ベクトル型忘却係数を用いたパラメータ 逐次推定とその実プラントへの適用[†]

芳 谷 直 治*

A Recursive Parameter Estimation with a Vector-Type Forgetting Factor and Its Application to a Real Plant

Naoharu YOSHITANI*

A new algorithm of recursive parameter estimation is proposed. The algorithm is based on the recursive least squares method and employs a vector-type variable forgetting factor, each element of which corresponds to one unknown parameter. The convergence of the algorithm is proved under deterministic circumstances. The application of the UD factorization is also studied.

The proposed algorithm is advantageous over the conventional one in such a situation when the plant includes more than one time-varying unknown parameters and their rates of change are different. This fact is confirmed by a numerical simulation, by an experiment using a pilot plant of a heat exchanger, and through the application to a heating furnace of a continuous annealing line.

Key Words: recursive parameter estimation, forgetting factor, recursive least squares, modeling, process control

1. 序 論

プラントのモデル式などに含まれる未知パラメータの逐次推定においては、逐次型最小2乗法に立脚し、単一のスカラー値である忘却係数 (forgetting factor) を用いる方式が、推定性能が優れていると認められ、広く用いられている¹⁾。適応ゲイン行列のトレース値を一定に保つ固定トレース法も、単一のスカラー忘却係数を用いるため、この方式に含まれる。

しかしながら従来この方式は、未知パラメータが複数の場合、パラメータごとの収束速度の調整が不可能である。したがってパラメータが時間的に変化して、かつパラメータごとにその値の変化速度や変化の頻度が大きく異なる場合、上記従来方式を用いると、真値はほとんど変化しないパラメータの推定値が、他のパラメータ変動の影響により大きく変動するなど、パラメータ推定値の真値への追従性や収束性に、問題の生じることがある。現実の世界では、このような問題はしばしば発生する。

この問題を解決するために本論文では、逐次型最小2乗法に立脚した未知パラメータ逐次推定において、忘却係数をベクトル型として、その各要素を未知パラメータと1対1に対応させ、かつ時間的に変化させる推定方式を提案し^{2),3)}、その収束性の考察、数値例でのシミュレーション、およびモデルプラントと実プラントへの適用結果について記す。

2. パラメータ逐次推定アルゴリズム

まず対象とするモデル式を、未知パラメータに関して線形な離散形で表わす。

$$y(t) = \theta(t)^T \phi(t) \quad (1)$$

ただし

$$\begin{aligned} \theta(t) &= [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]^T \\ \phi(t) &= [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n]^T \end{aligned}$$

ここで t は時刻 (サンプリング周期を単位とする)、 $y(t)$ 、 $\phi(t)$ は時刻 t において値が既知である変数、 $\theta(t)$ は未知パラメータとする。

θ の推定値 $\hat{\theta}$ を求めるために、本論文で提案するアルゴリズムは、逐次型最小2乗法に立脚しており、以下にそれを示す。

[†] 第6回適応制御シンポジウムで発表 (1986・2)

* 新日本製鐵(株)電子・制御研究開発センター
北九州市八幡東区枝光 1-1-1

* Electronics and Control Systems R & D Labs.,
Nippon Steel Corporation, Kitakyushu
(Received October 3, 1988)
(Revised February 6, 1989)

ベクトル型忘却係数を用いた、逐次推定アルゴリズム

データの初期設定: $\hat{\theta}(0) \in R^{n \times 1}$; $P(0) \in R^{n \times n}$; c ; $q_1, q_2, \dots, q_n$; $\lambda_{\min}$ の値を定める.

ここで $\hat{\theta}(0)$, $P(0)$ は, パラメータ推定値 $\hat{\theta}$ と適応ゲイン行列 P の初期値であり, c は一般に大きな正数とする. $P(0)$ は $\text{trace}(P(0)) \leq c$ となるように値を定める. $q_i (i=1, 2, \dots, n)$ は新しく取り入れた, 未知パラメータの変動割合を表すパラメータ変動指数 (説明後述) であり, 適当な正数とする. $\lambda_{\min}$ は忘却係数の下限値であり, $0 < \lambda_{\min} \leq 1$ を満たすものとする.

