

適応アルゴリズムの比較研究 —GTLSMの有効性—

山本 祥弘

知能情報工学科

(1992年9月1日受理)

Comparative Studies of Adaptive Algorithms
—the effectiveness of GTLSM—

by

Yoshihiro YAMAMOTO

Department of Information and Knowledge Engineering

(Received September 1, 1992)

This paper presents a generalized truncated least squares (GTLS) adaptive algorithm and comparative studies of adaptive algorithms. The proposed algorithm is directly derived from the normal equation of the generalized truncated least squares method (GTLSM). The special case of the GTLSM, the truncated least squares (TLS) adaptive algorithm, has some distinct features which include the case of a minimum steps estimator. This algorithm appears to be best in the deterministic case. For applications in the presence of disturbances, the GTLS adaptive algorithm is more effective.

Since the GTLS adaptive algorithm includes many types of algorithms, such as TLS and LS adaptive algorithms, as special cases by setting parameters included in the GTLS algorithms appropriately. This algorithm is also able to realize the case of model matching control when the algorithm is used as an adaptive law in adaptive control. In these cases, a two stage design method is used which combines the design of the adaptive control system with that of conventional control, where each can be treated independently. Using this method, the validity of the presented algorithms is examined by the simulation studies of an indirect adaptive control.

Key words : Generalized truncated least squares method, Adaptive algorithm, Adaptive parameter estimation, Adaptive control, Two stage design method,

1. はじめに

適応制御で適応則として用いられる適応アルゴリズムはすでに多くの研究がなされている。¹⁻⁵しかし、そのほとんどはシステムパラメータに固定あるいはただかゆるやかな変動を仮定している。しかしながら筆者は、適応制御の最も適応的なところは、どのような環境あるいはパラメータ変動にたいしてもそれなりに追従していくことであると考えている。そこで、大きく変動するパラメータにたいしても有効なアルゴリズムとして、直交射影⁶およびTruncated Least Squares Method (TLSM)⁷による適応アルゴリズムを開発してきた。これらは大きなパラメータ変動は勿論のこと微小変動にたいしても敏感に反応する特徴をもっている。従って、不確定性のない理想状態にたいしては優れているが、外乱などの存在する実際のシステムにたいしては、その外乱にたいしても感度よく反応する欠点をもっている。本論では、この欠点を補うためにTLSMの評価をさらに一般化したGeneralized Truncated Least Squares Method (GTLSM) による適応アルゴリズムを提案する。このアルゴリズムは含まれるパラメータの設定によって、先に述べたTLSM, LSMをその特別な場合として含んでおり、さらにその極端な場合として、適応制御ではなくモデルマッチング法による固定パラメータ制御としてもちいることが可能である。従って、種々の制御方法および適応アルゴリズムの違いによる適応制御の効果・役割を一つの例題を通して説明するのが本論の第2の目的である。

2. 問題の記述と最小2乗法

ここでは次式による線形回帰モデルを考える。

$$y_k = v_k^T \theta \quad k=1, 2, \dots \quad (2-1)$$

ここに y_k は出力、 v_k は N 次元既知信号ベクトル、 θ は N 次元未知パラメータベクトルである。この θ を求めるための評価として通常次式が考えられている。

$$J_k = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} (y_i - v_i^T \theta)^2 \quad (2-2)$$

ここに λ は重み係数で忘却係数とも呼ばれている。また $\lambda=1$ のときは標準的な最小2乗法である。この(2-2)式にたいする正規方程式は

$$\left(\sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} v_i v_i^T \right) \theta = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} v_i y_i \quad (2-3)$$

となり、これから以下の最小2乗法による逐次形式のアルゴリズムが得られる。

$$\Delta \theta_k = \theta_k - \theta_{k-1} = g_k e_k, \quad (2-4-1)$$

$$e_k = y_k - v_k^T \theta_{k-1}, \quad (2-4-2)$$

$$g_k = P_k v_k = \frac{P_{k-1} v_k}{\lambda + v_k^T P_{k-1} v_k}, \quad (2-4-3)$$

$$P_k = \lambda^{-1} (I - g_k v_k^T) P_{k-1}. \quad (2-4-4)$$

3. 一般化修正最小2乗法 (GTLSM)

いまステップ k までのデータから θ_k を求めるための評価として

$$J_k(\beta, M, \theta_k) = \frac{1}{2} (1-\beta) \sum_{i=0}^{M-1} (y_{k-i} - \theta_k^T v_{k-i})^2 + \frac{1}{2} \beta (\theta_k - \theta_{k-1})^T \Gamma (\theta_k - \theta_{k-1}), \quad 0 \leq \beta \leq 1 \quad (3-1)$$

