

大系统模型简化的一种新的 时域最优逼近法

吴 受 章

(西安交通大学)

摘 要

从大系统及其降阶模型的单位脉冲响应矩阵近似相等出发, 推导了大系统及其降阶模型的特征值应该遵守的关系式. 利用该关系式可以改进大系统模型简化的时域最优逼近法, 将泛函求极值的问题转化为参数优化的问题, 有可能使问题的解决简单化. 本文提出了两种算法: 1) 保留主特征值的最优逼近; 2) 修改特征值的最优逼近. 附有数字实例.

一、引 言

大系统模型简化法已有许多种. 在时域内, 主要有保留主特征值的集结法、最优集结法、链式集结法、奇异摄动法、最优逼近法等等. 关于这些方法, 已有全面综述^[1-3]. 现有的最优集结法、最优逼近法都是把模型简化作为泛函求极值问题处理, 计算较繁. 利用本文给出的大系统及其降阶模型的特征值应该遵守的关系式, 可以形成一种新的时域最优逼近法, 使问题成为可以利用现成的优化方法和计算程序的参数优化问题.

二、大系统与降阶模型特征值的关系

设大系统的状态向量方程为

$$\left. \begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= A\mathbf{x}(t) + B\mathbf{u}(t), & \mathbf{x}(0) &= \mathbf{0} \\ \mathbf{y}(t) &= C\mathbf{x}(t), & \forall t &\geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中 $\mathbf{x} \in R^n$, $\mathbf{y} \in R^p$, $\mathbf{u} \in R^m$; A, B, C , 为常量矩阵.

并设降阶模型的状态向量方程为

$$\left. \begin{aligned} \dot{\mathbf{z}}(t) &= F\mathbf{z}(t) + G\mathbf{u}(t), & \mathbf{z}(0) &= \mathbf{0} \\ \mathbf{y}_m(t) &= H\mathbf{z}(t), & \forall t &\geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中 $\mathbf{z} \in R^r$, $r < n$, $\mathbf{y}_m \in R^p$, $\mathbf{u} \in R^m$; F, G, H 为常量矩阵.

在时域内, 要求大系统的单位脉冲响应矩阵 $h(t)$ 近似等于降阶模型的单位脉冲响应矩阵 $h_m(t)$, 即

$$h(t) \approx h_m(t). \quad (3)$$

由式(3)可推导出大系统及其降阶模型的特征值应遵守的关系¹⁾,分为三种情形:

1) 若 A 具有相异特征值, F 取为具有相异特征值

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} e^{\lambda_1 t} \\ e^{\lambda_2 t} \\ e^{\lambda_3 t} \\ \vdots \\ e^{\lambda_n t} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \lambda_1 & \lambda_2 & \lambda_3 & \cdots & \lambda_n \\ \lambda_1^2 & \lambda_2^2 & \lambda_3^2 & \cdots & \lambda_n^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda_1^{n-1} & \lambda_2^{n-1} & \lambda_3^{n-1} & \cdots & \lambda_n^{n-1} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} CB \\ CAB \\ CA^2B \\ \vdots \\ CA^{n-1}B \end{bmatrix} \\ & \approx \begin{bmatrix} e^{\rho_1 t} \\ e^{\rho_2 t} \\ e^{\rho_3 t} \\ \vdots \\ e^{\rho_r t} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \rho_1 & \rho_2 & \rho_3 & \cdots & \rho_r \\ \rho_1^2 & \rho_2^2 & \rho_3^2 & \cdots & \rho_r^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho_1^{r-1} & \rho_2^{r-1} & \rho_3^{r-1} & \cdots & \rho_r^{r-1} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} HG \\ HFG \\ HF^2G \\ \vdots \\ HF^{r-1}G \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

式中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 为 A 的相异特征值; $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_r$ 为 F 的相异特征值; T 为矩阵转置. 式(4)左边第三个矩阵是分块阵,其各块构成大系统的有限 Markov 参数;式(4)右边第三个矩阵也是分块阵,其各块构成降阶系统的有限 Markov 参数.

