

# 高次系の準最適化

東京大学工学部 茅陽一

## I. 序論

高次のダイナミカルシステムの最適化を行なおうとすると、次の二長が大きな問題として浮かび出てくる。

1) 高次のモデルは、パラメータの数が多く、パラメータ決定に供する計算量がきわめて大きくなること。又、パラメータの最適値の探索もそれ自体難しい問題となること(多峰性の可能性など)。

2) 高次のモデルがたとえもとよりであるとしても、それを適用した制御方針の決定に大きな計算量を要すること。

これらの二問題を解決する一つの対策は、システムの低次近似モデルを作り、これを用いた制御方針を定めることである。これは最適性の犠牲により、計算量を削減するという準最適化の考え方があり、分解原理にもとづく逐次レベル計算法とは対照的である。

準最適化の従来からの研究は、大別すると次の二つの型になる。ただし、この場合、眼はまず前者の上述の2)に注目され、



$$u = u_0^* + \left( \frac{\partial u^*}{\partial \lambda} \right)_{\lambda=0} \cdot \lambda \quad (4)$$

また  $u^*$ : 真の最適値  $u$

$u_0^*$ :  $\lambda=0$  としたとき (低次近似) の最適値  $u$

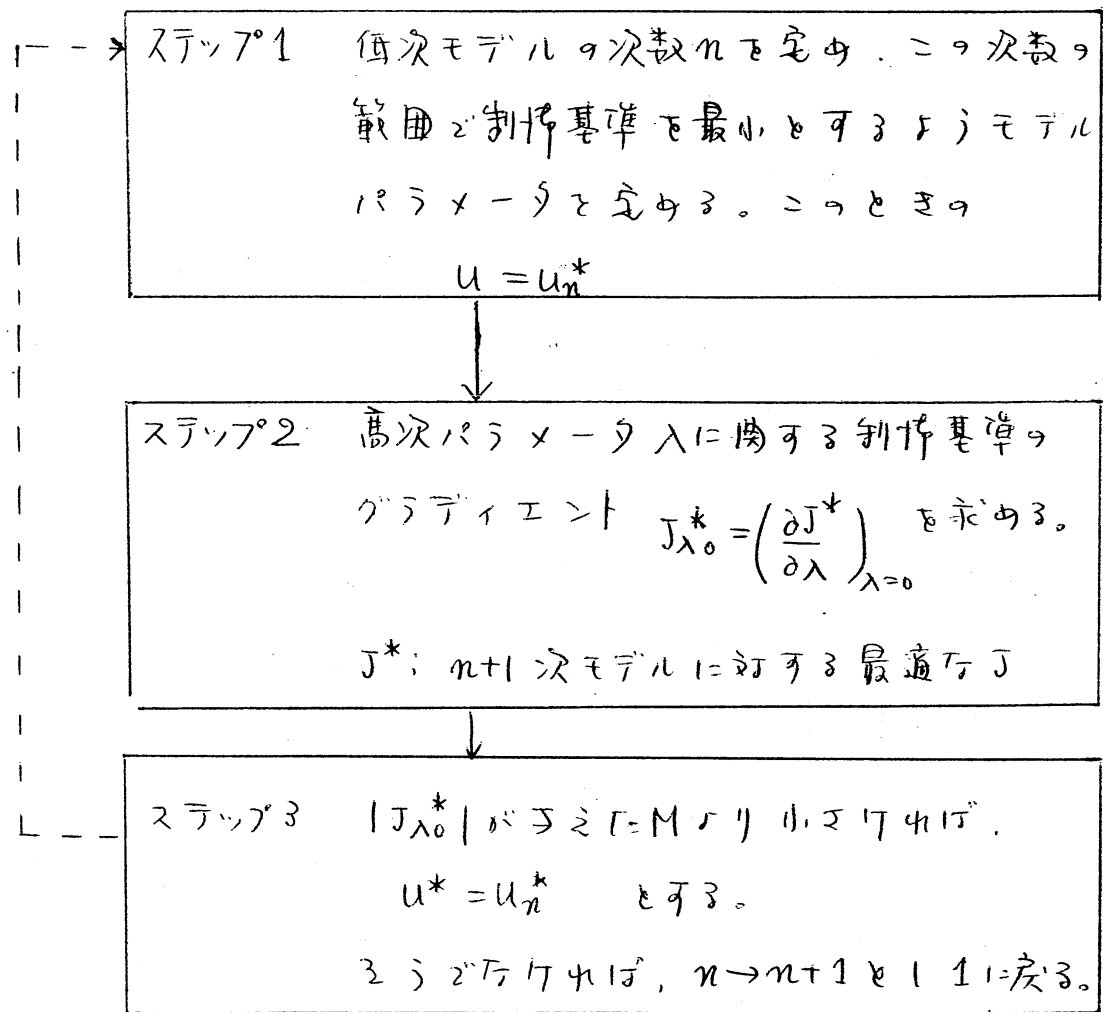
$u_{\lambda}^* = (\partial u^* / \partial \lambda)_{\lambda=0} \cdot \lambda$ ,  $u^*$  を求めることも,  $u_0^*$  などを用いた比較的容易に計算できる。(後述)