を考える。ここに θ_{k-1} はステップ k での先験情報であり、 Γ は正定値対称行列、 β は右辺第1項、2項の重み係数である。 $\beta=0$ のときはすでに発表しているTLSM (Truncated Least Squares Method) であり、 $\beta=1$ のときは $\theta_k = \theta_{k-1}$ なる自明解が得られることより、固定パラメータ制御のモデルマッチングとなる。そして中間の $\beta, 0 < \beta < 1$, は(3-1)式右辺第2項で θ_k の変動を抑えながら、第1項により真値に近づくとするものである。換言すれば、 β は制御系の適応能力を表すパラメータとなっている。(3-1)式にたいする正規方程式は

$$\begin{aligned} & (\beta \Gamma + (1-\beta) \sum_{i=0}^{M-1} v_{k-i} v_{k-i}^T) \theta_k \\ & = \beta \Gamma \theta_{k-1} + (1-\beta) \sum_{i=0}^{M-1} v_{k-i} y_{k-i} \quad (3-2) \end{aligned}$$

となる。ここで、

$$Q_k^{-1} = \beta \Gamma + (1-\beta) \sum_{i=0}^{M-1} v_{k-i} v_{k-i}^T, \quad (3-3)$$

と定義すると、(3-2)、(3-3)式より

$$\theta_k = \beta Q_k \Gamma \theta_{k-1} + (1-\beta) Q_k \sum_{i=0}^{M-1} v_{k-i} y_{k-i}, \quad (3-4)$$

$$Q_k^{-1} = Q_{k-1}^{-1} + (1-\beta) (v_k v_k^T - v_{k-N} v_{k-N}^T) \quad (3-5)$$

が求まる。ここで、 Q_k は $0 < \beta \leq 1$ のときつねに正定値となっていることは最小2乗法とくらべて一つの特徴である。いま Q_k の初期設定をもとめるために(3-3)式をくりかえし利用すると、

$$Q_k^{-1} = Q_0^{-1} + (1-\beta) \sum_{i=0}^{M-1} v_{k-i} v_{k-i}^T \quad (3-6)$$

が得られ、(3-3)、(3-6)式より

$$Q_0^{-1} = \beta \Gamma, \quad Q_0 = \frac{1}{\beta} \Gamma^{-1}. \quad (3-7)$$

となる。これは、近似的でないことが特徴である。ただし、 β を0に漸近させるとき、(3-7)式の $1/\beta$ は十分大きいある一定値で置き換えなければならない。これがよき知られている最小2乗法における初期設定法である。(3-4),(3-5)式はGTLSMによる一つのアゴリズムとなっているが、適応アゴリズムとしての逐次形式を求めるために、次の結果を述べておく。

【補題】いま行列 A_0, A が、適当なベクトル b, c, d, f にたいして次式を満たすとする。

$$A_0^{-1} = A^{-1} + b c^T + d f^T \quad (3-8)$$

このとき、

$$A_0 = A - g_{11} A b c^T A + g_{12} A d c^T A + g_{21} A b f^T A - g_{22} A d f^T A \quad (3-9)$$

が成立する。ただし、

$$g_{11} = \frac{1 + f^T A d}{g}, \quad g_{12} = \frac{f^T A b}{g}, \quad (3-10)$$

$$g_{21} = \frac{c^T A d}{g}, \quad g_{22} = \frac{1 + c^T A b}{g}, \quad (3-11)$$

$$g = (1 + f^T A d)(1 + c^T A b) - (f^T A b)(c^T A d) \quad (3-12)$$

である。

この補題の特別な場合が逆行列のレンマとして知られている。この補題を用いると(3-3)式は

$$Q_k = Q_{k-1} - (1 - \beta) g_{1k} w_{1k}^T + (1 - \beta) g_{2k} w_{2k}^T \quad (3-13)$$

