

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第5196653号

(P5196653)

(45) 発行日 平成25年5月15日(2013.5.15)

(24) 登録日 平成25年2月15日(2013.2.15)

(51) Int.Cl. F I
H03H 21/00 (2006.01) H03H 21/00
H04B 3/23 (2006.01) H04B 3/23

請求項の数 9 (全 34 頁)

(21) 出願番号	特願2008-510975 (P2008-510975)	(73) 特許権者	504165591
(86) (22) 出願日	平成19年4月12日 (2007.4.12)		国立大学法人岩手大学
(86) 国際出願番号	PCT/JP2007/058033		岩手県盛岡市上田三丁目18番8号
(87) 国際公開番号	W02007/119766	(74) 代理人	100107010
(87) 国際公開日	平成19年10月25日 (2007.10.25)		弁理士 橋爪 健
審査請求日	平成22年4月6日 (2010.4.6)	(72) 発明者	西山 清
(31) 優先権主張番号	特願2006-111607 (P2006-111607)		020-8550 日本国岩手県盛岡市上
(32) 優先日	平成18年4月14日 (2006.4.14)		田三丁目18番8号 国立大学法人岩手大
(33) 優先権主張国	日本国 (JP)		学内
		審査官	白井 孝治
		(58) 調査した分野 (Int.Cl., DB名)	
			H03H21/00
			H04B 3/20~ 3/23
			G05B13/00~13/04

(54) 【発明の名称】 システム同定方法及びプログラム及び記憶媒体、システム同定装置

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

時不変又は時変システムの高速実時間同定を行うシステム同定装置において、
 評価基準として、外乱からフィルタ誤差への最大エネルギーゲインを、予め与えられた
 上限値 γ_f^{-2} より小さく抑えるように定めることにより、外乱に対して頑健なフィルタを
 備え、

前記フィルタは、

次式(11)～(13)のような状態空間モデルに対して、次式(14)のような H_∞
 評価基準を満たし、

入力信号が M ($\leq N$) 次のARモデル (autoregressive model) で表されるとき、次式(38)～式(44)で与えられ、

次式(45)、(46)のスカラー存在条件を満たすこと
 を特徴とする前記システム同定装置。

【数 1】

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_k, \quad \mathbf{w}_k, \mathbf{x}_k \in \mathcal{R}^N \quad (11)$$

$$y_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + v_k, \quad y_k, v_k \in \mathcal{R} \quad (12)$$

$$z_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k, \quad z_k \in \mathcal{R}, \mathbf{H}_k \in \mathcal{R}^{1 \times N} \quad (13)$$

に対して

$$\sup_{x_0, \{w_i\}, \{v_i\}} \frac{\sum_{i=0}^k \|e_{f,i}\|^2 / \rho}{\|\mathbf{x}_0 - \tilde{\mathbf{x}}_0\|_{\Sigma_0^{-1}}^2 + \sum_{i=0}^k \|\mathbf{w}_i\|^2 + \sum_{i=0}^k \|v_i\|^2 / \rho} < \gamma_f^2 \quad (14)$$

【数 2】

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{K}_{s,k} (y_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) \quad (38)$$

$$\mathbf{K}_{s,k} = \frac{\mathbf{K}_k(:, 1)}{1 + \gamma_f^{-2} \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k(:, 1)} \in \mathcal{R}^{N \times 1}$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{m}_k - \mathbf{D}_k \boldsymbol{\mu}_k, \quad \mathbf{D}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-M} \\ \mathbf{D}_k^M \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$\mathbf{D}_k^M = \frac{\mathbf{D}_{k-1}^M - \mathbf{m}_k(N-M+1:N, :) \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}{1 - \boldsymbol{\mu}_k \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}} \quad (40)$$

$$\boldsymbol{\eta}_{M,k} = \mathbf{c}_{k-N} + \mathbf{C}_k^M \mathbf{D}_{k-1}^M \quad (41)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{m}_k \\ \boldsymbol{\mu}_k \end{bmatrix} = \check{\mathbf{K}}_k^N, \quad \mathbf{m}_k \in \mathcal{R}^{N \times 2}, \quad \boldsymbol{\mu}_k \in \mathcal{R}^{1 \times 2} \quad (42)$$

$$\check{\mathbf{K}}_k^N = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} \end{bmatrix} + \mathbf{G}_k^N, \quad \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} = \mathbf{K}_{k-N+M-1}(1:M, :) \quad (43)$$

$$\begin{aligned} S_{M,k} &= \rho S_{M,k-1} + \mathbf{e}_{M,k}^T \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \mathbf{e}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_k^M \\ \mathbf{A}_k^M &= \mathbf{A}_{k-1}^M - \mathbf{K}_{k-1}(1:M, :) \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \tilde{\mathbf{e}}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_{k-1}^M \end{aligned} \quad (44)$$

ここで、 $\mathbf{G}_k^N$ は次のように更新される。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{G}_k^N \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \mathbf{G}_{k-1}^N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \end{bmatrix} \\ &\quad - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \\ \mathbf{A}_{k-N+M-1}^M \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (45)$$

ただし、 $\mathbf{C}_k^M = \mathbf{C}_k(:, N-M+1:N)$ 、 $\mathbf{C}_{k-1}^M = \mathbf{C}_{k-1}(:, 1:M)$ 、 $\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix}$ 、 $\mathbf{W} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -\gamma_f^{-2} \end{bmatrix}$$

$\mathbf{e}_{f,i} = \mathbf{z}_{i|i}^v - \mathbf{H}_{i|i} \mathbf{x}_{i|i}$ 、 $\mathbf{z}_{i|i}^v = \mathbf{H}_{i|i} \mathbf{x}_{i|i}^{\wedge}$ 、 $\mathbf{c}_k \in \mathcal{R}^{2 \times 1}$ は $\mathbf{C}_k = [\mathbf{c}_k, \dots, \mathbf{c}_{k-N+1}]$ の第一列ベクトルであり、 $\mathbf{c}_{k-i} = \mathbf{0}_{2 \times 1}$ 、 $k-i < 0$ とし、初期値は $\mathbf{K}_0 = \mathbf{0}_{N \times 2}$ 、 $\mathbf{G}_0^N = \mathbf{0}_{(N+1) \times 2}$ 、 $\mathbf{A}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $S_{M,0} = 1 / \varepsilon_0$ 、 $\mathbf{D}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $\mathbf{x}_{0|0}^{\wedge} = \mathbf{x}_0^v = \mathbf{0}_{N \times 1}$ と設定した。ここで、 $\mathbf{0}_{m \times n}$ とは $m \times n$ 零行列を表す。）

【数 3】

$$-\varrho \hat{\Xi}_i + \rho \gamma_f^2 > 0, \quad i = 0, \dots, k \quad (45)$$

ここで、 $\varrho, \hat{\Xi}_i$ はそれぞれ次式で定義される。

$$\varrho = 1 - \gamma_f^2, \quad \hat{\Xi}_i = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}}{1 - \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}} = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)}{1 - (1 - \gamma_f^{-2}) \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)} \quad (46)$$

ただし、

$\mathbf{x}_k$: 状態ベクトルまたは単に状態；未知、これが推定の対象となる。

$\mathbf{x}_0$: 初期状態；未知である。

$\mathbf{w}_k$: システム雑音；未知である。

$\mathbf{v}_k$: 観測雑音；未知である。

$\mathbf{y}_k$: 観測信号；フィルタの入力となり、既知である。

$\mathbf{z}_k$: 出力信号；未知である。

$\mathbf{G}_k$: 駆動行列；実行時に既知となる。

$\mathbf{H}_k$: 観測行列；既知である。

$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$: 観測信号 $\mathbf{y}_0 \sim \mathbf{y}_k$ までを用いた時刻 k の状態 $\mathbf{x}_k$ の推定値；フィルタ方程式によって与えられる。

$\mathbf{K}_{s,k}$: フィルタゲイン；ゲイン行列 $\mathbf{K}_k$ から得られる。

ρ : 忘却係数；定理 1 ～ 定理 3 の場合、 γ_f が決まれば $\rho = 1 - \chi(\gamma_f)$ より自動的に決定される。

Σ_0^{-1} : 状態の不確定性を表す重み行列の逆行列； Σ_0 は既知である。

N : 状態ベクトルの次元（タップ数）；事前に与えられる。

M : AR モデルの次数；事前に与えられる。

μ_k : $\mathbf{K}_k^U$ の $N+1$ 番目の行ベクトル； $\mathbf{K}_k^U$ より得られる。

$\mathbf{m}_k$: $\mathbf{K}_k^U$ の第 1 ～ 第 N 行からなる $N \times 2$ 行列； $\mathbf{K}_k^U$ より得られる。

γ_f : アッテネーションレベル；設計の際に与えられる。

$\mathbf{D}_k^M$: 後方予測係数ベクトル； $\mathbf{m}_k, \eta_{M,k}, \mu_k$ から得られる。

$\mathbf{W}$: 重み行列； γ_f より決まる。

$\mathbf{A}_k^M$: 前方予測係数ベクトル； $\mathbf{K}_{k-1}$ と $\mathbf{e}_{M,k}$ より得られる。

$\mathbf{C}_k^M$: $\mathbf{C}_k$ の 1 ～ M 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列；観測行列 $\mathbf{H}_k$ から決まる。

$\underline{\mathbf{C}}_k^M$: $\mathbf{C}_k$ の $N-M+1 \sim N$ 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列；観測行列 $\mathbf{H}_k$ から決まる。

【請求項 2】

前記フィルタの処理部は、入力信号が M ($\leq N$) 次の AR モデル (autoregressive model) で表わされると仮定し、 $M \times 2$ ゲイン行列から

$(N+1) \times 2$ 補助ゲイン行列 $\mathbf{K}_k^U = \mathbf{Q}_k^U - 1 \mathbf{C}_k^U$ を最適に生成することを特徴とする請求項 1 に記載のシステム同定装置。

(ここで、 $\mathbf{Q}_k^U$ は

【数 4】

$$\check{\mathbf{Q}}_k = \rho \check{\mathbf{Q}}_{k-1} + \check{\mathbf{C}}_k^T \mathbf{W} \check{\mathbf{C}}_k \quad (32)$$

と表され、 $\mathbf{C}_k^U = [\mathbf{C}_k \mathbf{c}_{k-N}] = [\mathbf{c}_k \mathbf{C}_{k-1}]$ である。)

【数 5】

$$\text{ただし、} \mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix}, \quad \mathbf{W} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -\gamma_f^{-2} \end{bmatrix}$$

【請求項 3】

前記フィルタの処理部は、数値的安定化のため、後方予測誤差 η_k の代わりに、次式 $\eta_{\sim k}$ を採用することを特徴とする請求項 1 に記載のシステム同定装置。

【数 6】

$$\hat{\eta}_k = \eta_k + \beta(\eta_k - \rho^{-N} S_k \mu_k^T) \quad (47)$$

ただし、 β ：コントロールパラメータ

【請求項 4】

前記フィルタの処理部は、記憶部から再帰式の初期状態を読み出し、又は、初期状態を入力部から入力し、定めるステップと、

前記処理部は、入力 u_k を入力部から入力し又は記憶部から読み出し、 C^U_k 、 K^U_k ($1:M$, $:$) を設定するステップと、

前記処理部は、変数 $e_{M,k}$ 、 A_k^M 、 $S_{M,k}$ 、 K_k ($1:M$, $:$) を式 (43) により再帰的に決定するステップと、 10

前記処理部は、行列 G_k^N を式 (44) により更新し、補助ゲイン行列 $K^U_k^N$ を式 (42) のように計算するステップと、

前記処理部は、補助ゲイン行列 $K^U_k^N$ を式 (41) により分割するステップと、

前記処理部は、変数 D_k^M 及び後方予測誤差 $\eta_{M,k}$ を式 (40) により計算するステップと、

前記処理部は、ゲイン行列 K_k を式 (39) により計算するステップと、

前記処理部は、式 (38) により高速 H_∞ フィルタのフィルタ方程式を更新するステップと、

前記処理部は、時刻 k を進ませて、各前記ステップを繰り返すステップと、 20
を含むことを特徴とする請求項 2 に記載のシステム同定装置。

【請求項 5】

前記フィルタの処理部は、前記式 (44) により計算するステップにおいて、変数 $e_{M,k-N+M-1}$ 、 $A_{k-N+M-1}^M$ 、 $S_{M,k-N+M-1}$ 、及び、 $K^U_{k-N+M-1}^{M-1}$ ($=K_{k-N+M-1}^M = K_{k-N+M-1}$ ($1:M$, $:$)) を、次のいずれかによって求めることを特徴とする請求項 1 に記載のシステム同定装置。

1) 各ステップで求めた変数の値を $N-M$ ステップの間メモリ上に保持すること

2) 各ステップごとに時刻 $t_{k-N+M-1}$ の変数の値も再度計算すること

【請求項 6】

前記フィルタを適用し、状態推定値 $\hat{x}_{k|k}$ を求め、 30

擬似エコー $\hat{d}_k$ を次式のように推定し、これをエコーから差し引くことにより、エコーをキャンセルすることを特徴とする請求項 1 に記載のシステム同定装置。

【数 7】

$$\hat{d}_k = \sum_{i=0}^{N-1} \hat{h}_i[k] u_{k-i}, \quad k=0,1,2,\dots \quad (49)$$

ここで、

$\hat{x}_{k|k} = [\hat{h}_0[k], \dots, \hat{h}_{N-1}[k]]^T$ 、

u_k 、 y_k はそれぞれ時刻 t_k ($=kT$; T は標本化周期) における受信信号とエコーの観測値、 40

v_k は時刻 t_k における平均値 0 の回線雑音、

N はタップ数 (既知) とする。

【請求項 7】

評価基準として、外乱からフィルタ誤差への最大エネルギーゲインを予め与えられた上限値 γ_f^{-2} より小さく抑えるように定めることにより、外乱に対して頑健なフィルタを用いた、時不変又は時変システムの高速実時間同定を行うシステム同定方法において、

前記フィルタは、

次式 (11) ~ (13) のような状態空間モデルに対して、次式 (14) のような H_∞ 評価基準を満たし、

入力信号が M ($\leq N$) 次の AR モデル (autoregressive model) 50

で表されるとき、次式(38)～式(44)で与えられ、

次式(45)、(46)のスカラー存在条件を満たすことを特徴とする前記システム同定方法。

【数8】

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_k, \quad \mathbf{w}_k, \mathbf{x}_k \in \mathcal{R}^N \quad (11)$$

$$y_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + v_k, \quad y_k, v_k \in \mathcal{R} \quad (12)$$

$$z_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k, \quad z_k \in \mathcal{R}, \quad \mathbf{H}_k \in \mathcal{R}^{1 \times N} \quad (13)$$