従来, とくに B の方式の欠点は次の通りである。

- 1° システムの正確な高次モデルがあるか, 求める必要の必要があること。
- 2° システムが  $S_s, S_f$  の  $\Rightarrow$  のシステムに区分しうること。  
[T<sub>0</sub> が  $\geq 2$ , システム内の応答の遅延のちがいが判別できしむべきは取扱いにくくなる。
- 3° 基本モデルとして  $S_s$  を用いることができるが,  $\geq 4$  の次数の範囲が, 最良近似モデルに存在し得る限り。

以上の点を考慮して, 筆者は新たに次の方式を提案する。

これは, システムを適当に低い次数のモデルで近似し, 次数をあげても最適性があまり落ちない  $\geq n$  次数の  $\geq 3$  の近似をとめるという考え方があり, モデル  $\geq n$  の問題と利得の問題を連結したものである。



## II. ステップ1。近似的最適モデルと判別方針の決定。

以下、話を簡単にするため問題を次のように単純化する。

システム:  $W \subset R^N$ , 線形オートマトン

モデル:  $X \subset R^n$ ,  $n < N$ , 線形オートマトン

モデルパラメータ:  $\{P_i\}$  及  $v, \lambda, X(0)$

可なり

$$\begin{aligned} \text{システム} \quad \dot{W} &= A_S W + B_S u \\ &= \begin{pmatrix} 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & & & 1 \\ \vdots & & & \vdots \\ \alpha_1 & \dots & \dots & \alpha_N \end{pmatrix} W + \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_N \end{pmatrix} u \quad (5) \end{aligned}$$

モデル

$$\begin{aligned} \text{通常の低次モデル} \quad \dot{X} &= A X + B u \\ &= \begin{pmatrix} 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & & & 1 \\ \vdots & & & \vdots \\ a_1 & \dots & \dots & a_n \end{pmatrix} X + \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix} u \quad (6) \end{aligned}$$

$$\text{一次高次のモデル} \quad \begin{pmatrix} \dot{X}_h \\ \lambda \dot{Z} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & & & 1 \\ \vdots & & & \vdots \\ a_1 & \dots & \dots & a_{n-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_h \\ Z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \\ 0 \end{pmatrix} u \quad (7)$$

( $\lambda = 0$  2" (7)  $\rightarrow$  (6) と 7" 3)

$$\text{出力} \quad \text{システム} \quad y_s = W_1 \quad (8)$$

$$\text{モデル} \quad y = x_1 \quad (9)$$

判別基準  $t > 0$  と一般化も可能 2" あり 2" は

$$J = \int_0^{\infty} [\alpha y_s - r(t)]^2 + \rho u^2 dt \rightarrow \min_u \quad (10)$$

