

入門講座

計測・制御技術入門 制御技術-6

システム同定と適応音場制御

System Identification and Active Noise Control

佐野 昭
Akira Sano

慶應義塾大学 理工学部
システムデザイン工学科 教授

はじめに： システム同定とその周辺

制御系設計を行うためには、制御対象の入出力データからそのモデルを同定する必要がある。システム同定とは、図1に示すように、同定入力 $\{x_k\}$ に対して、実対象の観測出力 $\{y_k\}$ とモデル出力 $\{\hat{y}_k(\theta)\}$ との出力予測誤差 $e_k(\theta) (= y_k - \hat{y}_k(\theta))$ の二乗累積和を最小にするようモデルパラメータ θ を求める問題である。しかし真値に等しいモデルパラメータを一意に決定するためには厳しい条件が必要であり、単に出力予測誤差を最小にする θ が必ずしも真のパラメータとはならないという点に注意すべきである。この問題を解決するには、高い周波数域まで未知の実対象を励振する広い周波数成分をもつ（この性質をPE性という）同定入力 x_k を選ぶ必要がある。

一方、システム同定とよく似た問題に、図2に示した適応予測フィルタの問題がある。例として未知伝送路を通して送信された信号 s_k を受信信号 $\{x_k\}$ を用いて、所望値 y_k と等化器出力 $\hat{y}_k(\theta)$ との予測誤差を最小にするように等化器パラメータを実時間で決定する問題がある。所望値は送信信号またはそれを遅らせた信号である。等化器のパラメータはもし伝送路特性が既知であればオフラインで近似逆システムとして求められるが（間接法という）、実際には未知なので適応フ

ィルタで直接等化器を実現する必要性が生まれる。さて、この場合には、システム同定とは異なり、信号復元をすることになり、必ずしも送信信号がPE性を満たす必要がない点に注意すべきである（実際にはパラメータの収束速度の面でPE性がある方が望ましいが）。出力予測誤差を最小化することが目的の問題にまでシステム同定の可同定性要件を付加することは実装のアルゴリズムを複雑化させるだけである。この点は後述の適応音場制御で述べる。

最後に、上記の2つと関係する適応制御の概念図を図3に示す。図2との違いは、可調整要素と未知対象とが入れ替わっている点である。可調整要素の後に未知ダイナミクスが接続されると、誤差 e_k とパラメータ誤差との間の関係にダイナミクスが生じることになる。安定性保証のためにはこの誤差ダイナミクスが強正実になるような工夫を行う必要がある。

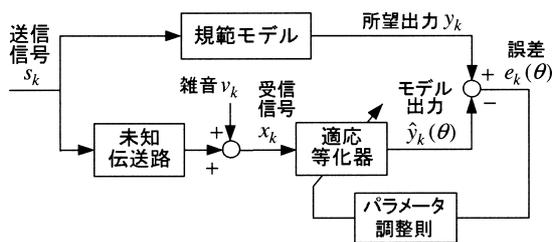


図2 適応予測フィルタの代表例（適応等化）

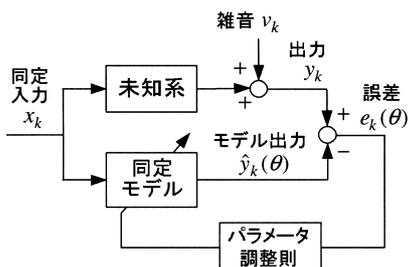


図1 システム同定の概念図

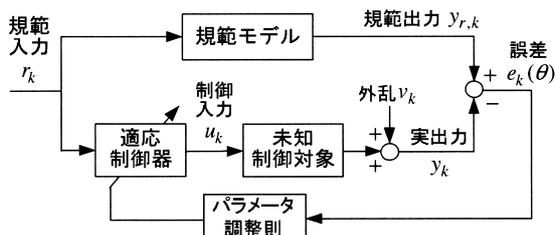


図3 適応制御（モデル規範型）

適応フィルタの場合には、誤差ダイナミクスがない場合がほとんどであり単純な問題が多いが、後述の音場制御の場合には未知の誤差ダイナミクスが現われるため解決すべき問題が依然残されている。