となる。ただし、

$$w_{1k} = Q_{k-1} v_k, \quad w_{2k} = Q_{k-1} v_{k-n}, \quad (3-14-1)$$

$$s_{1k} = v_k^T w_{1k}, \quad s_{2k} = v_{k-n}^T w_{2k}, \quad (3-14-2)$$

$$d_k = (1 - (1 - \beta) s_{2k})(1 + (1 - \beta) s_{1k}) + (1 - \beta)^2 s_{0k}^2, \quad (3-14-3)$$

$$g_{1k} = ((1 - (1 - \beta) s_{2k}) w_{1k} + (1 - \beta) s_{0k} w_{2k}) / d_k, \quad (3-14-4)$$

$$g_{2k} = ((1 + (1 - \beta) s_{1k}) w_{2k} - (1 - \beta) s_{0k} w_{1k}) / d_k, \quad (3-14-5)$$

$$e_{nk} = y_{k-n} - \theta_{k-1}^T v_{k-n}, \quad (3-14-6)$$

$$e_k = y_k - \theta_{k-1}^T v_k, \quad (3-14-7)$$

$$\Delta \theta_k = \theta_k - \theta_{k-1}. \quad (3-14-8)$$

であり、さらに次式をもちいている。

$$Q_k v_k = g_{1k}, \quad Q_k v_{k-n} = g_{2k}. \quad (3-15)$$

これは直接計算により確かめられる。次に(3-2)式より、

$$Q_k^{-1} \theta_k = \beta \Gamma \theta_{k-1} + (1 - \beta) \sum_{i=0}^{n-1} v_{k-i} y_{k-i}$$

$$= \beta \Gamma \theta_{k-1} + (1 - \beta) \left\{ v_k y_k - v_{k-n} y_{k-n} + \sum_{i=0}^{n-1} v_{k-i} y_{k-i} \right\} \\ = \beta \Gamma \theta_{k-1} + (1 - \beta) \left\{ v_k y_k - v_{k-n} y_{k-n} \right\} \\ + Q_{k-1}^{-1} \theta_{k-1} - \beta \Gamma \theta_{k-2} \\ = \beta \Gamma (\theta_{k-1} - \theta_{k-2}) + (1 - \beta) \left\{ v_k y_k - v_{k-n} y_{k-n} \right\} \\ + \left\{ Q_k^{-1} - (1 - \beta) (v_k v_k^T - v_{k-n} v_{k-n}^T) \right\} \theta_{k-1}. \quad (3-16)$$

と変形され、結局次の結果を得る。

【定理1: GTLS適応アゴリズム1】(3-13),(3-14)式と

$$\Delta \theta_k = \beta Q_k \Gamma \Delta \theta_{k-1} + (1 - \beta) \{ g_{1k} e_k - g_{2k} e_{nk} \}. \quad (3-17)$$

は評価(3-1)式にたいする適応アゴリズムである。

(3-13)式を(3-17)式の右辺に代入すると、アゴリズムの別形式が得られる。

【定理2: GTLS適応アゴリズム2】(3-13),(3-14)式と

$$\Delta \theta_k = \beta Q_{k-1} \Gamma \Delta \theta_{k-1} + (1 - \beta) g_{1k} (e_k - \beta w_{1k}^T \Gamma \Delta \theta_{k-1}) - (1 - \beta) g_{2k} (e_{nk} - \beta w_{2k}^T \Gamma \Delta \theta_{k-1}). \quad (3-18)$$

は評価(3-1)式にたいする適応アゴリズムである。

このアゴリズムは各ステップにおいて2つの役割、すなわち最新のデータを取り入れること、およびMステップ過去のデータを取り除くことを同時に行っている。しかし、以下に示すように別々に行うことも容易である。

【系1】いま【定理1、2】において

$$w_{2k} = 0, \quad s_{0k} = 0 \quad (3-19)$$

とする。このとき、

$$s_{2k} = 0, \quad d_k = 1 + (1 - \beta) s_{1k}, \\ g_{1k} = w_{1k} / d_k, \quad g_{2k} = 0. \quad (3-20)$$

および

$$Q_k = Q_{k-1} - (1 - \beta) g_{1k} w_{1k}^T, \quad (3-21)$$

$$\Delta \theta_k = \beta Q_{k-1} \Gamma \Delta \theta_{k-1} + (1 - \beta) g_{1k} (e_k - \beta w_{1k}^T \Gamma \Delta \theta_{k-1}). \quad (3-22)$$

が得られる。

これは各ステップで最新データの取得のみを行っており、 $\beta=0$ のときは最小2乗法(2-4)式と一致する。

【系2】いま【定理1、2】において

$$w_{1k} = 0, \quad s_{0k} = 0 \quad (3-23)$$

とする。このとき、

$$s_{1k} = 0, \quad d_k = 1 - (1 - \beta) s_{2k},$$

$$g_{1k}=0, \quad g_{2k}=\lambda w_{2k}/d_k \quad (3-24)$$

および

$$Q_k=Q_{k-1}+(1-\beta)g_{2k}W_{2k}^T, \quad (3-25)$$

$$\Delta\theta_k=\beta Q_{k-1}\Gamma\Delta\theta_{k-1} \\ -(1-\beta)g_{2k}(e_{nk}-\beta W_{2k}^T\Gamma\Delta\theta_{k-1}). \quad (3-26)$$

