分析精度を向上するとともに信号の変化に対する追従性を向上させなくてはならない。文献3)で提案した周波数分析法では係数ベクトルの数 L が多くなると信号に対する追従性が損なわれるという問題点がある。しかし、適応離散フーリエ変換法は分析する周波数の数に影響されないでこのような問題点は生じないと思われる。そこで、音の音階の同定比較を行う。同定手順はつぎのような点を考慮に入れた文献5)の方法を用いる。文献5)で述べたように周波数分析によって得られた各音階の周波数成分にはインパルス状のノイズを生じることがあり、精度を向上させるにはこのようなノイズを除去しなくてはならない。楽器が奏でる音には基本波成分と高調波成分を含んでいる。よって、和音を扱う場合、周波数分析で得られたピーク周波数が実際に演奏された音の基本波成分なのか、ほかの音の高調波成分であるのかを決めなくてはならない。その結果を Fig. 3 と Table 1 に示す。Fig. 3 は周波数分析法によって得られた周波数成分に対してインパルス状のノイズを除去し、高調波成分を除去することによって得られたパワースペクトルマップである。このように適応離散フーリエ変換法は文献3)で提案した周波数分析法よりも音の同定精度は2.5%程度向上した。これは、Fig. 3 からわかるように本論文で提案した方法のほうが音の立ち上がりに対する追従性が良いことが原因として考えられる。実際に Fig. 3 において10000点付近で文献3)で提案した周波数分析法ではG4の音の立ち上がりが遅く、C5の前フレームからの継続音の値が小さくなりすぎてしまい誤認識をしてしまった。しかし、適応離散フーリエ変換法ではG4の音の立ち上がりが速く誤認識がなかった。

しかし、上述のように和音を扱う場合、同定精度を向上させるためには、ピーク周波数が実際に演奏された音の基本波成分なのか、ほかの音の高調波成分であるのかを決めなくてはならない。そこで、文献5)の手順のように基本波成分と高調波成分のパワーの比のテーブルを用意しておき、基本波成分のパワーをその基本波成分がもつ高調波成分のパワーを加えたものとして高調波成分の除去を行い、音階の同定することが有効な方法の一つであると考えられる。しかし、基本波成分と高調波成分のパワーの比は変動し、変動の仕方は楽器の種類や基本周波数によって異なるので、より音階の同定精度を向上させるにはその変動の仕方を記憶しなくてはならない。しかし、実際のシステムを考えれば、メモリの制約から変

(STEP)

(a) proposed method

(STEP)

(b) conventional method (ref. 3)

Fig. 3 Power spectra map after high frequency absorption

Table 1 Accuracy of transcription

Music	Proposed method	Conventional method (Ref. 3)
Musunde hiraite	90.7%	90.7%
Izumi no hotori	92.0%	91.5%
Tanigawa no nagare	97.3%	95.1%
Ogawa no suisya	94.5%	92.4%
Kari	92.3%	90.4%
Daisukina warutu	95.2%	90.5%
Yogisya	93.4%	91.0%
Merisan no hituji	92.8%	92.6%
Yama no ongakuka	92.0%	88.3%
Average	93.7%	91.3%

動する基本波成分と高調波成分とのパワーの比を平均化したテーブルを用いなくてはならない。このことが、本論文の方法でも 94% 程度の精度になった原因の一つであると考えられる。

5.2 音声の分析への応用

実際の音声信号のスペクトル分析を行い、本論文で提案する周波数分析法が音声分析に有効な方法であることを確かめる。音声信号はデジタルオーディオテープ (DAT) を用い録音したデジタルデータを DAT インタフェースボードを用いて 24 kHz にダウンサンプリングし、コンピュータに取り込んだものを用いた。人間の聴覚特性は低周波数領域では周波数分解能が良く、周波数が高くなるにつれて悪くなるといわれている⁶⁾。子音の分析には、1 オクターブあたり 100 チャンネル程度の高分解能周波数分析法が必要であるという報告もある²⁾。このことから、本論文では、周波数分析は 156 Hz から 5 kHz までの 5 オクターブを、1 オクターブあたり 100、全 500 チャンネルで行った。よって、各チャンネルの分析周波数はつぎようになる。

$$f_i = 0.0065 f_s \cdot 2^{\frac{(i-1)}{100}} \quad (i=1, 2, \dots, 500)$$

音声进行分析する場合、スペクトル包絡を求め、その包絡線から分析することが有利である。このことから尖鋭度が高くなるような周波数分析法は音声分析には向かない。本論文で求めた周波数分解能を評価するパラメータ A は尖鋭度を表わすパラメータでもある。このパラメータ A はステップサイズパラメータによって決めることができるので、尖鋭度が高くなるようにステップサイズパラメータはつぎに示すようなものを用いた。

$$\mu_i = 0.0008 + \frac{i}{38000}$$

このことによってパラメータ A は第 1 チャンネル (分析周波数 156 Hz) で 6.4、第 250 チャンネル (分析周波数 852 Hz) で 8.3、第 500 チャンネル (分析周波数 4820 Hz) で 26.6 とゆるやかに増加させることができる。成人男性の発声による単音節 /nu/ の結果を Fig. 4 に示す。Fig. 4 は 5 ms ごとに表示したものである。本論文の方法では高い分析周波数のチャンネルではピッチよりも時定数が短くなり、フーリエ係数 $G_i(k)$ がピッチに同期して変動してしまうので、その影響を減らすために窓幅 10 ms の方形窓に通し、平滑化処理を施した。