に対して

$$\sup_{x_0, \{w_i\}, \{v_i\}} \frac{\sum_{i=0}^k \|e_{f,i}\|^2 / \rho}{\|\mathbf{x}_0 - \check{\mathbf{x}}_0\|_{\Sigma_0^{-1}}^2 + \sum_{i=0}^k \|\mathbf{w}_i\|^2 + \sum_{i=0}^k \|v_i\|^2 / \rho} < \gamma_f^2 \quad (14)$$

【数9】

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{K}_{s,k} (y_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) \quad (38)$$

$$\mathbf{K}_{s,k} = \frac{\mathbf{K}_k(:, 1)}{1 + \gamma_f^{-2} \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k(:, 1)} \in \mathcal{R}^{N \times 1}$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{m}_k - \mathbf{D}_k \boldsymbol{\mu}_k, \quad \mathbf{D}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-M} \\ \mathbf{D}_k^M \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$\mathbf{D}_k^M = \frac{\mathbf{D}_{k-1}^M - \mathbf{m}_k(N-M+1:N, :) \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}{1 - \boldsymbol{\mu}_k \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}$$

$$\boldsymbol{\eta}_{M,k} = \mathbf{c}_{k-N} + \underline{\mathbf{C}}_k^M \mathbf{D}_{k-1}^M \quad (40)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{m}_k \\ \boldsymbol{\mu}_k \end{bmatrix} = \check{\mathbf{K}}_k^N, \quad \mathbf{m}_k \in \mathcal{R}^{N \times 2}, \quad \boldsymbol{\mu}_k \in \mathcal{R}^{1 \times 2} \quad (41)$$

$$\check{\mathbf{K}}_k^N = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} \end{bmatrix} + \mathbf{G}_k^N, \quad \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} = \mathbf{K}_{k-N+M-1}(1:M, :) \quad (42)$$

$$\begin{aligned} S_{M,k} &= \rho S_{M,k-1} + \mathbf{e}_{M,k}^T \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \mathbf{e}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_k^M \\ \mathbf{A}_k^M &= \mathbf{A}_{k-1}^M - \mathbf{K}_{k-1}(1:M, :) \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \tilde{\mathbf{e}}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_{k-1}^M \end{aligned} \quad (43)$$

ここで、 $\mathbf{G}_k^N$ は次のように更新される。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{G}_k^N \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \mathbf{G}_{k-1}^N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \end{bmatrix} \\ &\quad - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \\ \mathbf{A}_{k-N+M-1}^M \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (44)$$

ただし、 $\underline{\mathbf{C}}_k^M = \mathbf{C}_k(:, N-M+1:N)$ 、 $\mathbf{C}_{k-1}^M = \mathbf{C}_{k-1}(:, 1:M)$ 、 $\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix}$ 、 $\mathbf{W} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -\gamma_f^{-2} \end{bmatrix}$$

$\mathbf{e}_{f,i} = z_{i|i} - \mathbf{H}_i \mathbf{x}_{i|i}$ 、 $z_{i|i} = \mathbf{H}_i \mathbf{x}_{i|i}^{\wedge}$ 、 $\mathbf{c}_k \in \mathcal{R}^{2 \times 1}$ は $\mathbf{C}_k = [\mathbf{c}_k, \dots, \mathbf{c}_{k-N+1}]$ の第一列ベクトルであり、 $\mathbf{c}_{k-i} = \mathbf{0}_{2 \times 1}$ 、 $k-i < 0$ とし、初期値は $\mathbf{K}_0 = \mathbf{0}_{N \times 2}$ 、 $\mathbf{G}_0^N = \mathbf{0}_{(N+1) \times 2}$

10

20

30

40

50

2、 $A_0^M = 0_{M \times 1}$ 、 $S_{M,0} = 1/\varepsilon_0$ 、 $D_0^M = 0_{M \times 1}$ 、 $x^{\wedge}_{0|0} = x^v_0 = 0_{N \times 1}$ と設定した。ここで、 $0_{m \times n}$ とは $m \times n$ 零行列を表す。)

【数 10】

$$-\varrho \hat{\Xi}_i + \rho \gamma_f^2 > 0, \quad i = 0, \dots, k \quad (45)$$

ここで、 $\varrho, \hat{\Xi}_i$ はそれぞれ次式で定義される。

$$\varrho = 1 - \gamma_f^2, \quad \hat{\Xi}_i = \frac{\rho H_i K_{s,i}}{1 - H_i K_{s,i}} = \frac{\rho H_i K_i(:,1)}{1 - (1 - \gamma_f^2) H_i K_i(:,1)} \quad (46)$$

ただし、

x_k ：状態ベクトルまたは単に状態；未知、これが推定の対象となる。

x_0 ：初期状態；未知である。

w_k ：システム雑音；未知である。

v_k ：観測雑音；未知である。

y_k ：観測信号；フィルタの入力となり、既知である。

z_k ：出力信号；未知である。

G_k ：駆動行列；実行時に既知となる。

H_k ：観測行列；既知である。

$x^{\wedge}_{k|k}$ ：観測信号 $y_0 \sim y_k$ までを用いた時刻 k の状態 x_k の推定値；フィルタ方程式によって与えられる。

$K_{s,k}$ ：フィルタゲイン；ゲイン行列 K_k から得られる。

ρ ：忘却係数；定理 1～定理 3 の場合、 γ_f が決まれば $\rho = 1 - \chi(\gamma_f)$ より自動的に決定される。

Σ_0^{-1} ：状態の不確定性を表す重み行列の逆行列； Σ_0 は既知である。

N ：状態ベクトルの次元（タップ数）；事前に与えられる。

M ：ARモデルの次数；事前に与えられる。

μ_k ： K^U_k の $N+1$ 番目の行ベクトル； K^U_k より得られる。

m_k ： K^U_k の第 1～第 N 行からなる $N \times 2$ 行列； K^U_k より得られる。

γ_f ：アッテネーションレベル；設計の際に与えられる。

D_k^M ：後方予測係数ベクトル； $m_k, \eta_{M,k}, \mu_k$ から得られる。

W ：重み行列； γ_f より決まる。

A_k^M ：前方予測係数ベクトル； K_{k-1} と $e_{M,k}$ より得られる。

C_k^M ： C_k の 1～ M 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列；観測行列 H_k から決まる。

$\underline{C}_k^M$ ： C_k の $N-M+1 \sim N$ 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列；観測行列 H_k から決まる。

【請求項 8】

評価基準として、外乱からフィルタ誤差への最大エネルギーゲインを予め与えられた上限値 γ_f^2 より小さく抑えるように定めることにより、外乱に対して頑健なフィルタを用いた、時不変又は時変システムの高速度時間同定をコンピュータに実行させるためのシステム同定プログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体において、

前記フィルタは、

次式 (11)～(13) のような状態空間モデルに対して、次式 (14) のような H_∞ 評価基準を満たし、

入力信号が M ($\leq N$) 次の ARモデル (autoregressive model) で表されるとき、次式 (38)～式 (44) で与えられ、

次式 (45)、(46) のスカラー存在条件を満たすことを特徴とする前記システム同定プログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体。

10

20

30

40

【数 1 1】

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_k, \quad \mathbf{w}_k, \mathbf{x}_k \in \mathcal{R}^N \quad (11)$$

$$y_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + v_k, \quad y_k, v_k \in \mathcal{R} \quad (12)$$

$$z_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k, \quad z_k \in \mathcal{R}, \mathbf{H}_k \in \mathcal{R}^{1 \times N} \quad (13)$$

に対して

$$\sup_{x_0, \{w_i\}, \{v_i\}} \frac{\sum_{i=0}^k \|e_{f,i}\|^2 / \rho}{\|\mathbf{x}_0 - \tilde{\mathbf{x}}_0\|_{\Sigma_0^{-1}}^2 + \sum_{i=0}^k \|\mathbf{w}_i\|^2 + \sum_{i=0}^k \|v_i\|^2 / \rho} < \gamma_f^2 \quad (14)$$

【数 1 2】

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{K}_{s,k} (y_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) \quad (38)$$

$$\mathbf{K}_{s,k} = \frac{\mathbf{K}_k(:, 1)}{1 + \gamma_f^{-2} \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k(:, 1)} \in \mathcal{R}^{N \times 1}$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{m}_k - \mathbf{D}_k \boldsymbol{\mu}_k, \quad \mathbf{D}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-M} \\ \mathbf{D}_k^M \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$\mathbf{D}_k^M = \frac{\mathbf{D}_{k-1}^M - \mathbf{m}_k(N-M+1:N, :) \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}{1 - \boldsymbol{\mu}_k \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}} \quad (40)$$

$$\boldsymbol{\eta}_{M,k} = \mathbf{c}_{k-N} + \mathbf{C}_k^M \mathbf{D}_{k-1}^M \quad (41)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{m}_k \\ \boldsymbol{\mu}_k \end{bmatrix} = \check{\mathbf{K}}_k^N, \quad \mathbf{m}_k \in \mathcal{R}^{N \times 2}, \quad \boldsymbol{\mu}_k \in \mathcal{R}^{1 \times 2} \quad (42)$$

$$\check{\mathbf{K}}_k^N = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} \end{bmatrix} + \mathbf{G}_k^N, \quad \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} = \mathbf{K}_{k-N+M-1}(1:M, :) \quad (43)$$

$$\begin{aligned} S_{M,k} &= \rho S_{M,k-1} + \mathbf{e}_{M,k}^T \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \mathbf{e}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_k^M \\ \mathbf{A}_k^M &= \mathbf{A}_{k-1}^M - \mathbf{K}_{k-1}(1:M, :) \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \tilde{\mathbf{e}}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_{k-1}^M \end{aligned} \quad (44)$$

ここで、 $\mathbf{G}_k^N$ は次のように更新される。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{G}_k^N \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \mathbf{G}_{k-1}^N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \end{bmatrix} \\ &\quad - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \\ \mathbf{A}_{k-N+M-1}^M \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (45)$$

ただし、 $\mathbf{C}_k^M = \mathbf{C}_k(:, N-M+1:N)$ 、 $\mathbf{C}_{k-1}^M = \mathbf{C}_{k-1}(:, 1:M)$ 、 $\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix}$ 、 $\mathbf{W} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -\gamma_f^{-2} \end{bmatrix}$$

$\mathbf{e}_{f,i} = \mathbf{z}_{i|i}^v - \mathbf{H}_{i|i} \mathbf{x}_{i|i}^v$ 、 $\mathbf{z}_{i|i}^v = \mathbf{H}_{i|i} \mathbf{x}_{i|i}^v$
 $(\mathbf{c}_k \in \mathcal{R}^{2 \times 1})$ は $\mathbf{C}_k = [\mathbf{c}_k, \dots, \mathbf{c}_{k-N+1}]$ の第一列ベクトルであり、 $\mathbf{c}_{k-i} = \mathbf{0}_{2 \times 1}$ 、 $k-i < 0$ とし、初期値は $\mathbf{K}_0 = \mathbf{0}_{N \times 2}$ 、 $\mathbf{G}_0^N = \mathbf{0}_{(N+1) \times 2}$ 、 $\mathbf{A}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $S_{M,0} = 1 / \varepsilon_0$ 、 $\mathbf{D}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $\mathbf{x}_{0|0}^v = \mathbf{x}^v \mathbf{0} = \mathbf{0}_{N \times 1}$ と設定した。ここで、 $\mathbf{0}_{m \times n}$ とは $m \times n$ 零行列を表す。)

【数 1 3】

$$-\varrho \hat{\Xi}_i + \rho \gamma_f^2 > 0, \quad i = 0, \dots, k \quad (45)$$

ここで、 $\varrho, \hat{\Xi}_i$ はそれぞれ次式で定義される。

$$\varrho = 1 - \gamma_f^2, \quad \hat{\Xi}_i = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}}{1 - \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}} = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)}{1 - (1 - \gamma_f^{-2}) \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)} \quad (46)$$

ただし、

$\mathbf{x}_k$: 状態ベクトルまたは単に状態；未知、これが推定の対象となる。

$\mathbf{x}_0$: 初期状態；未知である。

$\mathbf{w}_k$: システム雑音；未知である。

$\mathbf{v}_k$: 観測雑音；未知である。

$\mathbf{y}_k$: 観測信号；フィルタの入力となり、既知である。

$\mathbf{z}_k$: 出力信号；未知である。

$\mathbf{G}_k$: 駆動行列；実行時に既知となる。

$\mathbf{H}_k$: 観測行列；既知である。

$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$: 観測信号 $\mathbf{y}_0 \sim \mathbf{y}_k$ までを用いた時刻 k の状態 $\mathbf{x}_k$ の推定値；フィルタ方程式によって与えられる。

$\mathbf{K}_{s,k}$: フィルタゲイン；ゲイン行列 $\mathbf{K}_k$ から得られる。

ρ : 忘却係数；定理 1 ～ 定理 3 の場合、 γ_f が決まれば $\rho = 1 - \chi(\gamma_f)$ より自動的に決定される。

Σ_0^{-1} : 状態の不確定性を表す重み行列の逆行列； Σ_0 は既知である。

N : 状態ベクトルの次元（タップ数）；事前に与えられる。

M : AR モデルの次数；事前に与えられる。

μ_k : $\mathbf{K}_k^U$ の $N+1$ 番目の行ベクトル； $\mathbf{K}_k^U$ より得られる。

$\mathbf{m}_k$: $\mathbf{K}_k^U$ の第 1 ～ 第 N 行からなる $N \times 2$ 行列； $\mathbf{K}_k^U$ より得られる。

γ_f : アッテネーションレベル；設計の際に与えられる。

$\mathbf{D}_k^M$: 後方予測係数ベクトル； $\mathbf{m}_k, \eta_{M,k}, \mu_k$ から得られる。

$\mathbf{W}$: 重み行列； γ_f より決まる。

$\mathbf{A}_k^M$: 前方予測係数ベクトル； $\mathbf{K}_{k-1}$ と $\mathbf{e}_{M,k}$ より得られる。

$\mathbf{C}_k^M$: $\mathbf{C}_k$ の 1 ～ M 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列；観測行列 $\mathbf{H}_k$ から決まる。

$\underline{\mathbf{C}}_k^M$: $\mathbf{C}_k$ の $N-M+1 \sim N$ 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列；観測行列 $\mathbf{H}_k$ から決まる。

【請求項 9】

評価基準として、外乱からフィルタ誤差への最大エネルギーゲインを予め与えられた上限値 γ_f^{-2} より小さく抑えるように定めることにより、外乱に対して頑健なフィルタを用いた、時不変又は時変システムの高速実時間同定をコンピュータに実行させるためのシステム同定プログラムにおいて、

前記フィルタは、

次式 (11) ～ (13) のような状態空間モデルに対して、次式 (14) のような $\mathbf{H}_\infty$ 評価基準を満たし、

入力信号が M ($\leq N$) 次の AR モデル (autoregressive model) で表されるとき、次式 (38) ～ 式 (44) で与えられ、