が得られる。

これは各ステップにおいて最古データの除去のみを行っている。

4. 2段階設計法

4.1 設計法：いま制御システムが

$$Py=R(u+w) \quad (4-1)$$

で記述されるとする。ここに、 u, y は制御入力、出力であり、 w は入力外乱である。また、 P, R は互いに素な進みオペレータ z の多項式であり、その次数は

$$\deg P=n, \quad \deg R=m, \quad (4-2)$$

であるとする。ただし P はモニックとする。一方、規範モデルは

$$P_d y_d=R_d u_d, \quad (4-3)$$

で表され、さらに

$$\deg P_d=n_d=2n-m-1, \deg R_d=m_d=n-1, \quad (4-4)$$

とする。ここに u_d, y_d は規範入力、規範出力であり、 P_d はモニック、 P_d, R_d は安定多項式である。このとき、次式で定義される制御入力 u は規範モデル(4-3)式にたいするモデルマッチングとなっている。

$$K_1 R_d u=R_d v+A_1 u+B_1 y \quad (4-5)$$

ただし、

$$P_d=Q_1 P+S_1, \quad A_1=K_1 R_d-Q_1 R, \\ B_1=-S_1, \quad \deg A_1=m_d=n-1. \quad (4-6)$$

ここに v は中間変数であり、次の外側ループにより決定される。

外側フィードバックループを

$$Q R_d v=T R_d u_d-S P_d y \quad (4-7)$$

で定義する。ただし、モニック安定多項式 T にたいして

$$T=Q+S, \quad \deg T=\rho \geq n-m, \\ \deg Q=\rho, \quad \deg S=s \leq \rho-n+m. \quad (4-8)$$

であるとする。この外側ループは内側ループによる目標値特性に何ら影響を与えないことが確認され、外側ループの自由度は専らフィードバック特性の改善に向けられる。

4.2 外ループの設計：前節の設計における外側ループの

内側ループにたいする感度関数 Se 、および相補感度関数 Te は

$$Se=\frac{Q}{T}, \quad Te=\frac{S}{T}. \quad (4-9)$$

として定まる。ここで、 Se あるいは Te を小さくするための一つの方法として、いま T, Q, S を

$$T=\sum_{i=0}^{\rho} t_i z^{\rho-i}, Q=\sum_{i=0}^{\rho} q_i z^{\rho-i}, S=\sum_{i=0}^s s_i z^{s-i}, \\ t_0=q_0=1, \quad (4-10)$$

と定義して、次の評価指数を導入する。

$$J_T=\frac{1}{2}\sum t_i^2, J_Q=\frac{1}{2}\sum q_i^2, J_S=\frac{1}{2}\sum s_i^2, \quad (4-11)$$

これらの評価指数は個々に最小化することは不可能であるので、全体としての次の評価を考える。

$$J=\alpha(J_T+J_Q)+(1-\alpha)(J_T+J_S) \\ =J_T+\alpha J_Q+(1-\alpha)J_S \quad (4-12)$$

ここに α は、 Se および Te にたいする重みを表す。一方、多項式 Q は制御系の型と関連してくる。すなわち、ステップ入力、あるいはステップ状外乱にたいして定常偏差を 0 とするためには、 Q が $z-1$ の因子を含めばよい。そのために、第 1 として、 J_Q を

$$J_{Q1}=\frac{1}{2}\sum_{i=0}^{\rho} (\sum_{k=0}^i q_{i-k})^2, J_{Q2}=\frac{1}{2}\sum_{i=0}^{\rho} (\sum_{k=0}^{i-1} (k+1) q_{i-k})^2 \quad (4-13)$$

あるいはより一般に

$$J_{Q\eta}=\frac{1}{2}\sum_{i=0}^{\rho} (\sum_{k=0}^i \sum_{\eta=0}^{i-k} C_{\eta-1} q_{i-k})^2. \quad (4-14)$$

で置き換えることである。別の方法は、

$$Q=(z-1)^{\gamma} Q' \quad (4-15)$$

として強制的に $z-1$ を希望する次数だけ導入することである。結局、全体の評価 J は 4 つのパラメータを含み

$$J=J(\alpha; \rho, \eta, \gamma) \quad (4-16)$$

となる。ここで、 η は希望する積分器の数、 γ は強制的に入れる積分器の数である。この 2 種類の導入の仕方は $\alpha=1$ のときには同じことになる。これらのパラメータを設定すれば、求める多項式 T, Q, S は J の微分より決定される。⁹