2) 若 A 具有一组重复特征值(设一组中有三个重复的), F 取为具有相异特征值

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} \frac{t^2}{2} e^{\lambda_1 t} \\ t e^{\lambda_1 t} \\ e^{\lambda_1 t} \\ e^{\lambda_4 t} \\ \vdots \\ e^{\lambda_n t} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 0 & 1 & \lambda_1 & \cdots & \lambda_n \\ 1 & 2\lambda_1 & \lambda_1^2 & \cdots & \lambda_n^2 \\ 3\lambda_1 & 3\lambda_1^2 & \lambda_1^3 & \cdots & \lambda_n^3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{(n-1)(n-2)}{2} \lambda_1^{n-3} & (n-1)\lambda_1^{n-2} & \lambda_1^{n-1} & \cdots & \lambda_n^{n-1} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} CB \\ CAB \\ CA^2B \\ CA^3B \\ \vdots \\ CA^{n-1}B \end{bmatrix} \\ & \approx \begin{bmatrix} e^{\rho_1 t} \\ e^{\rho_2 t} \\ e^{\rho_3 t} \\ \vdots \\ e^{\rho_r t} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \rho_1 & \rho_2 & \rho_3 & \cdots & \rho_r \\ \rho_1^2 & \rho_2^2 & \rho_3^2 & \cdots & \rho_r^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho_1^{r-1} & \rho_2^{r-1} & \rho_3^{r-1} & \cdots & \rho_r^{r-1} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} HG \\ HFG \\ HF^2G \\ \vdots \\ HF^{r-1}G \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

式中 λ_1 为 A 的重复特征值;其余说明同上.

3) 若 A 具有两组重复特征值(设每组中各有两个重复的), F 取为具有相异特征值

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} t e^{\lambda_1 t} \\ e^{\lambda_1 t} \\ t e^{\lambda_3 t} \\ e^{\lambda_3 t} \\ \vdots \\ e^{\lambda_n t} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & \lambda_1 & 1 & \lambda_3 & \cdots & \lambda_n \\ 2\lambda_1 & \lambda_1^2 & 2\lambda_3 & \lambda_3^2 & \cdots & \lambda_n^2 \\ 3\lambda_1^2 & \lambda_1^3 & 3\lambda_3^2 & \lambda_3^3 & \cdots & \lambda_n^3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ (n-1)\lambda_1^{n-2} & \lambda_1^{n-1} & (n-1)\lambda_3^{n-2} & \lambda_3^{n-1} & \cdots & \lambda_n^{n-1} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} CB \\ CAB \\ CA^2B \\ CA^3B \\ \vdots \\ CA^{n-1}B \end{bmatrix} \end{aligned}$$

1) 吴受章,大系统与降阶模型的特征值的关系,西安交通大学科学技术报告(81-099),1981年.

$$\begin{bmatrix} e^{\rho_1 t} \\ e^{\rho_2 t} \\ e^{\rho_3 t} \\ \vdots \\ e^{\rho_r t} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \cdots 1 \\ \rho_1 & \rho_2 & \rho_3 \cdots \rho_r \\ \rho_1^2 & \rho_2^2 & \rho_3^2 \cdots \rho_r^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \cdots \vdots \\ \rho_1^{r-1} & \rho_2^{r-1} & \rho_3^{r-1} \cdots \rho_r^{r-1} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} HG \\ HFG \\ HF^2G \\ \vdots \\ HF^{r-1}G \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中 λ_1 为 A 的一组重复特征值, λ_3 为 A 的另一组重复特征值, 其余说明同上.

三、降阶算法

式 (4), (5), (6) 适用于多输入-多输出系统, 但本节阐述单输入-单输出系统的降阶算法.