本稿の構成は以下の通りである。2章ではシステム同定の基礎的な枠組み、3章では閉ループ同定と制御器チューニング、4章では適応音場制御への応用、5章はむすびである。

2 システム同定の基本的枠組み

制御対象の物理モデルを求める場合には、現象を記述する非線形構造は既知だが、そこに含まれる不確かなパラメータを同定することが課題となる。この問題は、モデルパラメータ θ をもつモデル出力を $\hat{y}_k(\theta)$ とするとき、次の評価規範

$$S_N(\theta) = \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k(\theta))^2 = \sum_{k=1}^N (y_k - f(x_k, \theta))^2 \dots\dots\dots (1)$$

を最小化する θ を求める問題に帰着する。簡単な例として同定モデル $f(x_k, \theta)$ が線形の場合をまず取り上げる。

(1) 式誤差モデル

線形系の代表的なモデル表現として、次のARXモデル

$$y_k = -a_1 y_{k-1} - \dots - a_{na} y_{k-na} + b_1 u_{k-1} + \dots + b_{nb} u_{k-nb} + w_k = \mathbf{x}_k^T \theta^* + w_k \dots (2)$$

を考える。ここで、 w_k は平均値0の白色雑音とし、 $\mathbf{x}_k = [-y_{k-1}, \dots, -y_{k-na}, u_{k-1}, \dots, u_{k-nb}]^T$ 、 $\theta^* = [a_1, \dots, a_{na}, b_1, \dots, b_{nb}]^T$ とおいた。この表現は各係数に関して線形という点に特徴があり、以下で示すように線形演算のみで最小二乗解が求められるのでよく利用されている。

一方、(2)に対する同定モデルは以下のように構成される。時刻 $k-1$ までの入出力データが得られているとき、時刻 k における出力予測値 $\hat{y}_k(\theta) = \hat{y}_{k|k-1}(\theta)$ は、 w_k の白色性から

$$\hat{y}_k(\theta) = \mathbf{x}_k^T \theta \dots\dots\dots (3)$$

と表せる。モデルパラメータ θ は、(1) より評価規範

$$S_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y_k - \mathbf{x}_k^T \theta]^2 \dots\dots\dots (4)$$

を最小にするように決定すればよい。(4) の θ に関する勾配がゼロという条件より、最小二乗推定値 θ は次式で与えられる。

$$\theta = \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T \right]^{-1} \left[\sum_{k=1}^N \mathbf{x}_k y_k \right] \dots\dots\dots (5)$$

上式の逆行列の存在には、入力信号が十分に広い周波数成分をもつPE性が要求され、 $N \rightarrow \infty$ のとき、 $\theta \rightarrow \theta^*$ が成り立つ。また N 個のデータを一括処理するのではなく、入出力データが入手されるごとにパラメータを更新する逐次最小二乗法も

利用されており、特に適応アルゴリズムとして有効である¹⁾。

式誤差 w_k が移動平均型 (MA) または自己回帰型 (AR) などの有色雑音の場合には、(5) の推定値はバイアスをもつので、一般化最小二乗法、補助変数法、TLS法などを利用すればよい¹⁾。また、多入力多出力系の場合には、部分空間法が有力な手法となる²⁾。最後に、次数判定は有限データから構造を決定する重要な作業であるが、AICやMDLなどの規範により決定することができる¹⁾。以上のように、システム同定は、(1) 入出力データのサンプリング方式、同定入力の選択、データの信号処理などの計画、(2) 同定モデルの選択、(3) 同定方法の選択、(4) モデル構造の決定と妥当性検定、からなるサイクルを繰り返しながらモデリングを行うことになる³⁾。