この結果からわかるように音節 /nu/ における子音 /n/ の特徴である子音から母音へのわたり区間における第 2 フォルマント (F_2) の高い周波数側から低い周波数側への移動が顕著に現れている。また、/u/ の F_2 付近では時定数が 1.3 ms 程度と短く設定でき、破裂音などのように時間変動の速い音声のスペクトル変動の観測に有利

Fig. 4 Running spectra of /nu/ analyzed by the proposed method

な方法であるといえる。

6. 結 論

本論文では、文献 3) で提案した周波数分析法を各周波数成分ごとに分割し、各成分ごとに LMS アルゴリズムを適用した適応離散フーリエ変換法を提案し、その収束条件を求めるとともに、種々の性能の検討を行った。この周波数分析法は文献 3) で提案した周波数分析法のように分析しなくてはならない周波数の数 L の影響を受けないので、広帯域の音階の同定を考える場合には有利であると考えられる。また、スペクトル分析に必要なデータ数、周波数分解能、分析精度などはステップサイズパラメータの値に依存する。このことからステップサイズパラメータの値を適切に選定することによって精度の良い周波数分析法にもなり、任意の分析間隔・フレーム長でのスペクトル分析を行うこともでき、採譜への応用だけではなく音声分析にも適した周波数分析法であると考えられる。

参 考 文 献

- 1) J. B. Allen: Short Term Spectra Analysis, Synthesis and Modification by Discrete Fourier Transform, IEEE Trans., ASSP-25-3, 235/238(1977)
- 2) 原田, 河原田: 音声の高分解能周波数分析-/mi/, /ni/ の特徴抽出, 信学論 (A), J69-A-5, 620/627 (1969)
- 3) 梅本, 青島: 適応技術を用いた採譜に有効な周波数分析法, 計測自動制御学会論文集, 28-5, 619/625 (1992)
- 4) 梅本, 青島: 適応フィルタを用いた周波数分析法におけるステップサイズパラメータの選定, 計測自動制御学会論文集, 28-10, 1257/1262 (1992)
- 5) 梅本, 青島: 採譜システムの構築と音高抽出精度の比較, 計測自動制御学会論文集, 29-10, 1227/1231 (1993)
- 6) 三浦種敏: 聴覚と音声, 電子通信学会 (1980)
- 7) B. Widrow and S. D. Stearns: Adaptive Signal Processing, 195, Prentice Hall Inc. (1985)

《付録 係数とその最適解の差の分散の導出》

係数とその最適解の差の分散は Widrow らによって導出されている⁷⁾。この手順に従って、適応離散フーリエ変換法における係数とその最適解の差の分散の導出を行う。まず、LMS アルゴリズムにおける勾配量 $\bar{V}(k)$ は、真の勾配量 $V(k)$ にノイズ $N(k)$ を含んだものであると考えられ、つぎのように表わすことができる。

$$\bar{V}(k) = V(k) + N(k) \quad (36)$$

係数とその最適解に十分収束した場合を考えれば、 $V(k)$ は $N(k)$ に比べ十分に小さくなるので、上式はつぎのようになる。

$$\bar{V}(k) = N(k) = -4\mu_i \bar{X}_i(k) \quad (37)$$

このことから、 $\bar{V}(k)$ に含まれる $N(k)$ の分散はつぎのようになる。

$$\begin{aligned} E[|N(k)|^2] &= E[N(k)\bar{N}(k)] \\ &= 16E[\epsilon^2(k)]E[X(k)\bar{X}(k)] \\ &= 16E[\epsilon^2(k)] \\ &\simeq 16\xi_{i,\min} \end{aligned} \quad (38)$$

つぎに係数とその最適解の差の分散を考える。まず、(6)式の両辺から最適解 G^* を引くとつぎのようになる。

$$C_i(k+1) = C_i(k) - \mu_i V(k) - \mu_i N(k) \quad (39)$$

$V(k)$ はつぎのようになる。

$$V(k) = \frac{\partial E[\epsilon^2(k)]}{\partial G_i(k)}$$

$$\begin{aligned} &= 4\{G_i(k) - E[d(k)\bar{X}_i(k)]\} \\ &= d\{G_i(k) - G_i^*\} \\ &= 4C_i(k) \end{aligned} \quad (40)$$

よって、(39)式はつぎのようになる。

$$C_i(k+1) = (1-4\mu_i)C_i(k) - \mu_i N(k) \quad (41)$$

このことから、 $C_i(k)$ と $N(k)$ が統計的に独立であるとすれば、つぎのようになる。

$$\begin{aligned} E[|C(k+1)|^2] &= (1-4\mu_i)^2 E[|C(k)|^2] \\ &\quad + \mu_i^2 E[|N(k)|^2] \end{aligned} \quad (42)$$

μ_i が十分小さく、係数とその最適解に十分収束した場合、 $E[|C(k+1)|^2] \simeq (1-4\mu_i)^2 E[|C(k)|^2]$ と考えることができるので、上式はつぎのようになる。

$$\begin{aligned} E[|C(k)|^2] &= \frac{\mu_i}{8(1-2\mu_i)} E[|N(k)|^2] \\ &\simeq 2\mu_i \xi_{i,\min} \end{aligned} \quad (43)$$

[著 者 紹 介]

梅 本 敏 孝 (学生会員)

(本号 p. 942 参照)

青 島 伸 治 (正会員)

(Vol. 30, No. 2 参照)