对于单输入-单输出系统, 式 (1) 和 (2) 可化为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= A\mathbf{x}(t) + Bu(t), & \mathbf{x}(0) &= \mathbf{0} \\ y(t) &= C\mathbf{x}(t), & \forall t &\geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (1)'$$

式中 $u(t)$ 和 $y(t)$ 均为标量, B 为列向量, C 为行向量.

$$\left. \begin{aligned} \dot{\mathbf{z}}(t) &= F\mathbf{z}(t) + Gu(t), & \mathbf{z}(0) &= \mathbf{0} \\ y_m(t) &= H\mathbf{z}(t), & \forall t &\geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (2)'$$

式中 $u(t)$ 和 $y_m(t)$ 均为标量, G 为列向量, H 为行向量.

有两种降阶算法, 以下均以式 (4) 为例阐明算法.

1. 保留主特征值的最优逼近

1) 计算 A 的特征值. 利用计算机和求特征值程序.

2) 计算原系统的单位脉冲响应 $h(t)$. 不论 A 是否已经对角化, 可以先算大系统的有限 Markov 参数. 后算 $h(t)$.

3) A 阵对角化. 设 P 为模态阵, $\mathbf{v}(t)$ 为变换后的状态,

$$\mathbf{x}(t) = P\mathbf{v}(t). \quad (7)$$

于是, 得新的三元组 $(P^{-1}AP, P^{-1}B, CP)$.

4) 完全集结. 在式 (4) 中, 取 $\rho_1 = \lambda_1, \rho_2 = \lambda_2, \dots, \rho_r = \lambda_r$. 从三元组 $(P^{-1}AP, P^{-1}B, CP)$ 作完全集结较方便, 因为 $\mathbf{z}(t)$ 与 $\mathbf{v}(t)$ 之间集结矩阵 K 为

$$K = [I_r \vdots 0]_{r \times n}, \quad (8)$$

而 $\mathbf{z}(t) = K\mathbf{v}(t). \quad (9)$

此时, 只要从式 (10) 截取阴影部分, 即得 (F, G, H) .

$$\left. \begin{aligned} \dot{\mathbf{v}}(t) &= \left[\begin{array}{c} \text{阴影} \\ \text{阴影} \\ \text{阴影} \\ \vdots \\ \text{阴影} \\ \text{阴影} \end{array} \right] \mathbf{v}(t) + \left[\begin{array}{c} \text{阴影} \\ \text{阴影} \\ \text{阴影} \\ \vdots \\ \text{阴影} \\ \text{阴影} \end{array} \right] u(t) \\ y(t) &= \left[\begin{array}{c} \text{阴影} \\ \text{阴影} \\ \text{阴影} \\ \vdots \\ \text{阴影} \\ \text{阴影} \end{array} \right] \mathbf{v}(t). \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

至此,可进一步计算完全集结模型的有限 Markov 参数和 $h_m(t)$. 误差

$$\Delta(t) = h(t) - h_m(t). \quad (11)$$

5) 修改 H 阵. 由于完全集结模型有较大误差, 可利用式 (4) 修改 H 阵, 以提高降阶模型的逼近精度. 在修改 H 阵时, 为了避免盲目试凑, 可采用目标函数

$$\min_H J = \int_0^{\infty} [h(t) - h_m(t)]^2 dt. \quad (12)$$

式中 $h(t)$ 即式 (4) 左边; $h_m(t)$ 即式 (4) 右边, 但在 $h_m(t)$ 中, 除了 H 阵待修改外, 其余都由完全集结确定了. 将 $h(t)$ 和 $h_m(t)$ 代入式 (12), 并求出定积分, 于是化为一个无约束参数优化问题. 采用式 (12) 所示目标函数可保证暂态响应的起始部分较逼近, 而稳态响应的逼近程度则稍差. 还可以采用下列目标函数

$$\begin{aligned} \min_H J &= \int_0^{\infty} [h(t) - h_m(t)]^2 dt, \\ \text{s.t. } |\Delta(t)| &< \varepsilon, \quad t > t_s, \end{aligned} \quad (13)$$

式中 ε 为按需指定的误差值, t_s 为按需指定的某一时刻. 将 $h(t)$ 和 $h_m(t)$ 代入式 (13), 并求出定积分, 于是化为一个有约束参数优化问题. 采用式 (13) 所示目标函数可保证暂态响应的起始部分较逼近, 又可兼顾其它时刻的逼近精度, 还可以按需要提出其它约束条件, 比较灵活. 从目标函数的形式来看, 虽然也是积分平方误差, 但已经不是作为泛函求极值而是作为参数优化问题处理.