(2) 出力誤差モデル

制御対象の入出力関係が伝達関数

$$y_k = \frac{B(z)}{A(z)} u_k + v_k \dots\dots\dots (6)$$

で与えられる場合を考える。ただし、 v_k は白色雑音、 $A(z) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{na} z^{-na}$ 、 $B(z) = b_1 z^{-1} + \dots + b_{nb} z^{-nb}$ とおいた。この入出力関係は式誤差モデルによる表現をしても、式誤差は白色とはならず、通常最小二乗推定値 (5) はバイアスをもつ。このモデルの出力予測値は、

$$\hat{y}_k(\theta) = \frac{B(z)}{A(z)} u_k \dots\dots\dots (7)$$

で与えられる。従って、モデルパラメータが分母にも表れるため非線形となり、以下で述べる非線形最小化問題となる¹⁾。

(3) 非線形パラメトリックモデル

始めの非線形入出力モデルの同定問題に戻る。非線形関係 $\hat{y}_k(\theta) = f(\mathbf{x}_k, \theta)$ のモデルパラメータ θ を、(1) の評価を最小にするように求めればよい。いま、 N 個のサンプルデータを用いたバッチ処理では、(1) 式を最小にする反復計算によりパラメータ推定値を求める。

$$\theta(n+1) = \theta(n) - \mathbf{H}(\theta(n))^{-1} \mathbf{g}(\theta(n)) \dots\dots\dots (8)$$

ここで、 $\theta(n)$ は n 回目の反復時の推定値、 $\mathbf{g}(\theta(n))$ は勾配ベクトル、 $\mathbf{H}(\theta(n))$ はヘシアン行列で

$$\begin{aligned} \mathbf{g}(\theta(n)) &= \frac{\partial S_N(\theta(n))}{\partial \theta} = 2 \sum_{k=1}^N (\hat{y}_k - y_k) \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \theta} \\ \mathbf{H}(\theta(n)) &= \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\frac{\partial S_N(\theta(n))}{\partial \theta^T} \right) = 2 \sum_{k=1}^N \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \theta} \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \theta^T} \\ &+ 2 \sum_{k=1}^N (\hat{y}_k - y_k) \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \theta^T} \right) \cong 2 \sum_{k=1}^N \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \theta} \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \theta^T} \end{aligned}$$

ここで、第2項を無視したのは、ヘシアン行列の正定性を確保するためである。

つぎに、ヤコビアン行列 \mathbf{J} の要素 J_{kj} を、モデル $f(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta})$ をパラメータ θ_j に対する偏微分係数と定義する。

$$J_{kj}(n) \equiv \frac{\partial f(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta}(n))}{\partial \theta_j(n)} = \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \theta_j(n)}, \quad (N \times m) \quad \dots (9)$$

(8) のパラメータの反復式は次式となる。

$$\boldsymbol{\theta}(n+1) = \boldsymbol{\theta}(n) - \mu [\mathbf{J}^T(n) \mathbf{J}(n)]^{-1} \mathbf{g}(n) \quad \dots (10)$$

近似ヘシアン行列 $\mathbf{J}^T(n) \mathbf{J}(n)$ は、非線形の実システムモデルでは正則性がいえず悪条件となることが多いので、正則化法や特異値分解法などの適用が不可欠となる。もう一つ、局所最小値にトラップされることも大きな問題である。この場合には、PSO (Particle Swarm Optimization)⁴⁾ や GA (Genetic Algorithm)⁵⁾ などの大域的な手法を適用し、近傍で上の最適化法を採用するのがよい。

(4) データベースモデリング

非線形入出力関係が前述のようなパラメトリックな表現ができない場合には、最近ローカルモデリング⁶⁾ やジャストインタイムモデリング⁷⁾ といった入手データにより学習していくモデル生成法が提案されており、これまでの Look-up Table (LUT) 方式を改善するものと期待されている。いま、未知の $y_k = f(\mathbf{x}_k)$, $k = 1, \dots, N$ について考える。 \mathbf{x}_k は m 次元入力ベクトル、出力 y_k はスカラーとする。図4に図示したように (\mathbf{x}_k が1次元のとき)、多数の入出力データのプロットが得られたとき、問合せ点の入力 x_n に対する出力予測値 \hat{y}_n を与える問題を考えよう。このとき大域的な非線形関数を同定するよりも、(1) x_n の適切な近傍を定め、(2) その近傍内で既に得られているデータセットからその近傍において最もフィットする線形 (または非線形) のローカルモデルを求める、という2つのステップからなるアプローチが最近各所でその有効性が認められつつある⁸⁾。ニューラルネットワークよりも少ないデータ数で精度のよい予測や制御が可能であることが明らかになり、得られるデータの重みを変えるなど様々な改良が考えられており、LUT方式の学習方法とのリンクも期待されている。