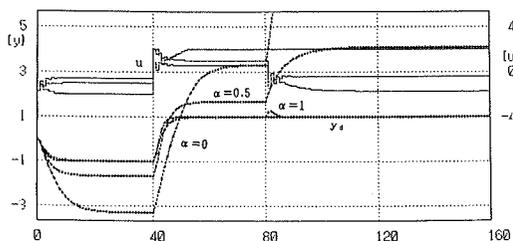
5. シミュレーション

例として次のシステムと規範モデルを考える。

$$(z^2+p_1 z+p_2)y=(r_0 z+r_1)u, \quad (5-1)$$

$$(z^2+p_{d1} z+p_{d2})y_d=(r_{d0} z+r_{d1})u_d, \quad (5-2)$$

ただし、



[Fig.1]: Nonadaptive Control,

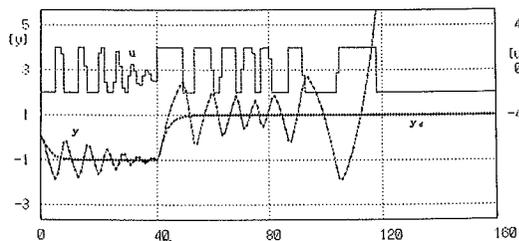
$\delta = 0.8, \eta = 1, \alpha = 0, 0.5, 1.$

$$\begin{aligned} p_1 &= -1.112, p_2 = 0.243, r_0 = 0.133, r_1 = 0.0835, \\ p_{d1} &= -0.906, p_{d2} = 0.156, r_{d0} = 0.292, r_{d1} = 0.108, \end{aligned} \quad (5-3)$$

を用いた。また、パラメータ変動として

$$p_1 = 1.2p_1 = -1.3344, \quad k \geq 80. \quad (5-4)$$

を考える。このときシステムの極は変動前0.813, 0.299であり、変動後は-1.117, -0.218と不安定化している。制御入力には大きさ2の飽和制限を設けている。また、入力外乱として大きさ0.1のM系列信号を用いた。さて、(4-5), (4-6)式で定まる内側ループは次式となる。



[Fig.2]: Nonadaptive Control,

$\delta = 0.2, \eta = 1$ and $\alpha = 1.$

$$u = \frac{1}{K_1} \left\{ v + \frac{a_0}{r_{d0}z + r_{d1}} u + \frac{b_0z + b_1}{r_{d0}z + r_{d1}} y \right\}, \quad (5-5)$$

ここに、

$$\begin{aligned} K_1 &= r_0 / r_{d0}, \quad A_1 = a_0 = K_1 r_{d1} - r_1, \\ B_1 &= b_0z + b_1 = (p_1 - p_{d1})z + (p_2 - p_{d2}). \end{aligned} \quad (5-6)$$

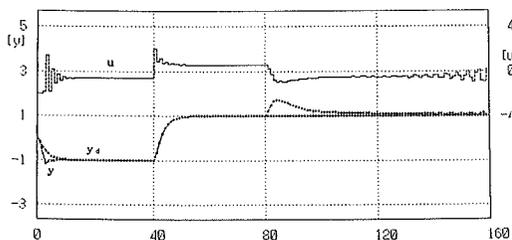
次に、 $\rho = 1$ とすると外側ループは

$$v = \frac{z + t_1}{z + q_1} u_d + \frac{s_0(z^2 + p_{d1}z + p_{d2})}{(z + q_1)(r_{d0}z + r_{d1})} y, \quad (5-7)$$

ここに、

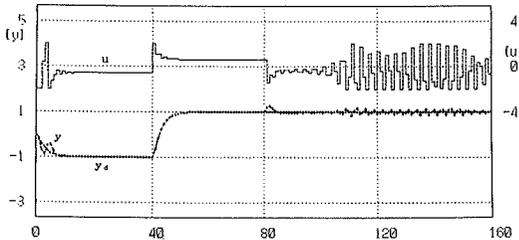
$$T = z + t_1, \quad Q = z + q_1, \quad S = s_0, \quad (5-8)$$