以下, 各サンプリング時刻 $t=1, 2, \dots$ ごとに, 下記の (2)~(9) 式の計算を行う.

$$\varepsilon(t) = y(t) - \hat{\theta}(t-1)^T \phi(t) \quad (2)$$

$$w(t) = \phi(t)^T P(t-1) \phi(t) \quad (3)$$

$$k(t) = \{1 + w(t)\}^{-1} P(t-1) \phi(t) \quad (4)$$

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + k(t) \varepsilon(t) \quad (5)$$

$$\lambda_i(t) = \sqrt{1 - \frac{q_i \varepsilon(t)^2}{1 + w(t)}} \quad (6)$$

($i=1, 2, \dots, n$)

ただし上式の $\sqrt{\quad}$ の内部の値の下限値は $\lambda_{\min}^2$ とする.

$$A(t) = \text{diag}\{1/\lambda_i(t)\} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

$$W(t) = \{I - k(t) \phi(t)^T\} P(t-1) \quad (8)$$

$$\left. \begin{aligned} P(t) &= A(t) W(t) A(t) \\ &\quad (\text{trace}\{W(t)\} \leq c \text{ のとき}) \\ &= W(t) \quad (\text{上記以外}) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

以上の式において, ε は y の推定誤差, k は $\hat{\theta}$ の修正ゲインベクトル, $\lambda_i(t) (i=1, 2, \dots, n)$ は, ベクトル型忘却係数, I は単位行列, 添字 T は転置を表わす. 本方式と通常の逐次型最小 2 乗法との違いは, (6)~(9) 式にあり, $A=I$, $P=W$ のときのみ両者は一致する. 本方式の第一の特徴としては (6) 式においてパラメータ変動指数 q_i を用いる点があげられ, これは従来の方法には見られないものである. 以下各信号成分 $\phi_i(t) (i=1, \dots, n)$ の分散, およびその変動の分散はほぼ同程度と仮定して, q_i の効果について説明する.

q_i は (6) 式における λ_i の計算に用いられ, y の推定誤差 $\varepsilon(t) \neq 0$ のときは, q_i の値に依存して λ_i は $[\lambda_{\min}, 1]$ の間で種々異なる値をとりうる. この λ_i は適応ゲイン行列 $P(t)$ の更新式 (9) において, $p_{ij}(t) = (\lambda_i \lambda_j)^{-1} w_{ij}(t)$ のように使用される. ここで p_{ij}, w_{ij} はおのおの, 行列 P, W の (i, j) 要素 ($i, j=1, \dots, n$) を表わす. すなわち λ_i が小さいほど $|p_{ij}(t)| (=|p_{ji}(t)|)$ は大きくなり, (4), (5) 式よりこれは, $\hat{\theta}$ の各要素の中でとりわけ i 番目要素 $\hat{\theta}_i$ の修正量を大きくすることを意味する. したがって $\hat{\theta}_i$ の変化速度は

λ_i に依存する. 前述のように λ_i の値は $\varepsilon(t) \neq 0$ のとき q_i に依存するから, 結局本方式では, q_i の値を種々変えることにより, $\hat{\theta}_i$ の変化速度を種々調節することができ, 各パラメータごとに異なる変化速度の設定が可能である. この特性はつぎのように利用できる. すなわち, 理論的考察やあるいは統計的解析によって, ある一つのパラメータ θ_j が, 他のパラメータ $\theta_k (k=1, 2, \dots, n; k \neq j)$ よりも, 値の変化速度, あるいは変化の頻度が大きいことが, 前もって知られている場合は, 推定値 $\hat{\theta}_j$ の変化速度を他より大きくすることが望ましい. このためには, $\lambda_j < \lambda_k$ とすれば良く, $q_j > q_k$ と設定することにより実現できる. これで真値 θ_j の変化に対する $\hat{\theta}_j$ の追従性は良好となる一方, 他の $\hat{\theta}_k$ は θ_j の変化に影響されにくくなる. 逆に θ_j の変化速度, あるいは変化の頻度が他より小さいときは, $q_j < q_k$ と設定すれば良い. すなわち $q_i (i=1, \dots, n)$ は, 未知パラメータ θ_i の変動に関する事前情報に基いて設定される.

ただしこの事前情報の信頼度が低いときは, 本来は θ_j のほうが θ_k よりも大きく変化するにもかかわらず, その逆と推測して $q_j < q_k$ と設定することも起こりうる. この場合はパラメータ推定性能は従来の単一のスカラー忘却係数を用いる方式よりも悪化する可能性が大きい. このような危険を小さくするためには, 事前情報の信頼度が低いと思われるときは各 q_i の値に大きな差をつけるべきではない.