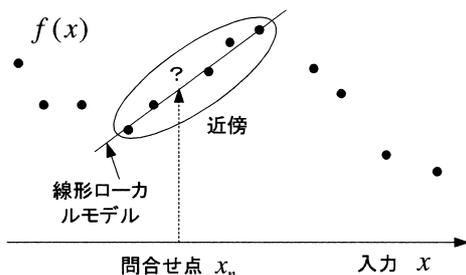


図4 ローカルモデリング

一方、ローカルモデリングへの方向とともに、入力変数の次元が極めて大きい非線形モデルの回帰予測では、大域的モデルを少ないデータ数で求める新しい学習法として、サポートベクトルマシン法 (SVM) や非線形回帰 (SVR) が期待されている^{9,10)}。入出力データにより、入出力関係を

$$y_k = f(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta}) = \sum_{j=1}^N \alpha_j K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_j) + b_k$$

のようにモデル化し、出力予測を行う方法である。 $\alpha_j \neq 0$ に対応する \mathbf{x}_j をサポートベクトルと呼び、獲得した入出力データの中から選ばれる。Vapnikにより提案されたこの方法はモデルの複雑さを統計的な学習理論の立場から追求したものであり、カーネル $K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_j)$ を導入することにより特徴空間の次元を大幅に低減できる特徴をもつ。また $\{\alpha_j\}$ や b_k は大域的な2次元計画問題の解として与えられる。またカーネルの選択は重要な課題ではあるが、よく利用されるカーネル

$$K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_j) = \exp(-\beta_j \|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_j\|^2)$$

は、NNで利用される次の基底関数に類似している。

$$RBF(\mathbf{x}_k, \mathbf{c}_k) = \exp(-\beta_k \|\mathbf{x}_k - \mathbf{c}_k\|^2)$$

しかしSVRの場合、RBFの中心がサポートデータベクトルで大域的に決まるなどNNにはない興味ある性質を持っており、多入力非線形系の出力予測への適用が期待されている。

3 閉ループ同定とフィードバックチューニング

与えられた制御対象モデルに基づいて制御器を設計する方法として、評価規範のタイプに応じてこれまで多くの手法が提案されてきた。図5の制御対象と制御器をそれぞれ

$$G(z, \theta) = \frac{B(z)}{A(z)} = \frac{b_{\tau r} z^{-\tau r} + \dots + b_{nb} z^{-nb}}{1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{na} z^{-na}} \quad \dots (11)$$

$$F(z, \theta_f) = \frac{D(z)}{C(z)} = \frac{d_0 + d_1 z^{-1} + \dots + d_{nd} z^{-nd}}{1 + c_1 z^{-1} + \dots + c_{nc} z^{-nc}} \quad \dots (12)$$

とおく。ここで、 $z = e^{sT}$, $\tau_T \geq 1$ は制御対象のむだ時間である。閉ループ同定には、大別すると直接法と間接法がある。直接法は、制御対象の入出力信号 $\{u_k\}$, $\{y_k\}$ のみを利用して

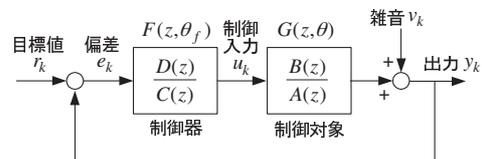


図5 閉ループ同定の構造

あたかも開ループ同定のようにして $G(z, \theta)$ を同定する方法である。特に目標値が一定値のような状況下でも式誤差法に基づく方法により制御対象が同定できるためには、

$$n_c > n_b - \tau_T, \text{ または } n_d > n_a - \tau_T \dots\dots\dots(13)$$

の条件が必要である。この条件はコントローラの次数が制御対象の次数よりも大きいことを要求しており、PI制御など簡単な制御器ではこの可同定性条件は満たされない。これを解決する一つに制御入力よりも出力を高いサンプリングレートでサンプルしたデータを用いる方法が有効である^{11, 12)}。