となる。一方、システム(5-1)式を(2-1)式の形に変換す



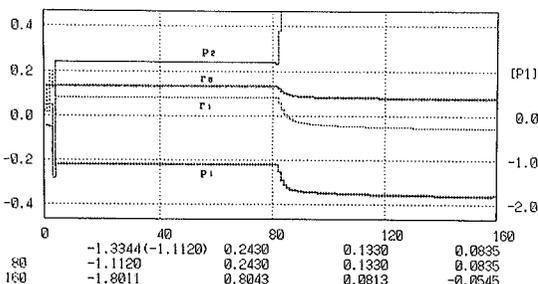
[Fig.3a]: Adaptive Control by LSM,

input and output responses, $\delta = 0.2, \eta = 1, \alpha = 0.$

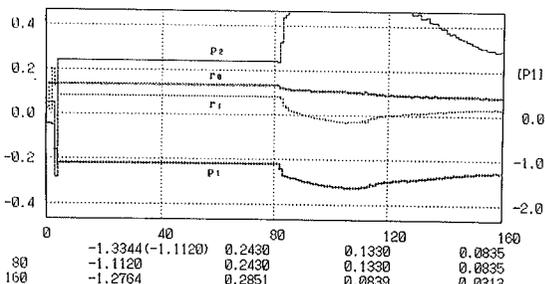


[Fig.4a]: Adaptive Control by LSM,

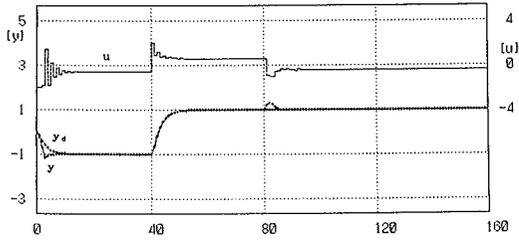
input and output responses, $\delta = 0.2, \eta = 1, \alpha = 1.$



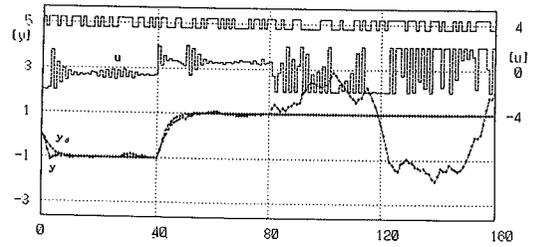
[Fig.3b]: parameters responses.



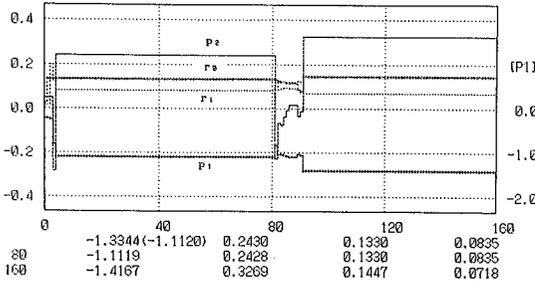
[Fig.4b]: parameters responses.



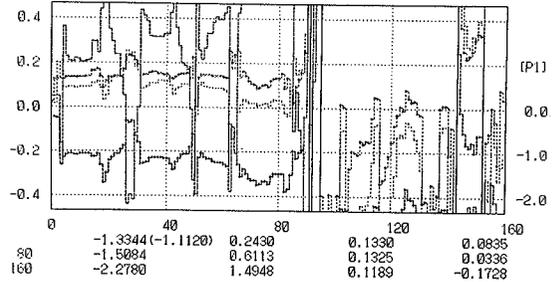
[Fig.5a]: Adaptive Control by TLSM,
input and output responses,
 $\delta = 0.2, \eta = 1, \alpha = 0, M = 10, \epsilon = 0.005.$



[Fig.6a]: Adaptive Control by TLSM with disturbance
input and output responses,
 $\delta = 0.2, \eta = 1, \alpha = 0, M = 10, \epsilon = 0.005.$



[Fig.5b]: parameters responses.



[Fig.6b]: parameters responses.