次式 (45)、(46) のスカラー存在条件を満たすことを特徴とする前記システム同定プログラム。

10

20

30

40

【数 1 4】

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_k, \quad \mathbf{w}_k, \mathbf{x}_k \in \mathcal{R}^N \quad (11)$$

$$y_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + v_k, \quad y_k, v_k \in \mathcal{R} \quad (12)$$

$$z_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k, \quad z_k \in \mathcal{R}, \mathbf{H}_k \in \mathcal{R}^{1 \times N} \quad (13)$$

に対して

$$\sup_{x_0, \{w_i\}, \{v_i\}} \frac{\sum_{i=0}^k \|e_{f,i}\|^2 / \rho}{\|\mathbf{x}_0 - \tilde{\mathbf{x}}_0\|_{\Sigma_0^{-1}}^2 + \sum_{i=0}^k \|\mathbf{w}_i\|^2 + \sum_{i=0}^k \|v_i\|^2 / \rho} < \gamma_f^2 \quad (14)$$

【数 1 5】

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{K}_{s,k} (y_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) \quad (38)$$

$$\mathbf{K}_{s,k} = \frac{\mathbf{K}_k(:, 1)}{1 + \gamma_f^{-2} \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k(:, 1)} \in \mathcal{R}^{N \times 1}$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{m}_k - \mathbf{D}_k \boldsymbol{\mu}_k, \quad \mathbf{D}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-M} \\ \mathbf{D}_k^M \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$\mathbf{D}_k^M = \frac{\mathbf{D}_{k-1}^M - \mathbf{m}_k(N-M+1:N, :) \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}{1 - \boldsymbol{\mu}_k \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}} \quad (40)$$

$$\boldsymbol{\eta}_{M,k} = \mathbf{c}_{k-N} + \mathbf{C}_k^M \mathbf{D}_{k-1}^M \quad (41)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{m}_k \\ \boldsymbol{\mu}_k \end{bmatrix} = \check{\mathbf{K}}_k^N, \quad \mathbf{m}_k \in \mathcal{R}^{N \times 2}, \quad \boldsymbol{\mu}_k \in \mathcal{R}^{1 \times 2} \quad (42)$$

$$\check{\mathbf{K}}_k^N = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} \end{bmatrix} + \mathbf{G}_k^N, \quad \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} = \mathbf{K}_{k-N+M-1}(1:M, :) \quad (43)$$

$$\begin{aligned} S_{M,k} &= \rho S_{M,k-1} + \mathbf{e}_{M,k}^T \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \mathbf{e}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_k^M \\ \mathbf{A}_k^M &= \mathbf{A}_{k-1}^M - \mathbf{K}_{k-1}(1:M, :) \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \tilde{\mathbf{e}}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_{k-1}^M \end{aligned} \quad (44)$$

ここで、 $\mathbf{G}_k^N$ は次のように更新される。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{G}_k^N \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \mathbf{G}_{k-1}^N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \end{bmatrix} \\ &\quad - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \\ \mathbf{A}_{k-N+M-1}^M \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (45)$$

ただし、 $\mathbf{C}_k^M = \mathbf{C}_k(:, N-M+1:N)$ 、 $\mathbf{C}_{k-1}^M = \mathbf{C}_{k-1}(:, 1:M)$ 、 $\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix}$ 、 $\mathbf{W} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -\gamma_f^{-2} \end{bmatrix}$$

$\mathbf{e}_{f,i} = \mathbf{z}_{i|i}^v - \mathbf{H}_{i|i} \mathbf{x}_{i|i}^v$ 、 $\mathbf{z}_{i|i}^v = \mathbf{H}_{i|i} \mathbf{x}_{i|i}^v$
 $(\mathbf{c}_k \in \mathcal{R}^{2 \times 1})$ は $\mathbf{C}_k = [\mathbf{c}_k, \dots, \mathbf{c}_{k-N+1}]$ の第一列ベクトルであり、 $\mathbf{c}_{k-i} = \mathbf{0}_{2 \times 1}$ 、 $k-i < 0$ とし、初期値は $\mathbf{K}_0 = \mathbf{0}_{N \times 2}$ 、 $\mathbf{G}_0^N = \mathbf{0}_{(N+1) \times 2}$ 、 $\mathbf{A}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $S_{M,0} = 1 / \varepsilon_0$ 、 $\mathbf{D}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $\mathbf{x}_{0|0}^v = \mathbf{x}^v \mathbf{0} = \mathbf{0}_{N \times 1}$ と設定した。ここで、 $\mathbf{0}_{m \times n}$ とは $m \times n$ 零行列を表す。)

【数 1 6】

$$-\varrho \hat{\Xi}_i + \rho \gamma_f^2 > 0, \quad i = 0, \dots, k \quad (45)$$

ここで、 $\varrho, \hat{\Xi}_i$ はそれぞれ次式で定義される。

$$\varrho = 1 - \gamma_f^2, \quad \hat{\Xi}_i = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}}{1 - \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}} = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)}{1 - (1 - \gamma_f^{-2}) \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)} \quad (46)$$

ただし、

$\mathbf{x}_k$: 状態ベクトルまたは単に状態；未知、これが推定の対象となる。

$\mathbf{x}_0$: 初期状態；未知である。

$\mathbf{w}_k$: システム雑音；未知である。

$\mathbf{v}_k$: 観測雑音；未知である。

$\mathbf{y}_k$: 観測信号；フィルタの入力となり、既知である。

$\mathbf{z}_k$: 出力信号；未知である。

$\mathbf{G}_k$: 駆動行列；実行時に既知となる。

$\mathbf{H}_k$: 観測行列；既知である。

$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$: 観測信号 $\mathbf{y}_0 \sim \mathbf{y}_k$ までを用いた時刻 k の状態 $\mathbf{x}_k$ の推定値；フィルタ方程式によって与えられる。

$\mathbf{K}_{s,k}$: フィルタゲイン；ゲイン行列 $\mathbf{K}_k$ から得られる。

ρ : 忘却係数；定理 1 ～ 定理 3 の場合、 γ_f が決まれば $\rho = 1 - \chi(\gamma_f)$ より自動的に決定される。

Σ_0^{-1} : 状態の不確定性を表す重み行列の逆行列； Σ_0 は既知である。

N : 状態ベクトルの次元（タップ数）；事前に与えられる。

M : AR モデルの次数；事前に与えられる。

μ_k : $\mathbf{K}_k^U$ の $N+1$ 番目の行ベクトル； $\mathbf{K}_k^U$ より得られる。

$\mathbf{m}_k$: $\mathbf{K}_k^U$ の第 1 ～ 第 N 行からなる $N \times 2$ 行列； $\mathbf{K}_k^U$ より得られる。

γ_f : アッテネーションレベル；設計の際に与えられる。

$\mathbf{D}_k^M$: 後方予測係数ベクトル； $\mathbf{m}_k, \eta_M, \mu_k$ から得られる。

$\mathbf{W}$: 重み行列； γ_f より決まる。

$\mathbf{A}_k^M$: 前方予測係数ベクトル； $\mathbf{K}_{k-1}$ と $\mathbf{e}_{M,k}$ より得られる。

$\mathbf{C}_k^M$: $\mathbf{C}_k$ の 1 ～ M 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列；観測行列 $\mathbf{H}_k$ から決まる。

$\underline{\mathbf{C}}_k^M$: $\mathbf{C}_k$ の $N-M+1 \sim N$ 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列；観測行列 $\mathbf{H}_k$ から決まる。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、システム同定方法及びプログラム及び記憶媒体、システム同定装置に係り、特に、数値的に安定化した高速同定法に関する。また、本発明は、入力信号である音声の特長を利用した大規模な音響系または通信系の高速同定等の様々なシステム同定法に関する。

【背景技術】

【0002】

システム同定 (system identification) とは、入出力データに基づいてシステムの入出力関係の数理モデル（伝達関数、あるいはインパルス応答など）を推定することであり、代表的な応用例として、国際通信におけるエコーキャンセラ、データ通信における自動等化器、音響システムにおけるエコーキャンセラや音場再生および自動車などにおけるアクティブ騒音制御などがある。従来、システム同定における適応アルゴリズムとして、LMS (Least Mean Square)、RLS (Recursive Least Square) やカルマンフィルタ (Kalman filter) が広く用いられて来た。一般に、システムの出力の観測値は次のように表される。

【数 1】

$$y_k = \sum_{i=0}^{N-1} h_i u_{k-i} + v_k \quad (1)$$

ここで、 u_k は入力、 h_i はシステムのインパルス応答であり、 v_k は白色雑音と仮定される。

詳細は、非特許文献 1 などに示されている。

【0003】

1. LMS

LMS は、入力 u_k と出力 y_k からシステムのインパルス応答 $x_k = [h_0, \dots, h_{N-1}]^T$ を次のように推定する。 10

【数 2】

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + \mu H_k^T (y_k - H_k \hat{x}_{k-1}) \quad (2)$$

ただし、 $H_k = [u_k, \dots, u_{k-N+1}]^T$ 、 $\mu > 0$ である。

【0004】

2. RLS

RLS は、入力 u_k と出力 y_k からシステムのインパルス応答 $x_k = [h_0, \dots, h_{N-1}]^T$ を次のように推定する。

【数 3】

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + K_k (y_k - H_k \hat{x}_{k-1}) \quad (3)$$

$$K_k = \frac{P_{k-1} H_k^T}{\rho + H_k P_{k-1} H_k^T} \quad (4)$$

$$P_k = (P_{k-1} - K_k H_k P_{k-1}) / \rho \quad (5)$$

ただし、 $\hat{x}_0 = 0$ 、 $P_0 = \varepsilon_0 I$ 、 $\varepsilon_0 > 0$ であり、 0 は零ベクトル、 I は単位行列、 K_k はフィルタゲイン、 ρ は忘却係数である。（なお、「 $\wedge$ 」、「 $\vee$ 」は、推定値の意味であり、数式で示すように、本来、文字の真上に付されるものであるが、入力の都合上文字の右上に記載する。以下同様。）

【0005】

3. カルマンフィルタ 30

状態空間モデルで表される線形システム

【数 4】

$$x_{k+1} = \rho^{-\frac{1}{2}} x_k, \quad y_k = H_k x_k + v_k \quad (6)$$

の状態 x_k の最小分散推定値 $\hat{x}_{k|k}$ は、次のカルマンフィルタによって得られる。

【数 5】

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k|k} &= \hat{x}_{k|k-1} + K_k (y_k - H_k \hat{x}_{k|k-1}) \\ \hat{x}_{k+1|k} &= \rho^{-\frac{1}{2}} \hat{x}_{k|k} \end{aligned} \quad (7)$$

$$K_k = \hat{\Sigma}_{k|k-1} H_k^T (\rho + H_k \hat{\Sigma}_{k|k-1} H_k^T)^{-1} \quad (8) \quad 40$$

$$\begin{aligned} \hat{\Sigma}_{k|k} &= \hat{\Sigma}_{k|k-1} - K_k H_k \hat{\Sigma}_{k|k-1} \\ \hat{\Sigma}_{k+1|k} &= \hat{\Sigma}_{k|k} / \rho \end{aligned} \quad (9)$$

ただし、

【数 6】

$$\hat{x}_{1|0} = 0, \quad \hat{\Sigma}_{1|0} = \varepsilon_0 I, \quad \varepsilon_0 > 0 \quad (10)$$

x_k : 状態ベクトルまたは単に状態；未知であり、これが推定の対象となる。

y_k : 観測信号；フィルタの入力となり、既知である。

H_k : 観測行列；既知である。

v_k : 観測雑音 ; 未知である。

ρ : 忘却係数 ; 一般に試行錯誤で決定される。

K_k : フィルタゲイン ; 行列 $\Sigma^{\wedge}_k | k-1$ から得られる。

$\Sigma^{\wedge}_k | k$: $x^{\wedge}_k | k$ の誤差の共分散行列に対応 ; リカッチ方程式により得られる。

$\Sigma^{\wedge}_{k+1} | k$: $x^{\wedge}_{k+1} | k$ の誤差の共分散行列に対応 ; リカッチ方程式により得られる。

$\Sigma^{\wedge}_1 | 0$: 初期状態の共分散行列に対応 ; 本来未知であるが、便宜上 $\varepsilon_0 I$ が用いられる。

【0006】

その他、従来、特許文献1～2、非特許文献2～5に示す技術がある。

10

【特許文献1】WO 02/035727特開2002-135171号公報

【特許文献2】WO 2005/015737

【非特許文献1】S. Haykin, Adaptive Filter Theory, 3rd Edition, Prentice-Hall, 1996。

【非特許文献2】K. Nishiyama, Derivation of a Fast Algorithm of Modified H_{∞} Filters, Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation, RBC-II, pp. 462-467, 2000。

20

【非特許文献3】K. Nishiyama, An H_{∞} Optimization and Its Fast Algorithm for Time-Variant System Identification, IEEE Transactions on Signal Processing, 52, 5, pp. 1335-1342, 2004。

【非特許文献4】B. Hassibi, A. H. Sayed, and T. Kailath, Indefinite-Quadratic Estimation and Control, 1st Edition, SIAM, 1999。

【非特許文献5】G. Glentis, K. Berberidis, and S. Theodoridis, Efficient least squares adaptive algorithms for FIR transversal filtering, IEEE Signal Processing Magazine, 16, 4, pp. 13-41, 1999。

30

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

【0007】

現在、システム同定において最も広く用いられている適応アルゴリズムはLMSである。LMSは計算量は少ないが収束速度が非常に遅いと云った課題があった。一方、RLSやカルマンフィルタでは、トラッキング性能を左右する忘却係数 ρ の値を試行錯誤で決定しなければならず、これは一般に非常に難しい作業であった。さらに、決定された忘却係数の値が果たして最適な値であるかどうか判定する手段も無かった。

40

また、 $\Sigma^{\wedge}_k | k-1$ や P_k は本来、正定行列 (positive-definite matrix) であるが単精度 (例: 32bit) で計算した場合にはしばしば負定となり、これがカルマンフィルタやRLSを数値的に不安定する要因の一つであった。また、計算量が $O(N^2)$ であるため、状態ベクトル x_k の次元 (タップ数) N が大きい場合、1ステップ当たりの演算回数が急激に増大し、実時間処理には必ずしも適するとは言いえない場合があった。

本発明は、以上の点に鑑み、大規模な音響系または通信系を高速かつ数値的に安定に同定する同定法を提供することを目的とする。また、本発明は、特に、入力信号である音声の特長を利用して、先に提案した高速 H_{∞} フィルタの計算量を大幅に削減するアルゴリズム

50

ムを導出することを目的とする。本発明は、さらに、後方予測誤差を利用して、高速 H_∞ フィルタをより数値的に安定化する方法を提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【0008】

本発明の第1の解決手段によると、

時不変又は時変システムの高速実時間同定を行うシステム同定装置において、

評価基準として、外乱からフィルタ誤差への最大エネルギーゲインを、予め与えられた上限値 γ_f^2 より小さく抑えるように定めることにより、外乱に対して頑健なフィルタを備え、