一方、間接法では、目標値 r_k を u_k, y_k とともに利用する方法であり、(1) r_k から y_k までの閉ループ伝達特性 $T_{yr}(z)$ を同定した後で、制御対象のモデルを計算により求める方法、(2) 既約分解表現に基づく方法、(3) 制御対象のパラメータで表現した閉ループモデルに予測誤差法 (PEM) を適用する方法などがある。ここでは、(3) について述べる。

目標値 r_k からプラント出力 y_k までの閉ループ伝達関数モデル $T_{yr}(z)$ は、

$$T_{yr}(z, \theta) = G(z, \theta) F(z, \theta_f) [1 + F(z, \theta_f) G(z, \theta)]^{-1} \dots\dots\dots(14)$$

となるので、次の出力予測誤差

$$e_k(\theta) = y_k - T_{yr}(z, \theta) r_k$$

の二乗和を最小にする制御対象モデルのパラメータ θ を求めればよい。この問題も非線形最小化問題となる。

一方、閉ループ同定されたモデルに基づいて制御器を求めるのではなく、制御評価規範を最小にするフィードバック制御器を直接求める方法があり、Iterative Feedback Tuning と呼ばれている。この方法は制御対象を同定せずに制御評価規範を最小にする制御器パラメータ θ_f を閉ループ制御実験を繰り返して求めていく学習的な方法である¹³⁾。

4 アクティブ音場制御

音場制御には、騒音を人工音によりアクティブに消音する能動騒音制御と、所望の音場を再生する音場制御とがあるが、両者は理論的にはほぼ等価な問題と見なせる^{14, 15)}。本章では簡単のため、図6に示すような空気ダクトの能動騒音制御を取り上げる。ダクトの物理モデルを正確に記述することは難しくしかも温度など環境変化で消音効果が得られなくなるため、適応的なフィードフォワード制御手法が不可欠である。これにより、工場内、航空機内、車内、機器などの騒音を低減化することが実時間で可能となる。また、ヘッドホンなどの外部騒音を低減化する場合には固定フィードバック制御が有効であり実際にも利用されている。一方、音場再生は図7に図示したように、左側の源信号をそのまま聞き手の両耳で

再現するものである。時間遅延を導入することにより、制御器に非最小位相系の室内伝搬特性の逆系を構成することにより実現できる。またスピーカを3個利用した方法や周波数帯域ごとにスピーカを増やす方法なども提案されている。

4.1 適応フィードフォワード型能動騒音制御の構造

図6に示すように、 $s(k)$ は主音源からの騒音であり、参照マイクロフォンにより事前に検出する。検出された信号 $r(k)$ は、適応フィードフォワード制御器 $\hat{C}(z, k)$ への入力となる。 $\hat{C}(z, k)$ の出力 $u(k)$ が、2次音源からの制御音となり、先回りして目標点でのキャンセリング誤差 $e_c(k)$ をゼロにすることが目的となる。能動騒音制御の構造は、図示した4つの伝播経路 $G_1(z) \sim G_4(z)$ により記述され、 $G_1(z)$ と $G_2(z)$ を1次経路、 $G_3(z)$ と $G_4(z)$ を2次経路と呼ぶ。図8の空気ダクトの場合を参照されたい。