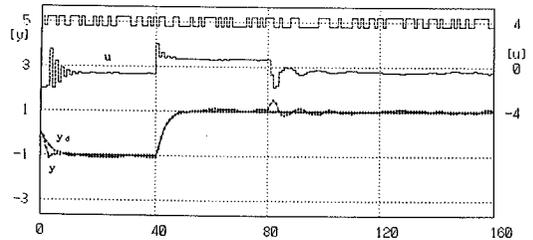
ると、

$$\theta^T = (p_1, p_2, r_0, r_1). \quad (5-9)$$

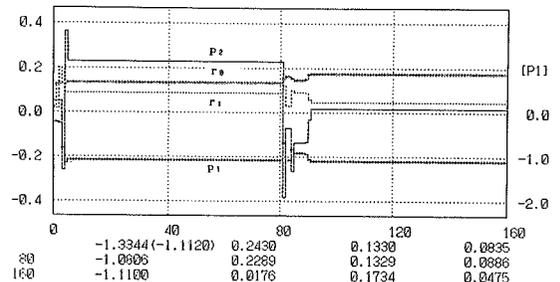
である。いま、 θ の初期推定値を評価するためにパラメータ δ を導入し

$$\theta_0 = \delta \theta. \quad (5-10)$$

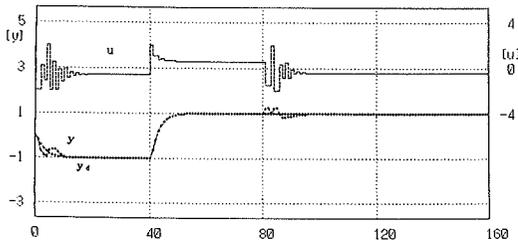
とする。 $\delta \approx 1$ はシステム同定がほぼ正確に行われていることを意味する。このとき、(5-6)式の p_1, p_2, r_0, r_1 としてその推定値 θ_0 を用いると、(5-5)式はモデルマッチング制御入力となる。さらに、(5-7)式で $\eta = 1, \alpha = 1$ あるいは $\gamma = 1$ とすることはよく知られている積分動作の導入となる。[Fig.1]は $\delta = 0.8, \eta = 1, \alpha = 0, 0.5, 1$ のときの制御入力と出力を示している。積分器の導入により定常偏差がなくなり、規範出力への速い収束が見られる。このように、精度のよいシステムモデルが得られ、しかもシステムパラメータの予測不可能な大きな変動がなければ、従来からの制御方法で十分である。しかし、積分器はつねに万能というわけではなく、たとえば、 $\delta = 0.2, \eta = 1, \alpha = 1$ のときには[Fig.2]のように振動的、あるいは不安定になってしまう。このようにシステムパラメータの充分な情報が得られないとき、あるいは、予測不可能な大きな変動が生じるときに適応制御



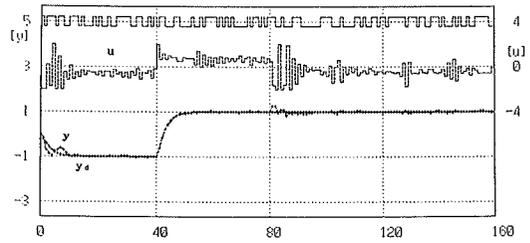
[Fig.7a]: Adaptive Control by TLSM with disturbance
input and output responses,
 $\delta = 0.2, \eta = 1, \alpha = 0, M = 10, \epsilon = 0.05.$



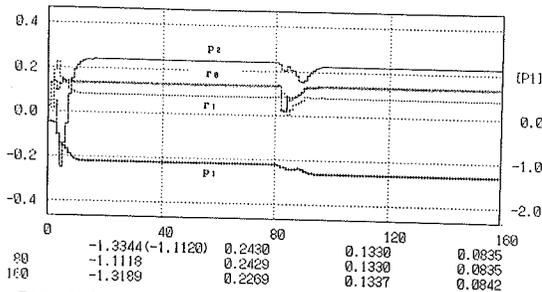
[Fig.7b]: parameters responses.



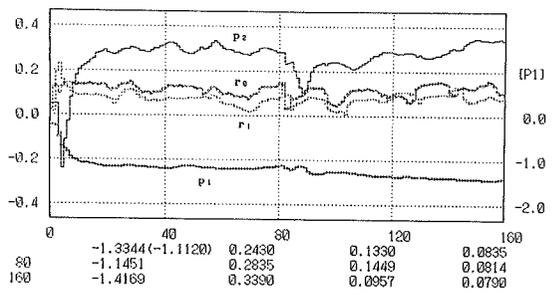
[Fig.8a]: Adaptive Control by GTLSM,
input and output responses,
 $\delta = 0.2, \eta = 1, \alpha = 1, \beta = 0.1, M = 10,$



[Fig.9a]: Adaptive Control by GTLSM with
disturbance, input and output responses,
 $\delta = 0.2, \eta = 1, \alpha = 1, \beta = 0.1, M = 10,$



[Fig.8b]: parameters responses,



[Fig.9b]: parameters responses.