また第二の特徴として, (6) 式によって忘却係数 $\lambda_i(t)$ の値を時間的に変化させている点があげられる.

この計算式は, 文献 4), 5) で提案された式に基づいている (ただし文献 4), 5) においては, 忘却係数は単一のスカラー値である). これにより, y の推定誤差 ε の大きさに従って, $\hat{\theta}$ の変化速度 (適応速度) を自動的に調節する. たとえば $|\varepsilon(t)|$ が大きくなった場合は, $\hat{\theta}$ の値が真値 θ からずれたと見なし, 忘却係数を小さくして P の各要素の大きさを増加させることにより, $\hat{\theta}$ の変化速度を大きくする.

本推定方式において, $q_i=0 (i=1, 2, \dots, n)$ と設定すれば $\lambda_i=1$ となり, 忘却係数を用いない逐次型最小 2 乗法に等しくなる. また q_i の値をすべて等しく設定すれば, λ_i の値もすべて等しくなり, 従来の単一の忘却係数を用いる方式と同一になる.

本推定方式は, 未知パラメータを状態変数にとれば, カルマンフィルタの一種と見なすことができる. この場合パラメータ変動の推定共分散行列

$$R(t) = \{\text{cov}\{\theta(t+1) - \theta(t)\}\}$$

が本方式では

$$R(t) = v(t) \{ \Lambda(t) W(t) \Lambda(t) - W(t) \} \\ \cdot (\text{trace} \{ W(t) \} \leq c)$$

と表わされ、非対角項も含めて時間的に変化する点
が、 $R(t)$ を定数対角行列とする、従来の一般のカル
マンフィルタによるパラメータ推定と異なる。ここで
 $v(t)$ は $y(t)$ に加わる観測雑音の分散推定値（正数）
とする。

ところで上式より、 $\theta_i(t)$ の変動の分散推定値 $r_{ii}(R(t))$ の (i, i) 要素は、 $r_{ii}(t) = v(t)(\lambda_i^2 - 1)w_{ii}(t)$ であるから、 λ_i が小さいほどカルマンフィルタにおけるこの分散推定値は大きくなり、 $\hat{\theta}_i$ の修正ゲインを大きくすることがわかる。

3. 確定的環境におけるアルゴリズムの収束性について

以下の前提条件 A1～A4 を考える。

A1：パラメータ真値 θ は一定。

A2：ノイズは存在しない。

A3： $y(t)$ 、 $\phi(t)$ は有界である。

A4： $\phi_i(t)$ ($i=1, \dots, n$) は持続的に互いに独立である（すなわち $\phi(t)$ は Persistently Exciting (PE) である）。

以上の条件の中で A1～A3 が成立するとき、前章の逐次推定アルゴリズムは収束する。すなわち下記の B1～B3 が成立する。

B1： $\varepsilon(t) \rightarrow 0$ ($t \rightarrow \infty$)

B2： $\lambda_i(t) \rightarrow 1$ ($i=1, 2, \dots, n$; $t \rightarrow \infty$)

B3： $\hat{\theta}(t) - \hat{\theta}(t-1) \rightarrow 0$ ($t \rightarrow \infty$)、 $\hat{\theta}(t)$ は有界。

さらに条件 A4 も成立するときパラメータは真値に収束する。すなわち下記の B4 が成立する。

B4： $\hat{\theta}(t) \rightarrow \theta$ ($t \rightarrow \infty$)

A4 と B1 とが成立すれば B4 の成立は明らかである。

以下 A1～A3 が成立するときの B1～B3 の成立を証明する^{2), 3)}。

忘却係数が単一のスカラー値であるときの類似の証明は文献 5) で行われており、ここでの証明は、文献 5) の証明を忘却係数がベクトル型の場合へ拡張したものである。

まず変数 $\hat{\theta}(t) \in R^{n \times 1}$ 、 $\bar{\Lambda}(t) \in R^{n \times n}$ を次式で定義する。

$$\hat{\theta}(t) = \theta - \hat{\theta}(t) \quad (10)$$

$$\bar{\Lambda}(t) = \Lambda(t) \quad (\text{trace} \{ W(t) \} \leq c \text{ の場合}) \quad (11) \\ = I \quad (\text{上記以外})$$