簡単な計算より測定可能な信号間には次式が成り立つ。

$$e_c(k) = \bar{G}_1(z) r(k) - \bar{G}_4(z) u(k) \dots\dots\dots(15)$$

$$\bar{G}_1(z) \equiv G_1(z) / G_2(z) \dots\dots\dots(16)$$

$$\bar{G}_4(z) \equiv G_4(z) + G_1(z) G_3(z) / G_2(z) \dots\dots\dots(17)$$

ここで、経路の不確かさや変動に対処するために制御器 $C(z)$ を適応フィルタ $\hat{C}(z, k)$ で構成し、2次制御音 $u(k)$ を

$$u(k) = \hat{C}(z, k) r(k) = \hat{\theta}^T(k) \varphi(k) \dots\dots\dots(18)$$

により生成する。 $\hat{\theta}(k) = [\hat{\theta}_1(k), \dots, \hat{\theta}_m(k)]^T$ はFIRフィルタの係数ベクトル、 $\varphi(k) = [r(k-1), \dots, r(k-m)]^T$ は過

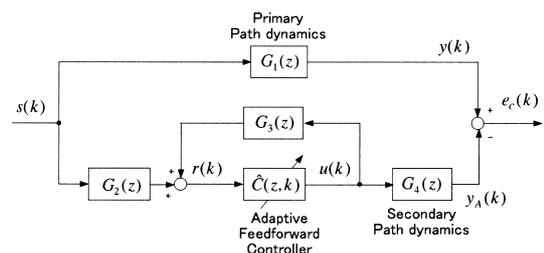


図6 適応フィードフォワード型能動騒音制御の概念図

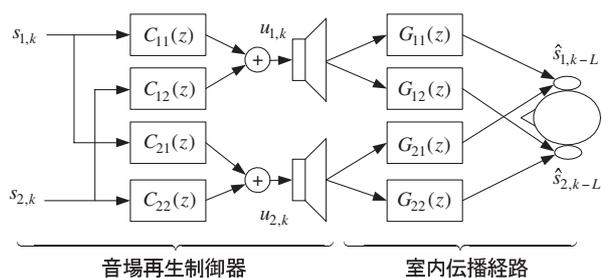


図7 音場再生制御

去の観測信号 $\{r(k)\}$ を並べた回帰ベクトルである。(15) ~ (17) より、 $e_c(k)$ は次式で表せる。

$$e_c(k) = \bar{G}_4(z) \left(\frac{\bar{G}_1(z)}{\bar{G}_4(z)} - \hat{C}(z, k) \right) r(k) \dots\dots\dots (19)$$

$$= \bar{G}_4(z) [(\theta^* - \hat{\theta}(k))^T \varphi(k)] \dots\dots\dots (20)$$

ここで、 θ^* は $\hat{\theta}(k)$ の真値であり、 $\hat{\theta}(k)$ は $e_c(k)$ をゼロにするよう拡張誤差型の Filtered- x 型適応アルゴリズムにより調整できる¹⁶⁾。

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + \mu \frac{\gamma \psi(k) \eta(k)}{1 + \gamma \psi^T(k) \psi(k)}$$

$$\psi(k) = \bar{G}_4(z) \varphi(k)$$

$$\eta(k) = e_c(k) + \bar{G}_4(z) u(k) - \hat{\theta}^T(k) \psi(k) \dots\dots\dots (21)$$

しかし、経路特性 $\bar{G}_4(z)$ は一般には未知なので、これを同定する必要があり、PE 性を確保するために制御音 $u(k)$ に白色性の騒音をディザーとして付加するなど多くの同定法が試みられてきたが、計算の複雑さから実装に至っていない。

4.2 完全適応能動騒音制御の実現

多くの研究者がこの問題を2次経路の同定問題と捉えてきたが、これは妥当かどうかを考える必要がある。まえがきでも述べたように、この問題はキャンセリング誤差 $e_c(k)$ をゼロにすることが目的であり、同定問題と捉えるとPE性の確保など計算も複雑化してしまうのである。単に出力誤差のみをゼロにする適応フィルタ問題として取り扱えば計算も簡単になり、PE性も不要となるのである。以下にはその基本的な考え方を述べよう。