前記フィルタは、

10

次式(11)～(13)のような状態空間モデルに対して、次式(14)のような H_∞ 評価基準を満たし、

入力信号が M ($\leq N$) 次のARモデル (autoregressive model) で表されるとき、次式(38)～式(44)で与えられ、

次式(45)、(46)のスカラー存在条件を満たすことを特徴とする前記システム同定装置が提供される。

【数7】

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_k, \quad \mathbf{w}_k, \mathbf{x}_k \in \mathcal{R}^N \quad (11)$$

$$y_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + v_k, \quad y_k, v_k \in \mathcal{R} \quad (12)$$

$$z_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k, \quad z_k \in \mathcal{R}, \quad \mathbf{H}_k \in \mathcal{R}^{1 \times N} \quad (13)$$

20

に対して

$$\sup_{x_0, \{w_i\}, \{v_i\}} \frac{\sum_{i=0}^k \|e_{f,i}\|^2 / \rho}{\|\mathbf{x}_0 - \check{\mathbf{x}}_0\|_{\Sigma_0^{-1}}^2 + \sum_{i=0}^k \|\mathbf{w}_i\|^2 + \sum_{i=0}^k \|v_i\|^2 / \rho} < \gamma_f^2 \quad (14)$$

【数 8】

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{K}_{s,k}(\mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) \quad (38)$$

$$\mathbf{K}_{s,k} = \frac{\mathbf{K}_k(:, 1)}{1 + \gamma_f^{-2} \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k(:, 1)} \in \mathcal{R}^{N \times 1}$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{m}_k - \mathbf{D}_k \boldsymbol{\mu}_k, \quad \mathbf{D}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-M} \\ \mathbf{D}_k^M \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$\mathbf{D}_k^M = \frac{\mathbf{D}_{k-1}^M - \mathbf{m}_k(N-M+1:N, :) \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}{1 - \boldsymbol{\mu}_k^T \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}$$

$$\boldsymbol{\eta}_{M,k} = \mathbf{c}_{k-N} + \underline{\mathbf{C}}_k^M \mathbf{D}_{k-1}^M \quad (40) \quad 10$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{m}_k \\ \boldsymbol{\mu}_k \end{bmatrix} = \check{\mathbf{K}}_k^N, \quad \mathbf{m}_k \in \mathcal{R}^{N \times 2}, \quad \boldsymbol{\mu}_k \in \mathcal{R}^{1 \times 2} \quad (41)$$

$$\check{\mathbf{K}}_k^N = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} \end{bmatrix} + \mathbf{G}_k^N, \quad \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} = \mathbf{K}_{k-N+M-1}(1:M, :) \quad (42)$$

$$\begin{aligned} S_{M,k} &= \rho S_{M,k-1} + \mathbf{e}_{M,k}^T \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \mathbf{e}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_k^M \\ \mathbf{A}_k^M &= \mathbf{A}_{k-1}^M - \mathbf{K}_{k-1}(1:M, :) \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \tilde{\mathbf{e}}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_{k-1}^M \end{aligned} \quad (43)$$

ここで、 $\mathbf{G}_k^N$ は次のように更新される。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{G}_k^N \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \mathbf{G}_{k-1}^N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \end{bmatrix} \\ &\quad - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \\ \mathbf{A}_{k-N+M-1}^M \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (44)$$

ただし、 $\underline{\mathbf{C}}_k^M = \mathbf{C}_k(:, N-M+1:N)$ 、 $\mathbf{C}_{k-1}^M = \mathbf{C}_{k-1}(:, 1:M)$ 、 $\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix}$ 、 $\mathbf{W} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -\gamma_f^{-2} \end{bmatrix} \quad (30)$$

$\mathbf{e}_{f,i} = \mathbf{z}^v_{i|i} - \mathbf{H}_i \mathbf{x}_i$ 、 $\mathbf{z}^v_{i|i} = \mathbf{H}_i \mathbf{x}^{\wedge}_{i|i}$
 $(\mathbf{c}_k \in \mathcal{R}^{2 \times 1})$ は $\mathbf{C}_k = [\mathbf{c}_k, \dots, \mathbf{c}_{k-N+1}]$ の第一列ベクトルであり、 $\mathbf{c}_{k-i} = \mathbf{0}_{2 \times 1}$ 、 $k-i < 0$ とし、初期値は $\mathbf{K}_0 = \mathbf{0}_{N \times 2}$ 、 $\mathbf{G}_0^N = \mathbf{0}_{(N+1) \times 2}$ 、 $\mathbf{A}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $S_{M,0} = 1/\varepsilon_0$ 、 $\mathbf{D}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $\mathbf{x}^{\wedge}_{0|0} = \mathbf{x}^v_0 = \mathbf{0}_{N \times 1}$ と設定した。ここで、 $\mathbf{0}_{m \times n}$ とは $m \times n$ 零行列を表す。

【数 9】

$$-\varrho \hat{\hat{\mathbf{e}}}_i + \rho \gamma_f^2 > 0, \quad i = 0, \dots, k \quad (45) \quad 40$$

ここで、 $\varrho, \hat{\hat{\mathbf{e}}}_i$ はそれぞれ次式で定義される。

$$\varrho = 1 - \gamma_f^2, \quad \hat{\hat{\mathbf{e}}}_i = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}}{1 - \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}} = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)}{1 - (1 - \gamma_f^2) \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)} \quad (46)$$

ただし、

$\mathbf{x}_k$ ：状態ベクトルまたは単に状態；未知、これが推定の対象となる。

$\mathbf{x}_0$ ：初期状態；未知である。

$\mathbf{w}_k$ ：システム雑音；未知である。

$\mathbf{v}_k$ ：観測雑音；未知である。

y_k : 観測信号 ; フィルタの入力となり、既知である。

z_k : 出力信号 ; 未知である。

G_k : 駆動行列 ; 実行時に既知となる。

H_k : 観測行列 ; 既知である。

$\hat{x}_k | k$: 観測信号 $y_0 \sim y_k$ までを用いた時刻 k の状態 x_k の推定値 ; フィルタ方程式によって与えられる。

$K_{s, k}$: フィルタゲイン ; ゲイン行列 K_k から得られる。

ρ : 忘却係数 ; 定理 1 ~ 定理 3 の場合、 γ_f が決まれば $\rho = 1 - \chi(\gamma_f)$ より自動的に決定される。

Σ_0^{-1} : 状態の不確定性を表す重み行列の逆行列 ; Σ_0 は既知である。

10

N : 状態ベクトルの次元 (タップ数) ; 事前に与えられる。

M : ARモデルの次数 ; 事前に与えられる。

μ_k : K_k^U の $N+1$ 番目の行ベクトル ; K_k^U より得られる。

m_k : K_k^U の第 1 ~ 第 N 行からなる $N \times 2$ 行列 ; K_k^U より得られる。

γ_f : アッテネーションレベル ; 設計の際に与えられる。

D_k^M : 後方予測係数ベクトル ; $m_k, \eta_{M, k}, \mu_k$ から得られる。

W : 重み行列 ; γ_f より決まる。

A_k^M : 前方予測係数ベクトル ; K_{k-1} と $e_{M, k}$ より得られる。

C_k^M : C_k の 1 ~ M 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列 ; 観測行列 H_k から決まる。

$\underline{C}_k^M$: C_k の $N-M+1 \sim N$ 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列 ; 観測行列 H_k から決まる。

20

【0009】

本発明の第 2 の解決手段によると、

評価基準として、外乱からフィルタ誤差への最大エネルギーゲインを予め与えられた上限値 γ_f^2 より小さく抑えるように定めることにより、外乱に対して頑健なフィルタを用いた、時不変又は時変システムの高速度実時間同定を行うシステム同定方法、該同定をコンピュータに実行させるためのシステム同定プログラム、及び、該プログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体において、

前記フィルタは、

次式 (11) ~ (13) のような状態空間モデルに対して、次式 (14) のような H_∞ 評価基準を満たし、

30

入力信号が $M (\leq N)$ 次の ARモデル (autoregressive model) で表されるとき、次式 (38) ~ 式 (44) で与えられ、

次式 (45)、(46) のスカラー存在条件を満たすことを特徴とする前記システム同定方法、前記システム同定プログラム、及び、該プログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体が提供される。

【数 10】

$$x_{k+1} = x_k + G_k w_k, \quad w_k, x_k \in \mathcal{R}^N \quad (11)$$

$$y_k = H_k x_k + v_k, \quad y_k, v_k \in \mathcal{R} \quad (12)$$

$$z_k = H_k x_k, \quad z_k \in \mathcal{R}, H_k \in \mathcal{R}^{1 \times N} \quad (13)$$

40

に対して

$$\sup_{x_0, \{w_i\}, \{v_i\}} \frac{\sum_{i=0}^k \|e_{f,i}\|^2 / \rho}{\|x_0 - \tilde{x}_0\|_{\Sigma_0^{-1}}^2 + \sum_{i=0}^k \|w_i\|^2 + \sum_{i=0}^k \|v_i\|^2 / \rho} < \gamma_f^2 \quad (14)$$

【数 1 1】

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{K}_{s,k}(\mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) \quad (38)$$

$$\mathbf{K}_{s,k} = \frac{\mathbf{K}_k(:, 1)}{1 + \gamma_f^{-2} \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k(:, 1)} \in \mathcal{R}^{N \times 1}$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{m}_k - \mathbf{D}_k \boldsymbol{\mu}_k, \quad \mathbf{D}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-M} \\ \mathbf{D}_k^M \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$\mathbf{D}_k^M = \frac{\mathbf{D}_{k-1}^M - \mathbf{m}_k(N-M+1:N, :) \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}{1 - \boldsymbol{\mu}_k^T \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}$$

$$\boldsymbol{\eta}_{M,k} = \mathbf{c}_{k-N} + \underline{\mathbf{C}}_k^M \mathbf{D}_{k-1}^M \quad (40) \quad 10$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{m}_k \\ \boldsymbol{\mu}_k \end{bmatrix} = \check{\mathbf{K}}_k^N, \quad \mathbf{m}_k \in \mathcal{R}^{N \times 2}, \quad \boldsymbol{\mu}_k \in \mathcal{R}^{1 \times 2} \quad (41)$$

$$\check{\mathbf{K}}_k^N = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} \end{bmatrix} + \mathbf{G}_k^N, \quad \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} = \mathbf{K}_{k-N+M-1}(1:M, :) \quad (42)$$

$$\begin{aligned} S_{M,k} &= \rho S_{M,k-1} + \mathbf{e}_{M,k}^T \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \mathbf{e}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_k^M \\ \mathbf{A}_k^M &= \mathbf{A}_{k-1}^M - \mathbf{K}_{k-1}(1:M, :) \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \tilde{\mathbf{e}}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_{k-1}^M \end{aligned} \quad (43)$$

ここで、 $\mathbf{G}_k^N$ は次のように更新される。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{G}_k^N \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \mathbf{G}_{k-1}^N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \end{bmatrix} \\ &\quad - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \\ \mathbf{A}_{k-N+M-1}^M \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (44)$$

ただし、 $\underline{\mathbf{C}}_k^M = \mathbf{C}_k(:, N-M+1:N)$ 、 $\mathbf{C}_{k-1}^M = \mathbf{C}_{k-1}(:, 1:M)$ 、 $\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix}$ 、 $\mathbf{W} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -\gamma_f^{-2} \end{bmatrix} \quad (30)$$

$\mathbf{e}_{f,i} = \mathbf{z}_{i|i}^v - \mathbf{H}_i \mathbf{x}_{i|i}$ 、 $\mathbf{z}_{i|i}^v = \mathbf{H}_i \mathbf{x}_{i|i}^\wedge$ 、 $\mathbf{c}_k \in \mathcal{R}^{2 \times 1}$ は $\mathbf{C}_k = [\mathbf{c}_k, \dots, \mathbf{c}_{k-N+1}]$ の第一列ベクトルであり、 $\mathbf{c}_{k-i} = \mathbf{0}_{2 \times 1}$ 、 $k-i < 0$ とし、初期値は $\mathbf{K}_0 = \mathbf{0}_{N \times 2}$ 、 $\mathbf{G}_0^N = \mathbf{0}_{(N+1) \times 2}$ 、 $\mathbf{A}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $S_{M,0} = 1/\varepsilon_0$ 、 $\mathbf{D}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $\mathbf{x}_{0|0}^\wedge = \mathbf{x}_0^v = \mathbf{0}_{N \times 1}$ と設定した。ここで、 $\mathbf{0}_{m \times n}$ とは $m \times n$ 零行列を表す。）

【数 1 2】

$$-\varrho \hat{\hat{\mathbf{e}}}_i + \rho \gamma_f^2 > 0, \quad i = 0, \dots, k \quad (45) \quad 40$$

ここで、 $\varrho, \hat{\hat{\mathbf{e}}}_i$ はそれぞれ次式で定義される。

$$\varrho = 1 - \gamma_f^2, \quad \hat{\hat{\mathbf{e}}}_i = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}}{1 - \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}} = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)}{1 - (1 - \gamma_f^2) \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)} \quad (46)$$

ただし、

$\mathbf{x}_k$: 状態ベクトルまたは単に状態；未知、これが推定の対象となる。

$\mathbf{x}_0$: 初期状態；未知である。

$\mathbf{w}_k$: システム雑音；未知である。

$\mathbf{v}_k$: 観測雑音；未知である。

y_k : 観測信号 ; フィルタの入力となり、既知である。

z_k : 出力信号 ; 未知である。

G_k : 駆動行列 ; 実行時に既知となる。

H_k : 観測行列 ; 既知である。

$\hat{x}_k | k$: 観測信号 $y_0 \sim y_k$ までを用いた時刻 k の状態 x_k の推定値 ; フィルタ方程式によって与えられる。

$K_{s, k}$: フィルタゲイン ; ゲイン行列 K_k から得られる。

ρ : 忘却係数 ; 定理 1 ~ 定理 3 の場合、 γ_f が決まれば $\rho = 1 - \gamma_f$ より自動的に決定される。

Σ_0^{-1} : 状態の不確定性を表す重み行列の逆行列 ; Σ_0 は既知である。

10

N : 状態ベクトルの次元 (タップ数) ; 事前に与えられる。

M : AR モデルの次数 ; 事前に与えられる。

μ_k : K_k^U の $N+1$ 番目の行ベクトル ; K_k^U より得られる。

m_k : K_k^U の第 1 ~ 第 N 行からなる $N \times 2$ 行列 ; K_k^U より得られる。

γ_f : アッテネーションレベル ; 設計の際に与えられる。

D_k^M : 後方予測係数ベクトル ; m_k 、 $\eta_{M, k}$ 、 μ_k から得られる。

W : 重み行列 ; γ_f より決まる。

A_k^M : 前方予測係数ベクトル ; K_{k-1} と $e_{M, k}$ より得られる。

C_k^M : C_k の 1 ~ M 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列 ; 観測行列 H_k から決まる。

$\underline{C}_k^M$: C_k の $N-M+1 \sim N$ 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列 ; 観測行列 H_k から決まる。