ここでつぎの各式が成立することが容易に導かれる。

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) - k(t)\varepsilon(t) \quad (12)$$

$$= [I - \{1 + w(t)\}^{-1} P(t-1) \phi(t) \phi(t)^T] \hat{\theta}(t-1) \quad (13)$$

$$P(t) = \bar{\Lambda}(t) [I - \{1 + w(t)\}^{-1} P(t-1) \phi(t) \phi(t)^T] \\ \cdot P(t-1) \bar{\Lambda}(t) \quad (14)$$

したがって

$$\bar{\Lambda}(t) P(t)^{-1} \bar{\Lambda}(t) \hat{\theta}(t) = P(t-1)^{-1} \hat{\theta}(t-1) \quad (15)$$

逆行列補助定理を用いると

$$P(t)^{-1} = \bar{\Lambda}(t)^{-1} [P(t-1)^{-1} + \phi(t) \phi(t)^T] \bar{\Lambda}(t)^{-1} \quad (16)$$

(16) 式より、 $P(0)$ が正定値であれば、 $P(t)$ もすべての t に対して正定値であることがわかる。

つぎに変数 $v(t)$ を次式で定義する。

$$v(t) = \hat{\theta}(t)^T P(t)^{-1} \hat{\theta}(t) \quad (17)$$

上記定義式より、下記の命題が成立する。

[命題 1] すべての t に対して下式が成立する。

$$\textcircled{1} \quad \varepsilon(t) = \phi(t)^T \hat{\theta}(t-1) \quad (18)$$

$$\textcircled{2} \quad v(t) - v(t-1) \leq -\varepsilon(t)^2 \{1 + w(t)\}^{-1} \quad (19)$$

(証明) $\textcircled{1}$: (1), (2), (10) 式より明らかである。

$\textcircled{2}$: $P(t)^{-1}$ は正定値対角行列であり、 $\bar{\Lambda}(t)$ は対角行列かつ対角要素の値は 1 以上であるから、

$$v(t) = \hat{\theta}(t)^T P(t)^{-1} \hat{\theta}(t) \\ \leq \hat{\theta}(t)^T \bar{\Lambda}(t) P(t)^{-1} \bar{\Lambda}(t) \hat{\theta}(t) \\ v(t) - v(t-1) \leq \hat{\theta}(t)^T \bar{\Lambda}(t) P(t)^{-1} \bar{\Lambda}(t) \hat{\theta}(t) \\ - \hat{\theta}(t-1)^T P(t-1)^{-1} \hat{\theta}(t-1) \quad (20)$$

(15) 式を用いると

$$\text{右辺} = \{\hat{\theta}(t) - \hat{\theta}(t-1)\}^T P(t-1)^{-1} \hat{\theta}(t-1) \quad (21)$$

(13) 式より

$$\text{右辺} = -\{1 + w(t)\}^{-1} \{P(t-1) \phi(t) \phi(t)^T \hat{\theta}(t-1)\}^T \\ \cdot P(t-1)^{-1} \hat{\theta}(t-1) \\ = -\{1 + w(t)\}^{-1} \hat{\theta}(t-1)^T \phi(t) \phi(t)^T P(t-1)^T \\ \cdot P(t-1)^{-1} \hat{\theta}(t-1) \quad (22)$$

命題 1 $\textcircled{1}$ を用いて結果が導かれる。□

[命題 2] $\varepsilon(t)^2 \{1 + w(t)\}^{-1} \rightarrow 0$ ($t \rightarrow \infty$)

(証明) 命題 1 の $\textcircled{2}$ より、 $v(t)$ は単調非増加であり、定義より下限は零であるため、 $t \rightarrow \infty$ のとき一定値 $v^* \geq 0$ に収束する。したがって

$$v(t) - v(t-1) \rightarrow 0 \quad (t \rightarrow \infty)$$

これより、結果が導かれる。□

[命題 3] すべての t において、 $\|P(t)\| \leq c'$

ただし $c' = c/\lambda_{\min}^2$

(証明) $P(t)$ は正定値対称行列であるから、 $\|P(t)\|$ は $P(t)$ の最大固有値に等しい。したがって $\|P(t)\| \leq \text{trace} \{P(t)\}$ が成立する。以下数学的帰納法により証明を行う。