この実現方法を示したのが図8である。(19) のキャンセリング誤差信号 $e_c(k)$ の外に、次の仮想的な誤差 $e_1(k)$ および $e_2(k)$ を導入する点に工夫がある¹⁷⁾。

$$e_1(k) = e_c(k) + \hat{K}(z, k) u(k) - \hat{D}(z, k) r(k) \dots\dots\dots (22)$$

$$e_2(k) = \hat{D}(z, k) r(k) - \hat{C}(z, k) x(k) \dots\dots\dots (23)$$

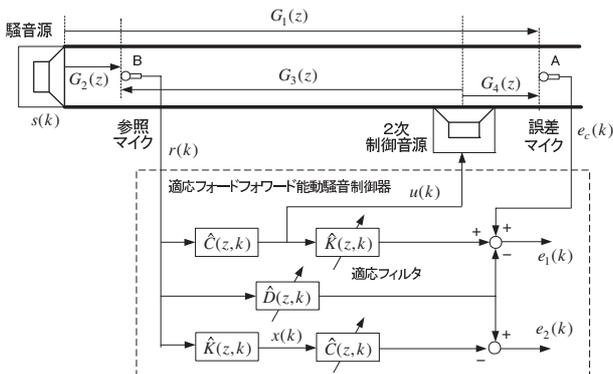


図8 直接法による完全適応能動騒音制御アルゴリズム

ここで、制御音 $u(k)$ および補助信号 $x(k)$ は以下のように計算される。

$$u(k) = \hat{C}(z, k) r(k), \quad x(k) = \hat{K}(z, k) r(k) \dots\dots\dots (24)$$

以上より、3つのFIR型適応フィルタ $\hat{K}(z, k)$ 、 $\hat{D}(z, k)$ 、 $\hat{C}(z, k)$ を更新する制御器構造である。図8より、2つの和

$$\begin{aligned} e_1(k) + e_2(k) &= [e_c(k) + \hat{K}(z, k) u(k) - \hat{D}(z, k) r(k)] \\ &+ [\hat{D}(z, k) r(k) - \hat{C}(z, k) x(k)] \\ &= e_c(k) + \hat{K}(z, k) \hat{C}(z, k) r(k) - \hat{C}(z, k) \hat{K}(z, k) r(k) \dots\dots\dots (25) \end{aligned}$$

を考える。もし $e_1(k)$ および $e_2(k)$ がゼロへ収束し ($k \rightarrow \infty$)、かつ $\hat{C}(z, k)$ および $\hat{K}(z, k)$ のFIRパラメータがある一定値に収束したならば、(25) 式右辺の第2項と第3項はキャンセルし、 $e_1(k) + e_2(k) = e_c(k)$ の関係より、目標点での誤差 $e_c(k)$ をゼロにできることがわかる。従来の方と異なり、直接 $e_c(k)$ を利用するのではなく、仮想誤差 $e_1(k)$ および $e_2(k)$ をゼロにするという考え方であり、2次経路を同定することなく目的を達成している点に特徴がある。従って、通常の適応フィルタのアルゴリズムが利用でき、(18) のように係数ベクトルと回帰ベクトルを利用して、次式のように表せる。

$$\hat{\theta}_D(k+1) = \hat{\theta}_D(k) + \gamma_D \xi(k) \varepsilon_1(k) \dots\dots\dots (26)$$

$$\hat{\theta}_K(k+1) = \hat{\theta}_K(k) - \gamma_K \zeta(k) \varepsilon_1(k) \dots\dots\dots (27)$$

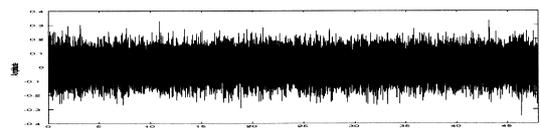
$$\hat{\theta}_C(k+1) = \hat{\theta}_C(k) + \gamma_C \varphi(k) \varepsilon_2(k) \dots\dots\dots (28)$$

$$\varepsilon_1(k) = \frac{e_1(k)}{1 + \gamma_D \xi^T(k) \xi(k) + \gamma_K \zeta^T(k) \zeta(k)}$$