がその機能を発揮することになる。[Fig.3]は $\delta = 0.2, \eta = 1, \alpha = 0$ で【系1】すなわち最小2乗法適応アルゴリズムによる間接法の適応制御を示している。[Fig.3a]は入出力応答を、[Fig.3b]はパラメータ応答を表している。80ステップまでは申し分ないが、システムパラメータの変動にたいしては、速応性が悪い。ここで、 $\alpha = 1$ として積分器を入れたのが[Fig.4]であり、偏差を無くそうとはするもののうねりが生じている。これに対して、TL S適応アルゴリズムを用いたのが[Fig.5]である。これは【定理2】において $\beta = 0$ とした場合であり、さらに $\delta = 0.2, \eta = 1, \alpha = 0, M = 10, \epsilon = 0.005$ としている。この ϵ は、推定出力誤差の絶対値が ϵ 以下のとき、 θ の推定値を修正しないという、いわば θ_k にたいする不感帯の役割をしている。詳しくは文献7を参照されたし。このように、不確実性のない理想状態においてはTLSM適応アルゴリズムは最も優れた役割を果たしている。しかし、不確実性の一つとして入力外乱を加えると[Fig.6]のように推定パラメータが不規則に乱れ、出力も安定しない場合が生じる。ただし、 $\epsilon = 0.05$ とすると[Fig.7]となり、外乱の影響を押さえることが可能であるが、これは外乱の大きさとうまく適合した時であり、この ϵ の選定は一

般に容易でない。次に、本論で提案しているGTLS適応アルゴリズム【定理2】を、 $\beta = 0.1$ および $\delta = 0.2, \eta = 1, \alpha = 0, M = 10$ として用いたのが[Fig.8,9]である。[Fig.8]は外乱のない場合であり、[Fig.5]と比較してもさほど劣化していない。一方外乱の加わった[Fig.9]の場合は、[Fig.6]と比べれば大きな改善であり、[Fig.7]と比べても同程度あるいは若干の改善が見られる。従って、種々のパラメータの設定をも考慮すれば、GTLS適応アルゴリズムが最も実用的であると言える。

なお、以上のシミュレーションにおいて、制御入力 u には大きさ2の振幅制限を課している。また、各[Fig. b]の下の数値は、パラメータ p_1, p_2, r_0, r_1 の真値、(・)内は変動前の p_1 、および、80, 160ステップでの各推定値である。

5. まとめ

本論では、従来から提案されている適応アルゴリズムの出力誤差の2乗の評価に、推定パラメータの前回との誤差の2乗の項を加えた新しい評価にもとづく一般化されたGTLS適応アルゴリズムを提案した。この2つの2乗を一次結合するパラメータ β は、フィードバック制御系

における適応能力を表すパラメータとなっており、固定パラメータ制御と従来からの適応制御とを結び付けるものであり、従ってその中間的な適応制御も可能となっている。さらにGTLS適応アルゴリズムに含まれる他のパラメータの設定の仕方により、本アルゴリズムは、すでに発表されているTLSあるいはLSアルゴリズムをも実現可能である。そこで、一つの2次系を例として、これら種々のアルゴリズムのシミュレーションを行い、その比較検討を行った。すでに知られていることであるが、システムの充分精度のよいモデルが得られ、かつ、大きなシステムパラメータ変動が起こり得ない場合には、モデルマッチング制御あるいは積分器の付加により望ましい閉ループ系が達成される。これにたいし、システムパラメータが未知、あるいはおおきな変動が予測されるときには適応制御がその威力を発揮することになる。とくに、システムパラメータの変動にたいしては、従来からの最小2乗法では、不十分であり、筆者の提案しているTLS、またはGTLS適応アルゴリズムが適切である。さらに、雑音などの存在する実際の応用においては、その使いやすさをも含めてGTLS適応アルゴリズムが望ましい。ただし、調整パラメータ β の値は、システムに含まれる不確定性の程度に依存するが、0.1程度が多くの場合妥当であると思われる。

参考文献

1. G.C.Goodwin and R.L.Payne, Dynamic System Identification : Experiment Design and Data Analysis, Academic Press, NY, 1977.
2. G.C.Goodwin and K.S.Sin, Adaptive Filtering Prediction and Control, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1984.
3. Åström, K.J. and B.Wittenmark, Computer Controlled Systems Theory and Design, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1984.
4. Ljung, L. and T.Söderström, Theory and Practice of Recursive Identification, MIT Press, Cambridge, MA, 1987.
5. I.D.Landau, System Identification and Control Design, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1990.
6. 山本祥弘：直交射影アルゴリズムによる適応推定法、計測自動制御学会論文集、26-3, 272/277, 1990.
7. 山本祥弘：修正最小2乗法による適応アルゴリズム、計測自動制御学会論文集、26-12, 22/27, 1990.
8. 山本祥弘：離散時間制御系におけるフィードバック特性の評価法、鳥大工研究報告、21-1, 31/37, 1990.