2. 修改特征值的最优逼近

1) 同第一种算法的步骤 1)~4), 即计算到完全集结这一步.

2) 修改特征值. 利用式 (4) 修改 $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_r$, 以提高降阶模型的逼近精度. 采用目标函数

$$\min_{\rho_1, \dots, \rho_r} J = \int_0^{\infty} [h(t) - h_m(t)]^2 dt \quad (14)$$

或

$$\begin{aligned} \min_{\rho_1, \dots, \rho_r} J &= \int_0^{\infty} [h(t) - h_m(t)]^2 dt, \\ \text{s.t. } |\Delta(t)| &< \varepsilon, \quad t > t_s. \end{aligned} \quad (15)$$

于是, 也可化为一个无约束或有约束参数优化问题.

至此, 可以看出以上两种算法与现有的最优集结法或最优逼近法^[4-14]相比, 有以下显著区别: 1) 传统的方法是面临泛函求极值的问题, 而本文所述方法是面临参数优化问题, 方法较简单; 2) 可按需提出各种约束条件, 也不难处理; 3. 本方法的第一种算法是保留主特征值的, 第二种算法可利用式 (4) 对降阶模型的特征值作出主动修改.

四、算 例

设原系统为(该例取自文[2])

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -12 & -20 & -9 \end{bmatrix} \mathbf{x}(t) + \begin{bmatrix} 1 \\ -3.5 \\ 17.5 \end{bmatrix} u(t),$$

$$y(t) = [1 \ 0 \ 0]x(t),$$

则可得完全集结模型为

$$\dot{z}(t) = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -2 \end{bmatrix} z(t) + \frac{1}{20} \begin{bmatrix} 6 \\ 5 \end{bmatrix} u(t),$$

$$y_m(t) = [1 \ 1]z(t).$$

若采用第一种算法,取目标函数如式(12)所示,并采用 Nelder & Mead 的直接搜索法^[15],经迭代 14 次,目标函数值减少到 $J = 2.1532 \cdot 10^{-3}$,并得降阶模型为

$$\dot{z}(t) = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -2 \end{bmatrix} z(t) + \begin{bmatrix} 0.30 \\ 0.25 \end{bmatrix} u(t),$$

$$y_m(t) = [0.3446403 \ 2.949817]z(t).$$

该降阶模型在单位脉冲输入、单位阶跃输入、单位斜坡输入作用下,数字仿真结果分别示于图 1 a, 图 1 b, 图 1 c. 在图 1 中同时画出原系统以及保留主特征值的降阶模型的数字仿真结果. 由图 1 看出,式(12)所示目标函数只能使暂态响应的起始部分逼近较好,这是在意料之中的.