20

【発明の効果】

【0010】

本発明によると、大規模な音響系または通信系を高速かつ数値的に安定に同定する同定法を提供することができる。また、本発明によると、特に、入力信号である音声の特長を利用して、先に提案した高速 H_∞ フィルタの計算量を大幅に削減するアルゴリズムを導出することができる。本発明によると、さらに、後方予測誤差を利用して、高速 H_∞ フィルタをより数値的に安定化する方法を提供することができる。

【図面の簡単な説明】

【0011】

30

【図 1】 次数再帰型高速 H_∞ フィルタのゲイン行列の更新についての説明図。

【図 2】 次数再帰型高速 H_∞ フィルタの処理についてのフローチャート。

【図 3】 スカラー存在条件のチェックについてのフローチャート。

【図 4】 時刻 $t_{k-N+M-1}$ のときの予測変数の値の計算処理についてのフローチャート。

【図 5】 数値的安定化高速 H_∞ フィルタ処理についてのフローチャート。

【図 6】 通信系とエコーについての説明図。

【図 7】 エコーキャンセラの原理図。

【図 8】 次数再帰型高速 H_∞ フィルタによるインパルス応答の推定結果 (性能評価) を示す図。

40

【図 9】 音声入力に対する次数再帰型高速 H_∞ フィルタの収束特性図。

【図 10】 存在条件の比較の図。

【図 11】 本実施の形態に関するハードウェアの構成図。

【図 12】 高速 H_∞ フィルタと次数再帰型高速 H_∞ フィルタの計算量を比較した結果の図。

【図 13】 エコーパスのインパルス応答を示す図。

【発明を実施するための最良の形態】

【0012】

1. 記号の説明

まず、本実施の形態で用いる主な記号を説明する。

50

x_k : 状態ベクトルまたは単に状態 ; 未知、これが推定の対象となる。

x_0 : 初期状態 ; 未知である。

w_k : システム雑音 ; 未知である。

v_k : 観測雑音 ; 未知である。

y_k : 観測信号 ; フィルタの入力となり、既知である。

z_k : 出力信号 ; 未知である。

G_k : 駆動行列 ; 実行時に既知となる。

H_k : 観測行列 ; 既知である。

$\hat{x}_{k|k}$: 観測信号 $y_0 \sim y_k$ までを用いた時刻 k の状態 x_k の推定値 ; フィルタ方程式によって与えられる。

10

$K_{s,k}$: フィルタゲイン ; ゲイン行列 K_k から得られる。

ρ : 忘却係数 ; 定理 1 ~ 定理 3 の場合、 γ_f が決まれば $\rho = 1 - \chi(\gamma_f)$ より自動的に決定される。

Σ_0^{-1} : 状態の不確定性を表す重み行列の逆行列 ; Σ_0 は既知である。

N : 状態ベクトルの次元 (タップ数) ; 事前に与えられる。

M : ARモデルの次数 ; 事前に与えられる。

μ_k : K_k^U の $N+1$ 番目の行ベクトル ; K_k^U より得られる。

m_k : K_k^U の第 1 ~ 第 N 行からなる $N \times 2$ 行列 ; K_k^U より得られる。

γ_f : アッテネーションレベル ; 設計の際に与えられる。

D_k^M : 後方予測係数ベクトル ; m_k 、 $\eta_{M,k}$ 、 μ_k から得られる。

20

W : 重み行列 ; γ_f より決まる。

A_k^M : 前方予測係数ベクトル ; K_{k-1} と $e_{M,k}$ より得られる。

C_k^M : C_k の 1 ~ M 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列 ; 観測行列 H_k から決まる。

$\underline{C}_k^M$: C_k の $N-M+1 \sim N$ 番目の列ベクトルからなる $2 \times M$ 行列 ; 観測行列 H_k から決まる。

なお、記号の上に付される “ $\hat{}$ ”、“ $\sim$ ” は、推定値の意味である。また、“ $\sim$ ”、“ $-$ ”、“ U ” 等は、便宜上付加した記号である。これらの記号は、入力の場合上、文字の右上に記載するが、数式で示すように、文字の真上に記載されたものと同一である。また、 x 、 w 、 H 、 G 、 K 、 R 、 Σ 、等は行列であり、数式で示すように太文字で記されるものであるが、入力の場合上、普通の文字で記載する。

30

【0013】

2. システム推定のハードウェア及びプログラム

本システム推定方法又はシステム推定装置・システムは、その各手順をコンピュータに実行させるためのシステム推定プログラム、システム推定プログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体、システム推定プログラムを含みコンピュータの内部メモリにロード可能なプログラム製品、そのプログラムを含むサーバ等のコンピュータ、等により提供されることができる。

図 11 は、本実施の形態に関するハードウェアの構成図である。

このハードウェアは、中央処理装置 (CPU) である処理部 101、入力部 102、出力部 103、表示部 104 及び記憶部 105 を有する。また、処理部 101、入力部 102、出力部 103、表示部 104 及び記憶部 105 は、スター又はバス等の適宜の接続手段で接続されている。記憶部 105 は、システム推定される「1. 記号の説明」で示した既知のデータが必要に応じて記憶される。また、未知・既知のデータや計算されたハイパー H_∞ フィルタに関するデータ・その他のデータが処理部 101 により、必要に応じて書き込み及び／又は読み出しされる。

40

【0014】

3. 本実施の形態に関連する同定法の手段

通常の H_∞ フィルタと区別するため、忘却係数を H_∞ の意味で (準) 最適に決定できる H_∞ フィルタを、特にハイパー H_∞ フィルタと呼ぶことにする (非特許文献 2、非特許文献 3)。この H_∞ フィルタは状態のダイナミクスが未知の場合でも適用できる特長を備

50

えている。

【0015】

定理1（ハイパー H_∞ フィルタ）

状態空間モデル

【数13】

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{w}_k, \quad \mathbf{w}_k, \mathbf{x}_k \in \mathcal{R}^N \quad (11)$$

$$y_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + v_k, \quad y_k, v_k \in \mathcal{R} \quad (12)$$

$$z_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k, \quad z_k \in \mathcal{R}, \mathbf{H}_k \in \mathcal{R}^{1 \times N} \quad (13)$$

に対して

$$\sup_{x_0, \{w_i\}, \{v_i\}} \frac{\sum_{i=0}^k \|e_{f,i}\|^2 / \rho}{\|\mathbf{x}_0 - \tilde{\mathbf{x}}_0\|_{\Sigma_0^{-1}}^2 + \sum_{i=0}^k \|\mathbf{w}_i\|^2 + \sum_{i=0}^k \|v_i\|^2 / \rho} < \gamma_f^2 \quad (14)$$

を満たす状態推定値 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ （あるいは出力推定値 $\hat{z}_{k|k}$ ）は、次のレベル γ_f のハイパー H_∞ フィルタによって与えられる。

【数14】

$$\hat{z}_{k|k} = \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{K}_{s,k} (y_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) \quad (16)$$

$$\mathbf{K}_{s,k} = \hat{\Sigma}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \hat{\Sigma}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \rho)^{-1} \quad (17)$$

$$\hat{\Sigma}_{k|k} = \hat{\Sigma}_{k|k-1} - \hat{\Sigma}_{k|k-1} \mathbf{C}_k^T \mathbf{R}_{e,k}^{-1} \mathbf{C}_k \hat{\Sigma}_{k|k-1}$$

$$\hat{\Sigma}_{k+1|k} = \hat{\Sigma}_{k|k} / \rho \quad (18)$$

ここで、

$$e_{f,i} = \hat{z}_{i|i} - \mathbf{H}_i \hat{\mathbf{x}}_i, \quad \hat{\mathbf{x}}_{0|0} = \tilde{\mathbf{x}}_0, \quad \hat{\Sigma}_{1|0} = \Sigma_0$$

$$\mathbf{R}_{e,k} = \mathbf{R} + \mathbf{C}_k \hat{\Sigma}_{k|k-1} \mathbf{C}_k^T$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \rho & 0 \\ 0 & -\rho \gamma_f^2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$0 < \rho = 1 - \chi(\gamma_f) \leq 1, \quad \gamma_f > 1 \quad (20)$$

であり、 $\chi(\gamma_f)$ は $\chi(1) = 1$ 、 $\chi(\infty) = 0$ を満たす γ_f の単調減衰関数である。また、駆動行列 $\mathbf{G}_k$ は次のように生成される。

【数15】

$$\mathbf{G}_k \mathbf{G}_k^T = \chi(\gamma_f) \hat{\Sigma}_{k+1|k} = \frac{\chi(\gamma_f)}{\rho} \hat{\Sigma}_{k|k} \quad (21)$$

ただし、次の存在条件を満たさなければならない。

【数16】

$$\hat{\Sigma}_{i|i}^{-1} = \hat{\Sigma}_{i|i-1}^{-1} + \frac{1 - \gamma_f^{-2}}{\rho} \mathbf{H}_i^T \mathbf{H}_i > 0, \quad i = 0, \dots, k \quad (22)$$

ハイパー H_∞ フィルタの特徴は状態推定のロバスト化と忘却係数 ρ の最適化を同時に行っている点にある。

ハイパー H_∞ フィルタが存在条件を満たすとき、式(14)の不等式は常に満たされる。これより、式(14)の分母の外乱エネルギーが制限される場合、分子の2乗推定誤差の総和は有界となり、ある時刻以降の推定誤差は0にならなければならない。これは、 γ_f を小さく出来れば、状態 $\mathbf{x}_k$ の変化に推定値 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ がより速やかに追従できることを意味する。

ここで、定理1のハイパー H_∞ フィルタのアルゴリズムは通常の H_∞ フィルタ（非特許文献4）のものとは異なることに注意されたい。また、 $\gamma_f \rightarrow \infty$ のとき、 $\rho = 1$ 、 $G_k = 0$ となり、定理1のハイパー H_∞ フィルタのアルゴリズムはカルマンフィルタのアルゴリズムと形式的に一致する。

ハイパー H_∞ フィルタの計算量は $O(N^2)$ であり、このままでは実時間処理には適さない。しかし、観測行列 H_k がシフト特性 $H_{k+1} = [u_{k+1}, H_k(1), H_k(2), \dots, H_k(N-1)]$ をもつとき、計算量 $O(N)$ の高速アルゴリズムが開発されている（非特許文献2、非特許文献3）。

【0016】

定理2（高速 H_∞ フィルタ）

10

観測行列 H_k がシフト特性を満たすとき、 $\Sigma_0 = \varepsilon_0 I > 0$ をもつハイパー H_∞ フィルタは次式によって計算量 $O(N)$ で実行できる。

【数17】

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k-1|k-1} + K_{s,k}(y_k - H_k \hat{x}_{k-1|k-1}) \quad (23)$$

$$K_{s,k} = \frac{K_k(:,1)}{1 + \gamma_f^{-2} H_k K_k(:,1)} \in \mathcal{R}^{N \times 1} \quad (24)$$

$$K_k = m_k - D_k \mu_k \in \mathcal{R}^{N \times 2} \quad (25)$$

$$D_k = [D_{k-1} - m_k W \eta_k][1 - \mu_k W \eta_k]^{-1}$$

$$\eta_k = c_{k-N} + C_k D_{k-1} \quad (26)$$

20

$$\begin{bmatrix} m_k \\ \mu_k \end{bmatrix} = \check{K}_k, m_k \in \mathcal{R}^{N \times 2}, \mu_k \in \mathcal{R}^{1 \times 2} \quad (27)$$

$$\check{K}_k = \begin{bmatrix} S_k^{-1} e_k^T \\ K_{k-1} + A_k S_k^{-1} e_k^T \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$\begin{aligned} S_k &= \rho S_{k-1} + e_k^T W \tilde{e}_k, e_k = c_k + C_{k-1} A_k \\ A_k &= A_{k-1} - K_{k-1} W \tilde{e}_k, \tilde{e}_k = c_k + C_{k-1} A_{k-1} \end{aligned} \quad (29)$$

$$\text{ただし、} C_k = \begin{bmatrix} H_k \\ H_k \end{bmatrix}, W = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -\gamma_f^{-2} \end{bmatrix}$$

30

であり、 $c_k \in \mathcal{R}^{2 \times 1}$ は $C_k = [c_k, \dots, c_{k-N+1}]$ の第一列ベクトルであり、 $c_{k-i} = 0_{2 \times 1}$ 、 $k-i < 0$ と仮定し、初期値は $K_0 = 0_{N \times 2}$ 、 $A_0 = 0_{N \times 1}$ 、 $S_0 = 1/\varepsilon_0$ 、 $D_0 = 0_{N \times 1}$ 、 $x^{\wedge}_0|_0 = 0_{N \times 1}$ と設定する。ここで、 $0_m \times n$ は $m \times n$ 零行列を表す。

このとき、次のスカラー存在条件を満たさなければならない。

【数18】

$$-\varrho \hat{\Xi}_i + \rho \gamma_f^2 > 0, i = 0, \dots, k \quad (30)$$

ここで、 $\varrho, \hat{\Xi}_i$ はそれぞれ次式で定義される。

40

$$\varrho = 1 - \gamma_f^2, \hat{\Xi}_i = \frac{\rho H_i K_{s,i}}{1 - H_i K_{s,i}} = \frac{\rho H_i K_i(:,1)}{1 - (1 - \gamma_f^{-2}) H_i K_i(:,1)} \quad (31)$$

【0017】

4. 本発明の実施の形態の同定法の手段

4. 1 準備

入力信号が $M (\leq N)$ 次のARモデル (autoregressive model) で表わされると仮定し、 $M \times 2$ ゲイン行列から $(N+1) \times 2$ 補助ゲイン行列 $K^U_k = Q^U_k - 1 C^U_k{}^T$ を最適に生成する方法を導出する。

ただし、 Q^U_k は

【数 1 9】

$$\check{Q}_k = \rho \check{Q}_{k-1} + \check{C}_k^T W \check{C}_k \quad (32)$$

と表され、 $C^U_k = [C_k \ c_{k-N}] = [c_k \ C_{k-1}]$ である（非特許文献 2）。

【0 0 1 8】

〔補題 1〕 入力信号が M ($\leq N$) 次の A R モデルで表わされるとき、補助ゲイン行列 K^U_k は次式で与えられる。

【数 2 0】

$$\check{K}_k^N = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \check{K}_{k-N+M-1}^{M-1} \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{N-M} \frac{1}{S_{M,k-i}} \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{i \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-i}^T \\ \mathbf{A}_{k-i}^M \mathbf{e}_{M,k-i}^T \\ \mathbf{0}_{(N-M-i) \times 2} \end{bmatrix} \quad (33) \quad 10$$

ただし、 $\mathbf{e}_{M,k} = c_k + C_{k-1}^M A_k^M$ 、 $C_{k-1}^M = C_{k-1} (\cdot, 1:M)$ 、 $K_{k-N+M-1}^{M-1} = K_{k-N+M-1} (1:M, \cdot)$ である。ここで、 $C_{k-1} (\cdot, 1:M)$ は C_{k-1} の第 1 列～第 M 列までからなる行列を表す。