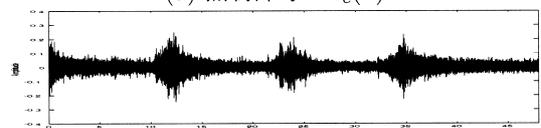
$$\varepsilon_2(k) = \frac{e_2(k)}{1 + \gamma_C \varphi^T(k) \varphi(k)}$$

4.3 エアダクトの騒音制御実験

図8に示す空気ダクトの出口の騒音を低減化する実験にお



(a) 無制御時の $e_c(k)$



(b) 完全適応制御 (直接法) による $e_c(k)$

図9 2次経路の同定を必要としない騒音制御結果

いて、サンプリング周波数は1kHzに設定、主騒音 $s(k)$ は白色雑音を通過帯域400Hzの低域通過フィルタに通した信号を利用した。2次経路の変動を模擬するために、誤差マイクロフォンの位置Aを前後に3回移動させた(実際は複数の誤差マイクロホンを切り替えた)。制御結果を図に示したが、(21)のような2次経路の変動を考慮しない従来の各種のFiltered-xアルゴリズム^{14, 15)}では2次経路の変化に対応できず不安定となるが、本手法では(b)に示すように安定に動作することが確認された。

5 むすび

システム同定は、単に開ループモデルを同定する問題だけではなく、制御対象を含むフィードバック制御系の高性能仕様を実現するには不可欠なステップであり、また適応信号処理など近接する広い異分野とも深い関わりをもっていることを述べた。システム同定は物理モデル、データベースモデルなど非線形モデリングの手法としても展開されつつある。また、最後に適応音場制御との関係など最新のトピックスにも触れた。

参考文献

- 1) 中溝高好：信号解析とシステム同定，コロナ社，(1988)
- 2) 片山徹：システム同定入門，朝倉書店，(1994)
- 3) 足立修一：ユーザのためのシステム同定理論，計測自動制御学会，(1993)
- 4) J.Kennedy and R.Eberhart：Parameter selection in particle swarm optimization，Proc. IEEE Int. Conf. Neural Network (ICNN98)，1942，Australia，(1998)
- 5) 遺伝的アルゴリズム(1)～(4)，北野宏明編，産業図書，(1993～2000)
- 6) G.Bontempi，M.Birattari and H.Bersini：Lazy learning for local modeling and control design，Int. J. Control，72 (1999) 7/8，643.
- 7) A.Stenman，F.Gustafsson and L.Ljung：Just-in-time models for dynamical systems，Proc. IEEE Int. Conf. Decision and Control，1115，Japan，(1966)
- 8) Q.Zheng and H.Kimura：Just-in-time modeling for function prediction and its applications，Asian J. Control，3 (2001) 1，35.
- 9) V.N.Vapnik：Statistical Learning Theory：John-Wiley & Sons，(1998)
- 10) N.Cristianini and J.S. Taylor：An Introduction to Support Vector Machines，Cambridge Univ. Press，(2000)
- 11) 孫連明，三宅泰弘，大森浩充，佐野昭：直接法による閉ループ系の同定と磁気浮上系への応用，計測自動制御学会論文集，36 (2000) 4，348.
- 12) 佐野昭，孫連明：出力オーバーサンプリングとモデリング，計測と制御，40 (2001) 11，795.
- 13) Hjammerson：Feedback iterative tuning，IEEE Control Systems Magazine，18 (1998) 4，26.
- 14) S. J. Elliot and P. A. Nelson：Active Noise Control，Academic Press，(1993)
- 15) S. M. Kuo and D. R. Morgan：Active Noise Control Systems，John Wiley and Sons，(1996)
- 16) F. Jiang，H. Tsuji，H. Ohmori and A. Sano，Adaptation for active noise control，IEEE Control Systems Magazine，17 (1997) 6，36.
- 17) 河野敏和，太田悠介，佐野昭，2次経路の間接同定を必要としない能動騒音制御アルゴリズム，電子情報通信学会論文誌，86-A (2003) 1，9.

(2003年6月30日受付)