まず $t=0$ のときは、 $\|P(0)\| \leq \text{trace} \{P(0)\} \leq c'$ が成立するように $P(0)$ を設定すれば良い。

つぎに, $\|P(t')\| \leq c'$ ($t'=1, 2, \dots, t-1$) であると仮定する. このとき $\text{trace}\{W(t)\} \leq c$ である場合は, (9)式より

$$\begin{aligned} \|P(t)\| &= \|A(t)W(t)A(t)\| \\ &\leq \|W(t)\|/\lambda_{\min}^2 \leq c' \end{aligned} \quad (23)$$

が成立する. その他の場合は $\bar{A}(t)=I$ と (16)式とから,

$$P(t)^{-1} = P(t-1)^{-1} + \phi(t)\phi(t)^T \quad (24)$$

が成立するから $\|P(t)\| \leq \|P(t-1)\| \leq c'$ が成り立つ.

したがっていずれの場合も $\|P(t-1)\| \leq c'$ ならば, $\|P(t)\| \leq c'$ であるから, 命題は成立する. $\square$

命題 2 が成立すれば, (6)式より B2 が成立する. また命題 2, 3 および A3 とから B1 が成立する. 一方命題 3 より $P(t)$ の最大固有値は c' 以下だから $P(t)^{-1}$ の最小固有値は $1/c' > 0$ 以上であり, また命題 1 ②の証明より (17)式の $v(t)$ は $t \rightarrow \infty$ で非負定数に収束する. したがって (17)式より $\hat{\theta}(t)$ は有界であり, B1 と (5)式より B3 が成立する.

4. UD 分解法の適用

(9)式のゲイン行列 $P(t)$ を正定値に保つとともに, 数値計算の精度を上げるには, UD 分解法⁶⁾の適用が有効である. 以下, UD 分解法の本推定方法への適用について記述する. UD 分解法において, $P(t)$ はつぎのように因数分解される.

$$P(t) = U(t)D(t)U(t)^T \quad (25)$$

ただし $U(t)$ は対角要素が 1 の上三角行列, $D(t)$ は正値対角行列である. 各時刻 t における行列の値の計算, 更新は U , D に関して行われ, P の値は計算されない.

ここで $V(t)$, $E(t)$ を, 忘却係数を用いない場合の UD 分解法により, $U(t-1)$, $D(t-1)$ からのおおの更新された行列であると定義すると, (8)式より次式が成り立つ.

$$W(t) = V(t)E(t)V(t)^T \quad (26)$$

したがって UD 分解法適用のためには, (9)式をつぎの (27), (28)式に書き換えれば良い.

もし $\max(d_i) \cdot \text{trace}\{V(t)V(t)^T\} \leq c$ ならば

$$\left. \begin{aligned} U(t) &= A(t)V(t)A(t)^{-1} \\ D(t) &= A(t)E(t)A(t) \end{aligned} \right\} \quad (27)$$

その他の場合は

$$U(t) = V(t), D(t) = E(t) \quad (28)$$

ただし d_i は $D(t)$ の i 番目対角要素である.

5. 数 値 例

本推定方式の有効性を確認するため, ノイズのある

環境において数値例によるシミュレーションを行った. まずプラントモデルを次式で与えた.

$$y(t) = \alpha_0 y(t-1) + \beta_0 u(t-1) + \beta_1 u(t-2) + \beta_2 + e(t) \quad (29)$$

ここで

$$\begin{aligned} \alpha_0 &= 0.85, \quad \beta_0 = 0.7, \\ \beta_1 &= 0.4 \quad (0 \leq t \leq 100), \quad 0.5 \quad (100 < t), \\ \beta_2 &= 0.3 \quad (0 \leq t \leq 300), \quad -0.3 \quad (300 < t). \end{aligned}$$

また $e(t)$ は白色雑音 (分散 = 0.01) とし, y の目標値 y_r は t が 25 増加するたびに -0.5 と 1.0 の値を交互にとるものとした.

パラメータ推定値 $\hat{\theta}(t) = [\hat{\alpha}_0, \hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2]^T$ を求めながら, 最小分散制御を行うシミュレーションを, つぎの二つのケースについて行った.