（証明）「7. 補題の証明」（後述）参照。

【0 0 1 9】

〔補題 2〕 入力信号が M ($\leq N$) 次の A R モデルで表わされるとき、補助ゲイン行列 K^U_k は次式と等価である。

【数 2 1】

$$\check{K}_k^N = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \check{K}_{k-N+M-1}^{M-1} \end{bmatrix} + \mathbf{G}_k^N \quad (34)$$

ただし、

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} \mathbf{G}_k^N \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \mathbf{G}_{k-1}^N \end{bmatrix} + \frac{1}{S_{M,k}} \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M,k}^T \\ \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T \\ \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \end{bmatrix} \\ & \quad - \frac{1}{S_{M,k-N+M-1}} \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T \\ \mathbf{A}_{k-N+M-1}^M \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (35) \quad 30$$

であり、 $\mathbf{G}_0^N = \mathbf{0}_{(N+1) \times 2}$ 、 $K_{k-N+M-1}^U = \mathbf{0}_{(M+1) \times 2}$ 、 $k-N+M-1 \leq 0$ とする。

（証明）「7. 補題の証明」（後述）参照。

【0 0 2 0】

〔補題 3〕 入力信号が M ($\leq N$) 次の A R モデルで表わされるとき、ゲイン行列 K_k は次式で表される。

40

【数 2 2】

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{m}_k - \mathbf{D}_k \boldsymbol{\mu}_k \quad (36)$$

ただし、

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_k &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-M} \\ \mathbf{D}_k^M \end{bmatrix}, \quad \mathbf{D}_k^M = \frac{\mathbf{D}_{k-1}^M - \mathbf{m}_k(N-M+1:N,:) \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}{1 - \boldsymbol{\mu}_k \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}} \\ \boldsymbol{\eta}_{M,k} &= \mathbf{c}_{k-N} + \underline{\mathbf{C}}_k^M \mathbf{D}_{k-1}^M \\ \begin{bmatrix} \mathbf{m}_k \\ \boldsymbol{\mu}_k \end{bmatrix} &= \check{\mathbf{K}}_k^N, \quad \mathbf{m}_k \in \mathcal{R}^{N \times 2}, \boldsymbol{\mu}_k \in \mathcal{R}^{1 \times 2} \\ \underline{\mathbf{C}}_k^M &= \mathbf{C}_k(:, N-M+1:N) \end{aligned} \quad (37)$$

10

ここで、 $\mathbf{m}_k(M:N, :) = [\mathbf{m}_k(M, :)^T, \dots, \mathbf{m}_k(N, :)^T]^T$ であり、 $\mathbf{m}_k(i, :)$ は $\mathbf{m}_k$ の第 i 行ベクトルである。

(証明)「7. 補題の証明」(後述)参照。

【0 0 2 1】

図1に、次数再帰型高速 H_∞ フィルタのゲイン行列の更新についての説明図を示す。

この図に、以上をまとめたものが示される。これより、理論上、

$$\mathbf{K}_{k-N+M-1}(1:M, :) = \mathbf{K}_{k-1}(N-M+1:N, :)$$

となることがわかる。

20

この点を説明すると次の通りである。

$N \times 2$ ゲイン行列 $\mathbf{K}_{k-N+M-1}$ の第1～第 M 行までからなる $\mathbf{K}_{k-N+M-1}^M$ を $\mathbf{A}_{k-i}^M$ と $\mathbf{S}_{M, k-i}$ を用いて外挿し、 $(N+1) \times 2$ 補助ゲイン行列 $\mathbf{K}_k^U$ を生成した後、 $\mathbf{D}_k^M$ を用いて次の時刻のゲイン行列 $\mathbf{K}_k$ を求め、以下これを繰り返す。

【0 0 2 2】

4. 2 次数再帰型高速 H_∞ フィルタの導出

次に最適拡張フィルタゲインをもつ高速 H_∞ フィルタを示す。

【0 0 2 3】

定理3 (次数再帰型高速 H_∞ フィルタ)

入力信号が $M (\leq N)$ 次のARモデルで表されるとき、高速 H_∞ フィルタは次式によって計算量 $3N + O(M)$ で実行できる。

30

【数 2 3】

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{K}_{s,k}(\mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) \quad (38)$$

$$\mathbf{K}_{s,k} = \frac{\mathbf{K}_k(:, 1)}{1 + \gamma_f^{-2} \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k(:, 1)} \in \mathcal{R}^{N \times 1}$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{m}_k - \mathbf{D}_k \boldsymbol{\mu}_k, \quad \mathbf{D}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-M} \\ \mathbf{D}_k^M \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$\mathbf{D}_k^M = \frac{\mathbf{D}_{k-1}^M - \mathbf{m}_k(N-M+1:N,:) \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}{1 - \boldsymbol{\mu}_k^T \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_{M,k}}$$

$$\boldsymbol{\eta}_{M,k} = \mathbf{c}_{k-N} + \underline{\mathbf{C}}_k^M \mathbf{D}_{k-1}^M \quad (40) \quad 10$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{m}_k \\ \boldsymbol{\mu}_k \end{bmatrix} = \check{\mathbf{K}}_k^N, \quad \mathbf{m}_k \in \mathcal{R}^{N \times 2}, \quad \boldsymbol{\mu}_k \in \mathcal{R}^{1 \times 2} \quad (41)$$

$$\check{\mathbf{K}}_k^N = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} \end{bmatrix} + \mathbf{G}_k^N, \quad \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} = \mathbf{K}_{k-N+M-1}(1:M,:) \quad (42)$$

$$\begin{aligned} S_{M,k} &= \rho S_{M,k-1} + \mathbf{e}_{M,k}^T \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \mathbf{e}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_k^M \\ \mathbf{A}_k^M &= \mathbf{A}_{k-1}^M - \mathbf{K}_{k-1}(1:M,:) \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k}, \quad \tilde{\mathbf{e}}_{M,k} = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_{k-1}^M \end{aligned} \quad (43)$$

ここで、 $\mathbf{G}_k^N$ は次のように更新される。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{G}_k^N \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \mathbf{G}_{k-1}^N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T / S_{M,k} \\ \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \end{bmatrix} \\ &\quad - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \\ \mathbf{A}_{k-N+M-1}^M \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T / S_{M,k-N+M-1} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (44)$$

ただし、 $\underline{\mathbf{C}}_k^M = \mathbf{C}_k(:, N-M+1:N)$ 、 $\mathbf{C}_{k-1}^M = \mathbf{C}_{k-1}(:, 1:M)$ 、 $\mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{H}_k \end{bmatrix}$ 、 $\mathbf{W} =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -\gamma_f^{-2} \end{bmatrix} \quad (30)$$

$\mathbf{e}_{f,i} = \mathbf{z}_{i|i}^v - \mathbf{H}_i \mathbf{x}_{i|i}$ 、 $\mathbf{z}_{i|i}^v = \mathbf{H}_i \mathbf{x}_{i|i}^{\wedge}$ であり、 $\mathbf{c}_k \in \mathcal{R}^{2 \times 1}$ は $\mathbf{C}_k = [\mathbf{c}_k, \dots, \mathbf{c}_{k-N+1}]$ の第一列ベクトルであり、 $\mathbf{c}_{k-i} = \mathbf{0}_{2 \times 1}$ 、 $k-i < 0$ とし、初期値は $\mathbf{K}_0 = \mathbf{0}_{N \times 2}$ 、 $\mathbf{G}_0^N = \mathbf{0}_{(N+1) \times 2}$ 、 $\mathbf{A}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $S_{M,0} = 1/\varepsilon_0$ 、 $\mathbf{D}_0^M = \mathbf{0}_{M \times 1}$ 、 $\mathbf{x}_{0|0}^{\wedge} = \mathbf{x}_0^v = \mathbf{0}_{N \times 1}$ と設定した。

【0 0 2 4】

また、次のスカラー存在条件を満たさなければならない。

【数 2 4】

$$-\varrho \hat{\Xi}_i + \rho \gamma_f^2 > 0, \quad i = 0, \dots, k \quad (45)$$

ここで、 $\varrho, \hat{\Xi}_i$ はそれぞれ次式で定義される。

$$\varrho = 1 - \gamma_f^2, \quad \hat{\Xi}_i = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}}{1 - \mathbf{H}_i \mathbf{K}_{s,i}} = \frac{\rho \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)}{1 - (1 - \gamma_f^{-2}) \mathbf{H}_i \mathbf{K}_i(:, 1)} \quad (46)$$

(証明) 補題 1、2、3 を定理 2 に適用すれば得られる。

【0 0 2 5】

4. 3 次数再帰型高速 H_∞ フィルタの実装

図 2 に、次数再帰型高速 H_∞ フィルタのフローチャートを示す。

ただし、計算量削減のため、 $K_{s, k}$ の代わりに、 $K_k(:, 1) / (1 + \gamma_f^{-2} H_k K_k(:, 1))$ を直接用いた。

以下に、次数再帰型高速 H_∞ フィルタの処理について、フローチャートを参照して説明する。[ステップS201、Initialization] 処理部101は、記憶部105から再帰式の初期状態を読み出し、又は初期状態を入力部102から入力し、図示のように定める。

[ステップS203] 処理部101は、時刻 k と最大データ数 L と比較する。なお、 L はあらかじめ定められた最大データ数を示す。処理部101は、時刻 k が最大データ数より大きければ処理を終了し、以下であれば次のステップに進む。(不要であれば条件文を取り除くことができる。または、必要に応じて再スタートを行ってもよい。)

[ステップS205、Input] 処理部101は、入力 u_k を入力部102から入力し、 C^U_k を図示のように設定する。なお、入力 u_k を記憶部105から読み出すようにしてもよい。

[ステップS207、Forward prediction] 処理部101は、変数 $e_{M, k}$ 、 A_k^M 、 $S_{M, k}$ 、 $K_k(1:M, :)$ 等を式(43)により再帰的に決定する。

[ステップS209、Extrapolation] 処理部101は、行列 G_k^N を式(44)により更新し、補助ゲイン行列 K_k^U を式(42)により計算する。

[ステップS211、Partition] 処理部101は、補助ゲイン行列 K_k^U を式(41)により分割する。

[ステップS213、Backward prediction] 処理部101は、変数 D_k^M 及び後方予測誤差 $\eta_{M, k}$ を式(40)により計算する。

[ステップS215、Gain matrix] 処理部101は、ゲイン行列 K_k を式(39)により計算する。

[ステップS217、Filtering] 処理部101は、式(38)により高速 H_∞ フィルタのフィルタ方程式を更新する。ここで、計算量削減のため、フィルタゲイン $K_{s, k}$ として $K_k(:, 1) / (1 + \gamma_f^{-2} H_k K_k(:, 1))$ を直接用いている。

[ステップS219] 処理部101は、時刻 k を進ませて($k = k + 1$)、ステップS203に戻り、データがある限り又は所定回数繰り返し続ける。

なお、処理部101は、 H_∞ フィルタの計算ステップS205～S217等の各ステップで求めた適宜の中間値及び最終値、存在条件の値等を必要に応じて適宜記憶部105に記憶し、また、記憶部105から読み出すようにしてもよい。

また、 $M = N$ のとき、次数再帰型高速 H_∞ フィルタは高速 H_∞ フィルタと完全に一致することに注意されたい。

【0026】

また、図3に、スカラー存在条件のチェックについてのフローチャートを示す。

通常、図2のフローチャートにさらに図3の存在条件のチェック機能が追加される。このステップは、図2又は図4(後述)のフローチャートの適宜のひとつ又は複数のステップや、時刻 k を進ませるステップ(S219)の前後等の適宜のタイミングで、処理部101が実行することができる。EXC(k)は、前述の式(45)の左辺に相当する。

【0027】

4.4 予測変数の計算

図2のExtrapolation(ステップS209)の変数 $e_{M, k-N+M-1}$ 、 $A_{k-N+M-1}^M$ 、 $S_{M, k-N+M-1}$ 、および、 $K_{k-N+M-1}^{U, M-1}$ (= $K_{k-N+M-1}^M = K_{k-N+M-1}(1:M, :)$)の求め方には次の二つの方法がある。

- 1) 各ステップで求めた変数の値を $N-M$ ステップの間メモリ上に保持する。
- 2) 各ステップごとに時刻 $t_{k-N+M-1}$ の変数の値も再度計算する(後述の図4参照)。

【0028】

10

20

30

40

50

通常は、上記１）の方法は、特に、大記憶容量をもつDSP（Digital Signal Processor）に適しており、通常のDSPでは２）の方法が適している場合が多いがいずれの方法を利用してもよい。

【００２９】

次に、図４に、時刻 $t_{k-N+M-1}$ のときの予測変数の値の計算方法についてのフローチャートを示す。

以下に、時刻 $t_{k-N+M-1}$ のときの予測変数の値の計算処理について、フローチャートを参照して説明する。なお、処理部１０１は、フローチャートにより各変数を計算し、図２のフローチャートのステップＳ２０９等を計算する際に各変数を用いる。

〔ステップＳ４０１、Initialization〕処理部１０１は、記憶部１０５から再帰式の初期状態を読み出し、又は初期状態を入力部１０２から入力し、図示のように定める。

〔ステップＳ４０３〕処理部１０１は、時刻 k と最大データ数 L と比較する。なお、 L はあらかじめ定められた最大データ数を示す。処理部１０１は、時刻 k が最大データ数より大きければ処理を終了し、以下であれば次のステップに進む。（不要であれば条件文を取り除くことができる。または、必要に応じて再スタートを行ってもよい。）

〔ステップＳ４０５、Input〕入力 u_k を入力部１０２から入力し、 C^U_k を図示のように設定する。なお、入力 u_k を記憶部１０５から読み出すようにしてもよい。

〔ステップＳ４０７、Forward prediction〕処理部１０１は、変数 $e_{M,k}$ 、 A_k^M 、 $S_{M,k}$ 、 K_{k-1}^M 等を図示のように再帰的に決定する（式（４３）参照）。

〔ステップＳ４０９、Extrapolation〕処理部１０１は、補助ゲイン行列 K_k^U を図示のように計算する（式（４２）参照）。

〔ステップＳ４１１、Partition〕処理部１０１は、補助ゲイン行列 K_k^U を図示のように分割する（式（４１）参照）。

〔ステップＳ４１３、Backward prediction〕処理部１０１は、変数 D_k^M 及び後方予測誤差 $\eta_{M,k}$ を図示のように計算する（式（４０）参照）。

〔ステップＳ４１５、Gain matrix〕処理部１０１は、ゲイン行列 K_k^M を図示のように計算する（式（３９）参照）。

〔ステップＳ４１７〕処理部１０１は、時刻 k を進ませて（ $k=k+1$ ）、ステップＳ４０３に戻り、データがある限り又は所定回数繰り返す続ける。

なお、処理部１０１は、 H_∞ フィルタ計算ステップＳ４０５～Ｓ４１５等の各ステップで求めた適宜の中間値及び最終値、存在条件の値等を必要に応じて適宜記憶部１０５に記憶し、また、記憶部１０５から読み出すようにしてもよい。