$r(t)$ : 一定と可なり。

モデルのパラメータ  $\{a_i, b_i\}$ ,  $X(0)$  を調整し  $J \rightarrow \min$  と可なり。  
 $a_i$  は一般最適制御問題で、 $J$  の各パラメータに可なり傾斜可なりと可なり。最大傾斜法、変分傾斜法など 113 113 可なりと可なり。そこで、問題は  $J$  の傾斜 2" あり 2"、可なりを可なり可なり  
 可なり 2" あり 2"  $a_i$  に可なり傾斜の計算を

次に示す。

$a_i$  は調整変数 (調整)

1) (10)  $\rightarrow$

$$\frac{\partial J}{\partial a_i} = 2 \int_0^{\infty} [Q(y_s - r)y_{sa_i} + \rho u u_{a_i}] dt \quad (11)$$

$$\text{E.T.} \quad u_{a_i} = \frac{\partial u}{\partial a_i}, \quad y_{sa_i} = \frac{\partial y_s}{\partial a_i} \quad (12)$$

2)  $y_{sa_i}$

$$(5) \rightarrow \dot{W}_{a_i} = A_s W_{a_i} + B_s u_{a_i} \quad (13)$$

$$W_{a_i}(0) = 0 \quad (14)$$

$$(8) \rightarrow y_{sa_i} = W_{1a_i} \quad (15)$$

すなわち、 $y_{sa_i}$  は、初期条件零、 $\Sigma$  と  $\tau_4 = u_{a_i}$  を加えた  
 状態出力となる。

3)  $u_{a_i}$

E.T. の  $\Sigma$  に調整変数  $u$  は、最優制御

$$u = -\frac{1}{\rho} B' K \Sigma - \frac{1}{2\rho} B' \Pi \quad (16)$$

$$\text{E.T.} \quad K: 0 = -KA - A'K + \frac{1}{\rho} KBB'K - \begin{bmatrix} Q & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$L: 0 = -(A' - \frac{1}{\rho} KBB')\Pi + 2 \begin{bmatrix} Q^r \\ 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

(E.T.)  $> 2$



この場合、目的関数をラグラジアンとして、 $u, x_s$  及び  $\lambda = 0$  の  
 $\lambda$  に関する微分可能な適切な方程式の計算ができる。

$$\left(\frac{\partial J}{\partial \lambda}\right)_0 = 2 \int_0^{\infty} [Q(y_{s0} - r) y_{s\lambda 0} + q u_0 u_{\lambda 0}] dt \quad (25)$$

$$= 2 \int_0^{\infty} y_{s\lambda 0} = \left(\frac{\partial y_s}{\partial \lambda}\right)_{\lambda=0}, \quad \left(\frac{\partial J}{\partial \lambda}\right)_0 = \left(\frac{\partial J}{\partial \lambda}\right)_{\lambda=0}$$

$$u_{\lambda 0} = \left(\frac{\partial u}{\partial \lambda}\right)_{\lambda=0}, \quad u_0 = (u)_{\lambda=0} \quad (26)$$

$T = \infty$  のとき、 $y_{s0}, y_{s\lambda 0}, u_0, u_{\lambda 0}$  などの値は定数である。

$u_0$  及び  $y_{s0}$

これは (6) のモデルを用いて、 $T = \infty$  の最適値  $u$  と  $y_s$  に関する  
 定常状態の値を求めることができる。直ちに計算できる。(16) 参照)

$y_{s\lambda 0}$  については、前節の説明からわかるように、 $u_{\lambda 0}$  に関する  
 定常状態の値 (  $T = \infty$  のときの初期値 ) である。

(  $T = \infty$  のとき ) 問題は  $u_{\lambda 0}$  の決定に帰着する。

$u_{\lambda 0}$  (7) に関する最適値  $u$  は、

$$u = -\frac{1}{q} B_h k_h V - \frac{1}{2q} B_h' \Omega_h \quad (27)$$

$$T = \infty \text{ のとき } B_h = \begin{pmatrix} B \\ 0 \end{pmatrix}, \quad V = \begin{pmatrix} x_h \\ z \end{pmatrix} \quad (28)$$