ケース 1: 単一のスカラー忘却係数使用.

$$q_1 = q_2 = q_3 = q_4 = 1.3$$

ケース 2: ベクトル型忘却係数使用.

$$q_1 = q_2 = 0.2, \quad q_3 = 1.3, \quad q_4 = 8.0$$

両ケースとも, $\hat{\theta}(0) = (0, 0.05, 0, 0)^T$ とし, $c = 10^6$, $\lambda_{\min} = 0.2$, $P(0) = 300 \cdot I$ と定めた. Fig. 1, 2 に各ケースにおけるパラメータ推定値の時間的変動を示す. ケース 1 では, $t=300$ における β_2 の大きな変動の影響で, $\hat{\alpha}_0$, $\hat{\beta}_0$, $\hat{\beta}_1$ が不必要に変動しているが, ケース 2 ではこれらの変動はほとんど見られず, また $\hat{\beta}_2$ の β_2 への追従性もケース 1 より優れている.

Fig. 1 Parameter estimation (Case 1)

Fig. 2 Parameter estimation (Case 2)

制御量 y の挙動もケース 2 のほうが良好で、以上により本推定方式の有効性が示された。

6. 実プラントへの適用

6.1 熱交換器における適用実験²⁾

本推定方式は、熱交換器のモデルプラント制御で適用実験が行われた。実験装置の構成図を Fig. 3 に示す。熱交換器内では、冷水と熱水とが互いに逆方向に流れる。制御量は熱交換器出口における冷水温度 (T_2)、操作量は熱水流量 (F_2) であり、 T_2 が所定の目標値に一致するように制御が行われる。また冷水および熱水の熱交換器入口温度と冷水流量 (F_1) とは、変動可能性のある未知外乱である。プラントモデル式をつぎに示す。

$$\begin{aligned} y(t+3) = & \alpha_0 y(t) + \sum_{i=0}^5 \{\beta_i u(t-i)\} \\ & + \beta_6 \sum_{i=0}^5 [\beta_i \cdot \{u(t-i)^2 - s\}] \\ & + \beta_7 \end{aligned} \quad (30)$$

ここで y は制御量 T_2 、 u は操作量 F_2 、 s は u の分散推定値、 $\alpha_0, \beta_0, \dots, \beta_7$ は未知パラメータ、サンプリング周期は 5 秒である。ただし u 、 y は平均値がほぼ零となるように変数変換している。パラメータ変動指数 $q_i (i=1, 2, \dots, 9)$ は、予備実験によりつぎのように定めた。

$$q_1 = q_2 = \dots = q_7 = 0.1, \quad q_8 = 0.025,$$

$$q_9 = 0.33$$

また初期値、定数値はつぎのように与えた。

$$\hat{\theta}(0) = (0, 0.04, 0, \dots, 0)^T,$$

$$P(t) = 1000 \cdot I,$$

$$c = 100000, \quad \lambda_{\min} = 0.2$$

制御方式に最小 2 乗規範型のセルフチューニング制御を採用して制御を行った結果を Fig. 4, 5 に示す。実験開始後パラメータがほぼ妥当な値に落ち着くまで (最初の 9 分間) は PI 制御、その後はセルフチューニング制御を行った。 y の目標値 y_r は 3 分ごとに矩形波状に変化させ、冷水流量 F_1 は最初の 0.4 (l/min) から 27 分後には 0.8 (l/min) に変化させた。

図からわかるように、 F_1 の変化後、制御は一時的に悪化するが、パラメータ推定値の逐次変化により、約 7 分後には元の状態に復帰している。これに対し単一の忘却

Fig. 3 System configuration

Fig. 4 Plant output (T_2)

Fig. 5 Parameter estimation (pilot plant)

Fig. 6 Outline of C. A. P. L.

係数を用いると、 $F1$ 変化後は、推定値 $\hat{\beta}_7$ の修正遅れなどにより、制御が元に戻帰するのに 2 倍以上の時間を要することが実験により確認された。

6.2 鉄鋼プラント制御への実機適用

本推定方式は冷間圧延後の薄鋼帯に対する連続焼鈍ラインの加熱炉板温制御⁹⁾などに実機適用されている。

Fig. 6 に、連続焼鈍ラインの全体図を示す。加熱炉 (HF) において鋼帯は常温から 700~800°C の範囲のある所定の目標温度まで、数分間で急速加熱される。板温制御では、加熱炉出口における鋼帯温度を制御量、加熱炉の燃料流量を操作量としている。プラントモデルは次式で表わされる。

$$y(t) = \alpha_0 y(t-d) + \sum_{i=0}^4 \beta_i u(t-d-i) + \sum_{i=1}^4 c_i v_i(t) \quad (31)$$