【００３０】

４．５ 後方予測誤差

また、数値的安定化のため、後方予測誤差 η_k の代わりに

【数２５】

$$\tilde{\eta}_k = \eta_k + \beta(\eta_k - \rho^{-N} S_k \mu_k^T) \quad (47)$$

を採用することができる。

図５に、数値的に安定化した高速 H_∞ フィルタ（ $M=N$ のときの次数再帰型高速 H_∞ フィルタ）のフローチャートを示す。

ただし、通常は図３の存在条件のチェック機能がこのフローチャートに追加される。また、 β はコントロールパラメータであり、通常 $\beta=1.0$ とする。この安定化法は $M < N$ の場合にも適用できる。

以下に、数値的安定化高速 H_∞ フィルタの処理について、フローチャートを参照して説明する。

〔ステップＳ５０１、Initialization〕処理部１０１は、記憶部１０５から再帰式の初期状態を読み出し、又は初期状態を入力部１０２から入力し、図示のように

10

20

30

40

50

定める。

[ステップS503] 処理部101は、時刻 k と最大データ数 L と比較する。なお、 L はあらかじめ定められた最大データ数を示す。処理部101は、時刻 k が最大データ数より大きければ処理を終了し、以下であれば次のステップに進む。(不要であれば条件文を取り除くことができる。または、必要に応じて再スタートを行ってもよい。)

[ステップS505、Input] 入力 u_k を入力部102から入力し、 C^U_k を図示のように設定する。なお、入力 u_k を記憶部105から読み出すようにしてもよい。

[ステップS507、Forward prediction] 処理部101は、変数 $e_{M,k}$ 、 A_k 、 S_k 、 K_{k-1} 等を図示のように再帰的に決定する(式(43)参照)。

[ステップS509、Extrapolation] 処理部101は、補助ゲイン行列 K^U_k を図示のように計算する(式(42)参照)。

[ステップS511、Partition] 処理部101は、補助ゲイン行列 K^U_k を図示のように分割する(式(41)参照)。

[ステップS513、Stabilized backward prediction] 処理部101は、変数 D_k^M 及び後方予測誤差 $\eta \sim_k$ を図示のように計算する(式(40)参照)。ここで、数値的安定化のため、後方予測誤差 η_k の代わりに $\eta \sim_k$ (式(47))を採用する。

[ステップS515、Gain matrix] 処理部101は、ゲイン行列 K_k を図示のように計算する(式(39)参照)。

[ステップS517、Filtering] 処理部101は、式(38)により高速 H_∞ フィルタのフィルタ方程式を更新する。ここで、計算量削減のため、フィルタゲイン K_s 、 K_k として $K_k(:, 1) / (1 + \gamma_f^{-2} H_k K_k(:, 1))$ を直接用いている。

[ステップS519] 処理部101は、時刻 k を進ませて($k = k + 1$)、ステップS503に戻り、データがある限り又は所定回数繰り返し続ける。

なお、処理部101は、 H_∞ フィルタの計算ステップS505～S517等の各ステップで求めた適宜の中間値及び最終値、存在条件の値等を必要に応じて適宜記憶部105に記憶し、また、記憶部105から読み出すようにしてもよい。

【0031】

5. 比較結果

次に、図12に、高速 H_∞ フィルタ(FHF)と次数再帰型高速 H_∞ フィルタ(order-recursive fast H_∞ filter: OR-FHF)の計算量を比較した結果の図を示す。

ただし、この結果は式通りに計算を行った場合であり、工夫することによりさらに計算量は削減できる。また、スカラーによるベクトルの割り算は、スカラーの逆数をとることにより掛け算としてカウントできる。

これより、 $M \ll N$ のとき、次数再帰型高速 H_∞ フィルタに必要な乗算回数は約 $3N$ となり、高速 H_∞ フィルタと比べて大幅に計算量を削減できることがわかる。

【0032】

6. エコーキャンセラ

6. 1 準備

以下に、実施の形態として、エコーキャンセラの例を取り上げ、本同定アルゴリズムの動作を確認する。その前に、エコーキャンセラについて簡単に説明する。

図6に、通信系とエコーについての説明図を示す。

国際電話など長距離電話回線では、信号増幅などの理由から4線式回線が用いられている。一方、加入者回線は比較的短距離なので2線式回線が使用されている。2線式回線と4線式回線の接続部には図のようにハイブリッドトランスが導入され、インピーダンス整合が行われている。このインピーダンス整合が完全であれば、話者Bからの信号(音声)は話者Aのみに到達する。しかし、一般に整合は完全にはできず、受信信号の一部は4線式回線に漏れ、増幅された後、再び受信者(話者A)に戻ると云った現象が起こる。これがエコー(echo)である。エコーは伝送距離が長くなるにつれて(遅延時間が長くな

10

20

30

40

50

るにつれて）影響が大きくなり、著しく通話の品質を劣化させる（パルス伝送においては近距離であってもエコーによる通話品質の劣化は問題となることがある）。

【0033】

そこで、図7に、エコーキャンセラの原理図を示す。

図示のようにエコーキャンセラ（echo canceller）を導入し、直接観測可能な受信信号とエコーを用いてエコーパスのインパルス応答を逐次推定し、それを利用して得た疑似エコーを実際のエコーから差し引くことによってエコーを打ち消し、その除去を図っている。

【0034】

エコーパスのインパルス応答の推定は、残留エコー e_k の平均2乗誤差が最小になるように行われる。このとき、エコーパスの推定を妨害する要素は、回線雑音と話者Aからの信号（音声）である。一般に、話者2人が同時に話し始めた（ダブルトーク）ときはインパルス応答の推定を中断する。また、例えば、ハイブリッドトランスのインパルス応答長は50 [ms] 程度なので、サンプリング周期を125 [μs] とするとエコーパスのインパルス応答の次数は実際は400程度となる。

次に、このエコーキャンセリング問題の数理モデルを作成する。まず、受信信号 $\{u_k\}$ がエコーパスへの入力信号となることを考慮すれば、エコーパスのインパルス応答 $\{h_i[k]\}$ により、エコー $\{d_k\}$ の観測値 $\{y_k\}$ は次式で表される。

【数26】

$$y_k = d_k + v_k = \sum_{i=0}^{N-1} h_i[k] u_{k-i} + v_k, \quad k=0,1,2,\dots \quad (48)$$

ここで、 u_k 、 y_k はそれぞれ時刻 $t_k (=kT; T$ は標本化周期) における受信信号とエコーの観測値を表し、 v_k は時刻 t_k における平均値0の回線雑音とし、タップ数 N は既知とする。このとき、インパルス応答の推定値 $\{\hat{h}_i[k]\}$ が時々刻々得られれば、それを用いて次のように疑似エコーが生成される。

【数27】

$$\hat{d}_k = \sum_{i=0}^{N-1} \hat{h}_i[k] u_{k-i}, \quad k=0,1,2,\dots \quad (49)$$

これをエコーから差し引けば ($y_k - \hat{d}_k \rightarrow 0$)、エコーをキャンセルすることができ。ただし、 $k-i < 0$ のとき $u_{k-i} = 0$ とする。

以上より、キャンセリング問題は直接観測可能な受信信号 $\{u_k\}$ とエコーの観測値 $\{y_k\}$ からエコーパスのインパルス応答 $\{h_i[k]\}$ を逐次推定する問題に帰着できる。

一般に、エコーキャンセラに H_∞ フィルタを適用するには、まず式(48)を状態方程式と観測方程式からなる状態空間モデルで表現しなければならない。そこで、 $\{h_i[k]\}$ を状態変数 x_k とし、 w_k 程度の変動を許容すれば、エコーパスに対して次の状態空間モデルを立てることができる。

【数28】

$$x_{k+1} = x_k + G_k w_k, \quad x_k, w_k \in \mathcal{R}^N \quad (50)$$

$$y_k = H_k x_k + v_k, \quad y_k, v_k \in \mathcal{R} \quad (51)$$

$$z_k = H_k x_k, \quad z_k \in \mathcal{R}, H_k \in \mathcal{R}^{1 \times N} \quad (52)$$

ただし、

$$x_k = [h_0[k], \dots, h_{N-1}[k]]^T, \quad w_k = [w_k(1), \dots, w_k(N)]^T$$

$$H_k = [u_k, \dots, u_{k-N+1}]$$

【0035】

6.2 動作の確認

10

20

30

40

50

図13は、エコーパスのインパルス応答を示す図である。

エコーパスのインパルス応答が時間的に不変であり ($h_i[k] = h_i$)、かつ、例えば、そのタップ数 N が 64 である場合について、シミュレーションを用いて本高速アルゴリズムの動作を確認する。このとき、エコーの観測値 y_k は次式で表される。

【数29】

$$y_k = \sum_{i=0}^{63} h_i u_{k-i} + v_k \quad (53)$$

ただし、インパルス応答 $\{h_i\}_{i=0}^{23}$ は図13の値を採用し、その他 $\{h_i\}_{i=24}^{63}$ は 0 とする。また、 v_k は平均値 0、分散 $\sigma_v = 1.0 \times 10^{-4}$ の定常なガウス白色雑音とし、標本化周期 T を便宜上 1.0 とする。

10

また、受信信号 $\{u_k\}$ は次のように 2 次の AR モデルで近似する。

【数30】

$$u_k = \alpha_1 u_{k-1} + \alpha_2 u_{k-2} + w'_k \quad (54)$$

ただし、 $\alpha_1 = 0.7$ 、 $\alpha_2 = 0.1$ とし、 w'_k は平均値 0、分散 $\sigma_{w'}^2 = 0.04$ の定常なガウス白色雑音とする。

【0036】

図8は、 $M=2$ のときの次数再帰型高速 H_∞ フィルタによるインパルス応答の推定結果 (性能評価) を示す図である (この例では、 $N=64$ 、 $M=2$ 、 $\gamma_f = 10.0$)。

20

ここで、図8(a)は $k=256$ のときのインパルス応答の推定値 ($\hat{x}_{256|256}$) を表し (破線が真値)、図8(b)はその収束特性を表す。ただし、図8(b)の縦軸は $\|x_k - \hat{x}_{k|k}\|^2 = \sum_{i=0}^{63} (h_i - \hat{x}_{k|k}(i+1))^2$ を表す。これより、次数再帰型高速 H_∞ フィルタによってシステムのインパルス応答が良好に推定出来ていることがわかる。ただし、 $\rho = 1 - \chi(\gamma_f)$ 、 $\chi(\gamma_f) = \gamma_f^{-2}$ 、 $\hat{x}_{0|0} = 0$ 、 $\gamma_f = 10.0$ 、 $\Sigma_{1|0} = \varepsilon_0 I$ 、 $\varepsilon_0 = 10.0$ とし、計算は MATLAB (倍精度) で行った。

図9に、音声入力に対する次数再帰型高速 H_∞ フィルタの収束特性図を示す (この例では、 $N=512$ 、 $M=20$ 、 $\gamma_f = 54.0$)。

ここで、未知システムのインパルス応答の次数は 512 とし、音声は 20 次の AR モデルと仮定した。また、 $\gamma_f = 54.0$ 、 $\varepsilon_0 = 1.0$ とし、計算は MATLAB (倍精度) で行った。これより、入力が音声の場合でも、次数再帰型高速 H_∞ フィルタは良好な性能を示すことがわかる。

30

図10に、存在条件の比較の図を示す。この図では、高速 H_∞ フィルタ ($M=N$ の次数再帰型高速 H_∞ フィルタ) (図10(a)) と数値的安定化高速 H_∞ フィルタ (図10(b)) に対するスカラー存在条件の左辺 ($EXC(k)$) の値の時間的変化の図をそれぞれ示す (この例では、 $N=256$ 、 $\gamma_f = 42.0$)。

これより、高速 H_∞ フィルタの場合、45000 ステップの当たりで $EXC(k)$ の値が負となり、フィルタは停止している。一方、数値的安定化高速 H_∞ フィルタでは、この区間で $EXC(k)$ は常に正の値を保っており、存在条件が満たされている。ただし、計算は単精度で行い、それぞれの入力には同じ音声信号を用いた。

40

【0037】

7. 補題の証明

7.1 補題1の証明

状態ベクトルの次元が M のとき、式 (28) より次式が得られる。

【数31】

$$\check{K}_k^M = \begin{bmatrix} 0_{1 \times 2} \\ \check{K}_{k-1}^{M-1} \end{bmatrix} + \frac{1}{S_{M,k}} \begin{bmatrix} e_{M,k}^T \\ A_k^M e_{M,k}^T \end{bmatrix} \quad (55)$$

これを次元が $M+1$ の場合に適用すると補助ゲイン行列 $K_k^{U_{M+1}}$ が得られる。

50

【数 3 2】

$$\check{\mathbf{K}}_k^{M+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \check{\mathbf{K}}_{k-1}^M \end{bmatrix} + \frac{1}{S_{M+1,k}} \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M+1,k}^T \\ \mathbf{A}_k^{M+1} \mathbf{e}_{M+1,k}^T \end{bmatrix} \quad (56)$$

一方、入力信号がM次のARモデルで表現できるとき、 $m \geq M$ に対して、 $\mathbf{e}_{m,k} = \min \{\mathbf{e}_{m,k}\}$ 、 $\tilde{\mathbf{e}}_{m,k} = \min \{\tilde{\mathbf{e}}_{m,k}\}$ となる。これより、

【数 3 3】

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_{m,k} &= \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^m \mathbf{A}_k^m = \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_k^M = \mathbf{e}_{M,k} \\ \tilde{\mathbf{e}}_{m,k} &= \mathbf{c}_k + \mathbf{C}_{k-1}^M \mathbf{A}_{k-1}^M = \tilde{\mathbf{e}}_{M,k} \\ \mathbf{A}_k^m \mathbf{e}_{m,k}^T &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T \\ \mathbf{0}_{(m-M) \times 1} \end{bmatrix} \\ S_{m,k} &= S_{M,k} = \rho S_{M,k-1} + \mathbf{e}_{M,k}^T \mathbf{W} \tilde{\mathbf{e}}_{M,k} \end{aligned} \quad (57)$$

となる。このとき、

$$\check{\mathbf{Q}}_k^{M+1} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ \mathbf{A}_{k-1}^M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ S_{M,k-1} \\ \mathbf{0}_M \end{bmatrix}$$

が成り立つ。よって、次式が得られる。

【数 3 4】

$$\begin{aligned} \check{\mathbf{K}}_k^{M+1} &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \check{\mathbf{K}}_{k-1}^M \end{bmatrix} + \frac{1}{S_{M,k}} \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M,k}^T \\ \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \check{\mathbf{K}}_{k-2}^{M-1} \end{bmatrix} + \frac{1}{S_{M,k-1}} \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-1}^T \\ \mathbf{A}_{k-1}^M \mathbf{e}_{M,k-1}^T \end{bmatrix} + \frac{1}{S_{M,k}} \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M,k}^T \\ \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