$k_h, \Omega_h$  は (7) のモデルに関する定数  $k, \Omega$  ( (17) (18) 参照 ) である。

$k_h, \Omega_h, V$  は、このとき  $\lambda$  の関数として  $\lambda = 0$  の微分可能。

(27) より、これは  $\lambda$  の微分可能な  $u_{\lambda 0}$  の値である。結果の



また記す

$$u_{\lambda 0} = -\frac{1}{2q} B' P_{\lambda} - \frac{1}{q} B' K f (\sum a_i x_i) - \frac{1}{q} B' M_{\lambda} X - \frac{1}{q} B' K X_{h\lambda 0} \quad (29)$$

$$F = F' L, \quad K: (17) \circ K, \quad f' = \overbrace{(0 \dots 0 1)}^{n \times 1}$$

$$P_{\lambda}: -(A + \frac{1}{q} B B' K) P_{\lambda} - \frac{1}{q} (a f' K + M_{\lambda}) B B' L = 0 \quad (30)$$

$$a = \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{pmatrix}, \quad L: (18) \circ L$$

$$\begin{aligned} M_{\lambda}: & (-A' + \frac{1}{q} K B B') M_{\lambda} + M_{\lambda} (-A + \frac{1}{q} B B' K) \\ & - (F_0' - \frac{1}{q} K B B') K f a' + a f' K (F_0 - \frac{1}{q} B B' K) \\ & - f' K f a a' - a a' f' K f = 0 \quad (31) \end{aligned}$$

$$F_0 = \left( \begin{array}{ccc} 0 & \overbrace{1 \dots 1}^n & \\ & & 0 \\ 0 & & 0 \end{array} \right) \Bigg\}^n \quad (32)$$

$$X_{h\lambda 0}: \dot{X}_{h\lambda 0} = A X_{h\lambda 0} - f a' \dot{X} + B u_{\lambda 0} \quad (33)$$

$X_{h\lambda 0}(0)$  は、113113 の論議があるが、 $\dot{X} = 0$  として  
 $X_{h\lambda 0}(0) = 0$  とおいて議論する。

(29) と (33) を組合せれば、 $\dot{X}$  を  $\lambda$  の関数として  $\dot{X}$  の式と  
 (2)  $X_{h\lambda 0}, u_{\lambda 0}$  が得られる。

以上の計算は、いわゆる線形演算と等しいので、計算が比較的容易である。

以上、各ステップについて説明を行なったが、これから

予ども出力雑音・測定雑音を無視した上での話である。これを考慮するとは、ステップ1, 2 11が4になる112も可能<sup>可能</sup>であるが、ステップ3では統計的検定が必要となる。これは112では、著者の他論文<sup>(8)</sup>を参照された11。

### 文献

1. Nicholson, H. ; Dynamic Optimization of a Boiler, Proc. IEE, 111-8 (1964) pp. 1479-1499
2. Aoki, M. ; Control of Large Scale Dynamic Systems by Aggregation, T. IEEE, AC-13-3, (1968) pp. 246-253
3. Kokotović, P. and Sannuti, P. ; Singular Perturbation Method for Reducing the Model Order in Optimal Control Design, T. IEEE, AC-13-4 (1968)
4. Kokotović, P. and Sannuti, P. ; An Approximate Design of Optimal Regulators for Higher-order Linear Plants, IFAC Symposium on System Sensitivity and Adaptability (1968)
5. Kokotović, P. et al. ;  $\epsilon$ -coupling Method for near-optimum Design of Large Scale Linear Systems, Proc. IEE, 1116-5 (1969)
6. 石谷 ; 東京大学博士論文 (工. 電気) 0349.
7. 榎本他 ; 階級変化するシステムの一変数最適制御, 制御工学, 13-3 (1969)

8. Kaya, Y. and Ishikawa, M.; Test of Goodness of Fit of A  
State Equation Model, 1971 IFAC Kyoto Symposium (to be published)