ここで y は制御量、 u は操作量、 d はむだ時間、 v_i ($i=1, \dots, 4$) は鋼帯の幅、厚み、通板速度を含む外乱項 (将来値まで予見可能)、 $\alpha_0, \beta_0, \dots, c_1, \dots, c_4$ は推定対象の未知パラメータでありサンプリング周期は 1 分である。制御方式には、プラント特性が変化しても閉ループ制御系の極を所定の値に保持できる極指定型セル

Fig. 7 Parameter estimation (C. A. P. L.)

フューニング制御を採用した。

実操作におけるパラメータ推定値 $\hat{\alpha}_0, \hat{\beta}_0, \hat{c}_2$ の時間的变化を 10 分ごとにプロットした図を Fig. 7 に示す。図において、推定値の初期値を零として推定開始後、約 100 分 (100 サンプル) で推定値はほぼ妥当な値に落ち着いており、本推定方式が有効に働いたことを示している。本推定方式を適用した制御は新日本製鐵 (株) 名古屋製鐵所において 1984 年以来順調に連続稼働中であり、生産性向上、省エネルギー、操業安定化などに効果を発揮している。

その他、連続鋳造機のモールドレベル制御⁹⁾などにも本方式は適用され、制御精度向上に寄与している。

8. 結 論

忘却係数をベクトル型としてその各要素を未知パラメータと 1 対 1 に対応させ、かつ時間的に変化させることを特徴とする、未知パラメータ推定方式を提案し、ノイズのない確定的環境のもとでアルゴリズムが収束することを証明した。また本方式への UD 分解法の適用について記述した。本方式は未知パラメータが複数で各パラメータごとにその値の変化速度や変化の頻度が異なり、かつこれらの異なり具合が事前情報としてある程度既知である場合において、単一のスカラー忘却係数を用いる逐次型最小 2 乗法 (従来方式) よりも優れた推定性能を実現できる。このことはノイズの存在する確率的環境における数値例でも示された。

本方式は熱交換器のモデルプラントでまず適用実験が行われ、有効性が確認された。その後、鉄鋼プラント制御に実機適用され、効果を上げている。

著者がロンドン大学インペリアルカレッジ在籍中に、研究を進めるに際してご指導いただいた、Prof. D. Q. Mayne, 本論文をまとめるのに関してご指導いただいた、京都大学工学部の荒木光彦先生、および板温制御実機化にあたってご助言、ご協力いただいた、新日本製鐵 (株) の中野 盛氏、加藤正造氏、岩城正和氏、その他の方々に感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) 新中, 鈴木: 適応システムのためのパラメータ調整

- アルゴリズム, 計測自動制御学会論文集, **21**-7, 691/697 (1985)
- 2) N. Yoshitani: A Self-Tuning Regulator with Multiple and Variable Forgetting Factors, EE-CON Report 82.13, Imperial College, U. K. (1982)
 - 3) 芳谷：複数の Forgetting Factor を用いたパラメータ逐次推定方法, 第 6 回適応制御シンポジウム資料, 99/102 (1986)
 - 4) T.R. Fortescue, et al.: Implementation of Self-Tuning Regulators with Variable Forgetting Factors, Automatica, **17**-6, 831/835 (1981)
 - 5) A. O. Cordero and D. Q. Mayne: Deterministic Convergence of a Self-Tuning Regulator with Variable Forgetting Factors, Proc. IEE (Part D), **128**-1, 19/23 (1981)
 - 6) G. J. Bierman and C. L. Thornton: Filtering and Error Analysis via UDU^T Covariance Factorization, IEEE Trans. Automatic Control, **AC-23**-5, 901/907 (1978)
 - 7) D. W. Clarke and P. J. Gawthrop: Self-Tuning Control, Proc. IEE, **126**-6, 633/640 (1979)
 - 8) 芳谷：連続焼鈍処理設備 (C. A. P. L.) の加熱炉最適板温制御法, 計測と制御, **25**-11, 1032/1038 (1986)
 - 9) 鈴木, ほか：適応修正による連铸モールド湯面レベル制御, 実システムのモデリングと制御系設計シンポジウム, 109/114 (1987)