同様にNまで繰り返せば、結局補助ゲイン行列 $\mathbf{K}_k^U$ は

【数 3 5】

$$\check{\mathbf{Q}}_k^N \begin{bmatrix} \mathbf{0}_i \\ 1 \\ \mathbf{A}_{k-i}^M \\ \mathbf{0}_{N-M-i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_i \\ S_{M,k-i} \\ \mathbf{0}_M \\ \mathbf{0}_{N-M-i} \end{bmatrix}$$

すなわち、

$$\check{\mathbf{Q}}_{k-i}^M \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{A}_{k-i}^M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_{M,k-i} \\ \mathbf{0}_M \end{bmatrix}$$

を満たす $\mathbf{A}_{k-i}^M$ 、 $S_{M,k-i}$ を用いて次のように表すことができる。

【数 3 6】

$$\check{\mathbf{K}}_k^N = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \check{\mathbf{K}}_{k-N+M-1}^{M-1} \end{bmatrix} + \sum_{i=0}^{N-M} \frac{1}{S_{M,k-i}} \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{i \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-i}^T \\ \mathbf{A}_{k-i}^M \mathbf{e}_{M,k-i}^T \\ \mathbf{0}_{(N-M-i) \times 2} \end{bmatrix}$$

【0 0 3 8】

7. 2 補題 2 の証明

補助変数 $\mathbf{G}_k^N$ を

10

20

30

40

50

【数 3 7】

$$\mathbf{G}_k^N = \sum_{i=0}^{N-M} \frac{1}{S_{M,k-1}} \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{i \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-i}^T \\ \mathbf{A}_{k-i}^M \mathbf{e}_{M,k-i}^T \\ \mathbf{0}_{(N-M-i) \times 2} \end{bmatrix}$$

と定義する。このとき、 $\mathbf{G}_k^N(i-1, :) = \mathbf{G}_{k-1}^N(i, :)$ に注意すれば

【数 3 8】

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} \mathbf{G}_k^N \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 2} \\ \mathbf{G}_{k-1}^N \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{S_{M,k}} \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{M,k}^T \\ \mathbf{A}_k^M \mathbf{e}_{M,k}^T \\ \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \end{bmatrix} - \frac{1}{S_{M,k-N+M-1}} \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N-M+1) \times 2} \\ \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T \\ \mathbf{A}_{k-N+M-1}^M \mathbf{e}_{M,k-N+M-1}^T \end{bmatrix} \end{aligned} \quad 10$$

となる。これより、式 (3 5) が成り立つ。よって、補助ゲイン行列 $\mathbf{K}_k^U$ は式 (3 4) (式 (4 2)) と等価である。

【0 0 3 9】

7. 3 補題 3 の証明

入力信号が $M (\leq N)$ 次の A R モデルで表わされるとき、

【数 3 9】

$$\begin{aligned} \eta_k &= \mathbf{c}_{k-N} + \mathbf{C}_k \mathbf{D}_{k-1} = \mathbf{c}_{k-N} + \underline{\mathbf{C}}_k^M \mathbf{D}_{k-1}^M \\ \check{\mathbf{Q}}_{k-N+M}^M \begin{bmatrix} \mathbf{D}_k^M \\ 1 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{0}_M \\ (\mathbf{F}_k^M)^{-1} \end{bmatrix} \\ \left(\check{\mathbf{Q}}_k^N \begin{bmatrix} \mathbf{D}_k \\ 1 \end{bmatrix} = \check{\mathbf{Q}}_k^N \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-M} \\ \mathbf{D}_k^M \\ 1 \end{bmatrix} \right) \end{aligned} \quad (58) \quad 20$$

となることに注意すれば、非特許文献 2 と同様な方法で式 (3 6) と式 (3 7) が得られる。

【産業上の利用可能性】

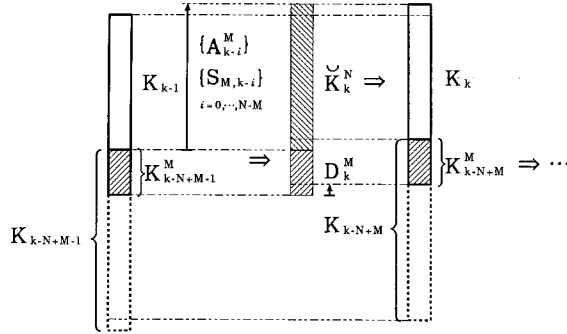
30

【0 0 4 0】

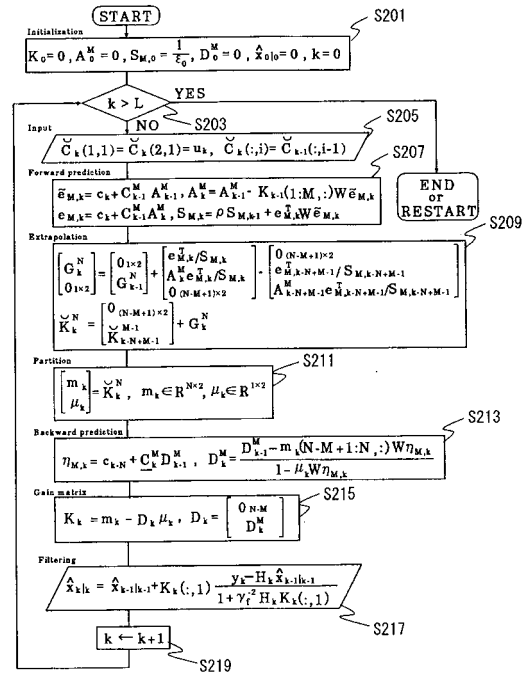
本発明の高速同定方法は、大規模な音響系や通信系の同定に適用可能であり、拡声器やテレビ会議システムなどにおける音響エコーキャンセラやアクティブノイズ制御、音場再生などに有効である。また、数値的安定化法の開発により、単精度でもより安定に動作可能となり、低コストでより高い性能が実現できる。

通常の民間の通信機器などでは、一般にコストと速度の面から単精度で計算が行われる場合が多い。このため、本発明は実用的な高速同定方法として様々な産業分野にその効果をもたらすであろう。

【図 1】

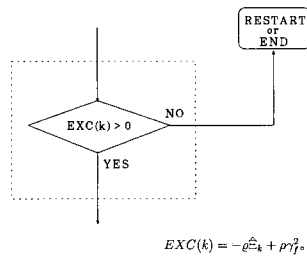


【図 2】



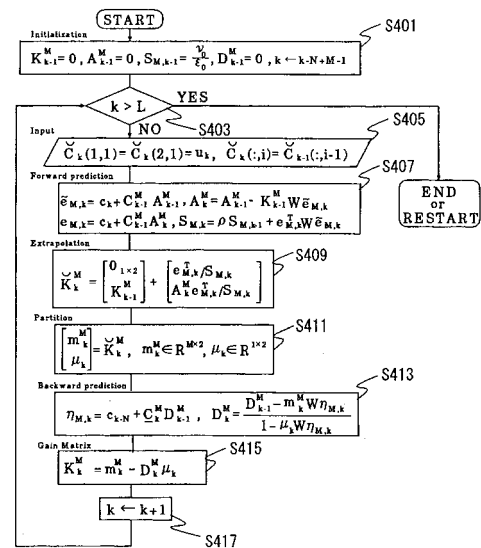
$$C_k^M = \check{C}_k(:, N-M+1:N), C_{k-1}^M = \check{C}_k(:, 2:M+1), H_k = \check{C}_k(1, 1:N).$$

【図 3】



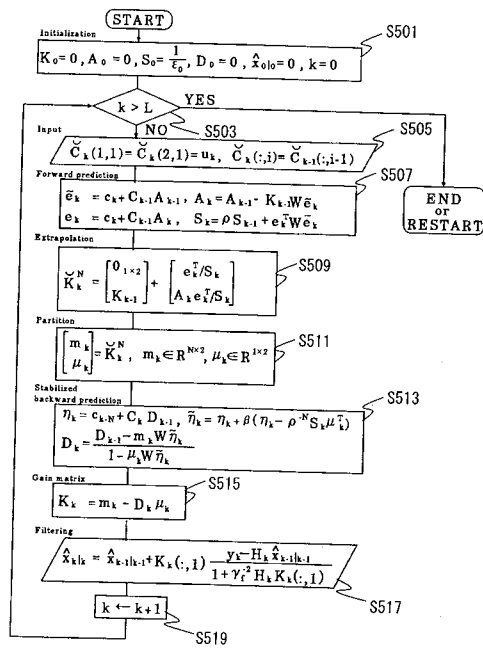
$$EXC(k) = -\rho \hat{e}_k + \rho \gamma_f^2.$$

【図 4】



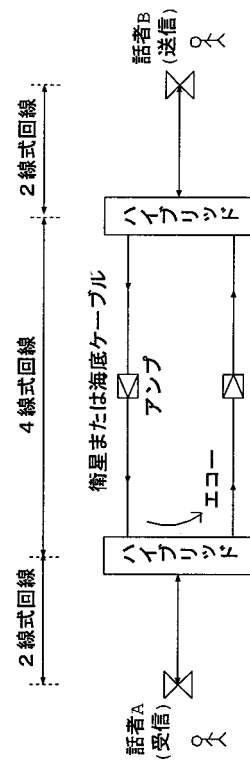
$$C_{k-1}^M = \check{C}_k(:, 2:M+1), C_k^M = \check{C}_k(:, 1:M).$$

【図 5】

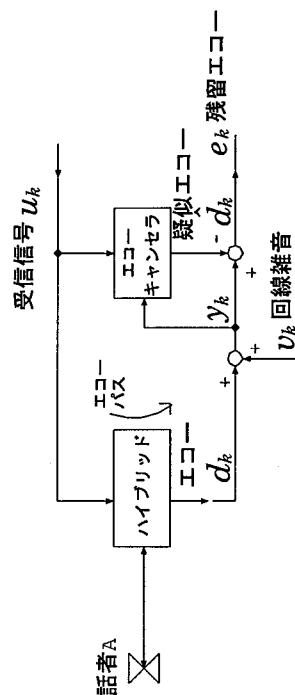


$$C_{k-1} = \check{C}_k(:, \ell : N + 1), C_k = \check{C}_k(:, 1 : N), H_k = \check{C}_k(1, 1 : N).$$

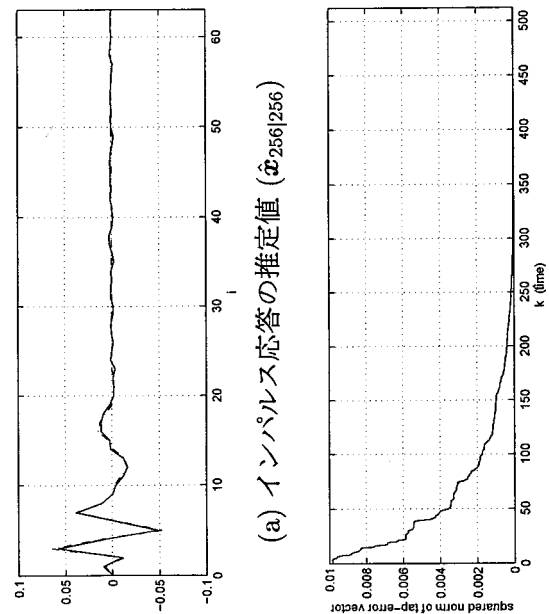
【図 6】



【图 7】

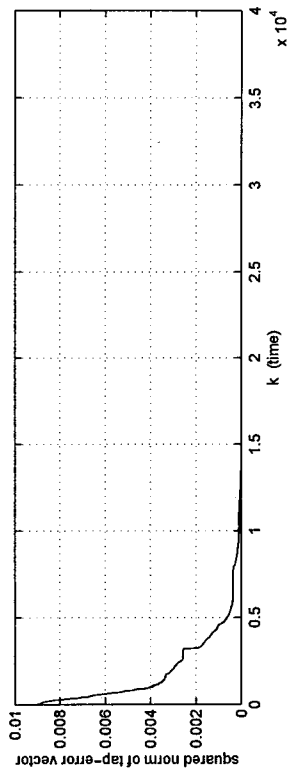


【图 8】

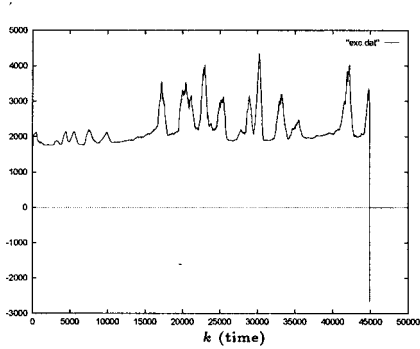


(b) タップ誤差の収束特性

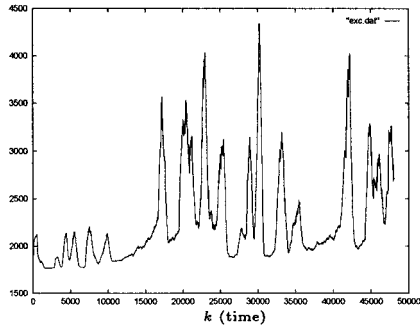
【図 9】



【図 10】

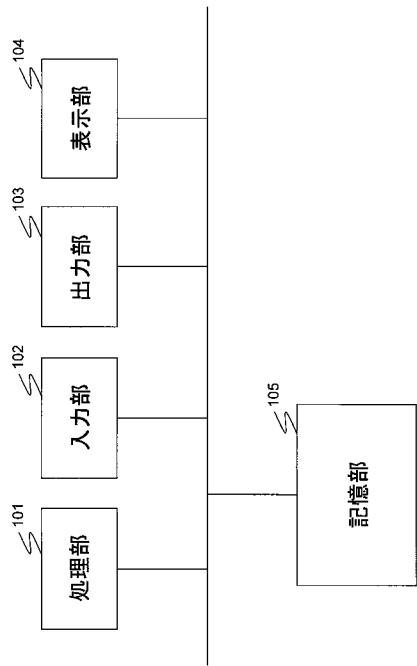


(a) 高速 H_{∞} フィルタ



(b) 数値的安定化高速 H_{∞} フィルタ

【図 11】



【図 12】

	Mul.	Dev.
FHF	$26N + 13$	$2N + 3$
OR-FHF	$3N + 26M + 13$	$5M + 5$

h_0	h_1	h_2	h_3	h_4	h_5
0.0	0.008	-0.012	0.064	0.013	-0.052
h_6	h_7	h_8	h_9	h_{10}	h_{11}
-0.007	0.039	0.011	0.0	-0.002	-0.009
h_{12}	h_{13}	h_{14}	h_{15}	h_{16}	h_{17}
-0.016	-0.013	-0.001	0.004	0.015	0.013
h_{18}	h_{19}	h_{20}	h_{21}	h_{22}	h_{23}
0.007	0.0	-0.001	-0.002	-0.001	0.0