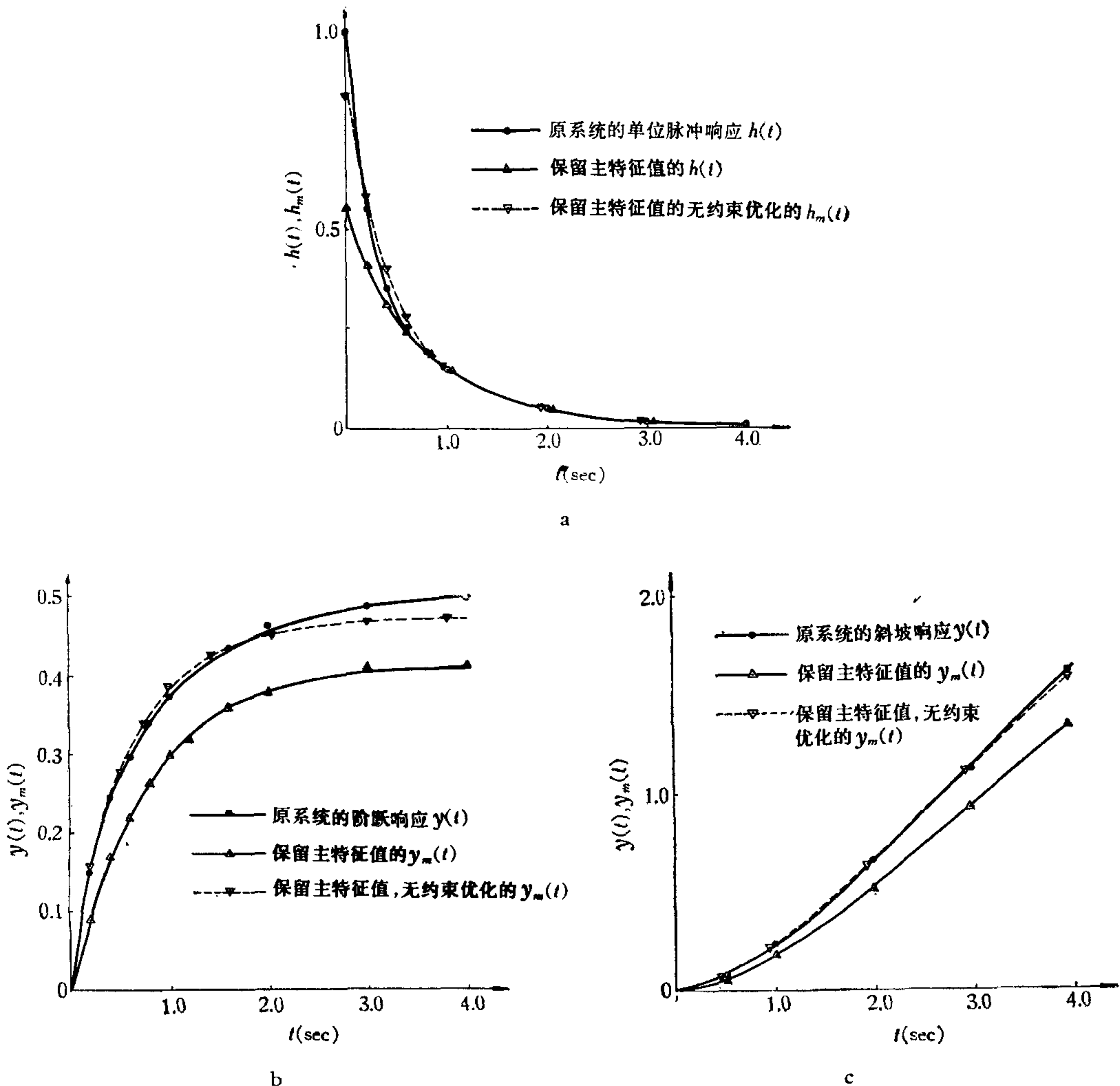


图 1 暂态响应的数字仿真(目标函数取式(12))
 a 单位脉冲输入; b 单位阶跃输入; c 单位斜坡输入

若仍采用第一种算法,但取目标函数如式(13)所示,取 $t_s = 4$ 秒,并采用 Pavianai & Himmelblau 的可变容差法^[15],经迭代12次,目标函数值减少到 $J = 2.3866 \times 10^{-3}$,并得降阶模型为

$$\dot{\mathbf{z}}(t) = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -2 \end{bmatrix} \mathbf{z}(t) + \begin{bmatrix} 0.30 \\ 0.25 \end{bmatrix} u(t),$$

$$y_m(t) = [0.5357226 \quad 2.7120157] \mathbf{z}(t).$$

该降阶模型在单位阶跃输入作用下,数字仿真结果示于图2.由图2看出,式(13)所示目标函数可使暂态响应和稳态响应的逼近精度分别得到兼顾.

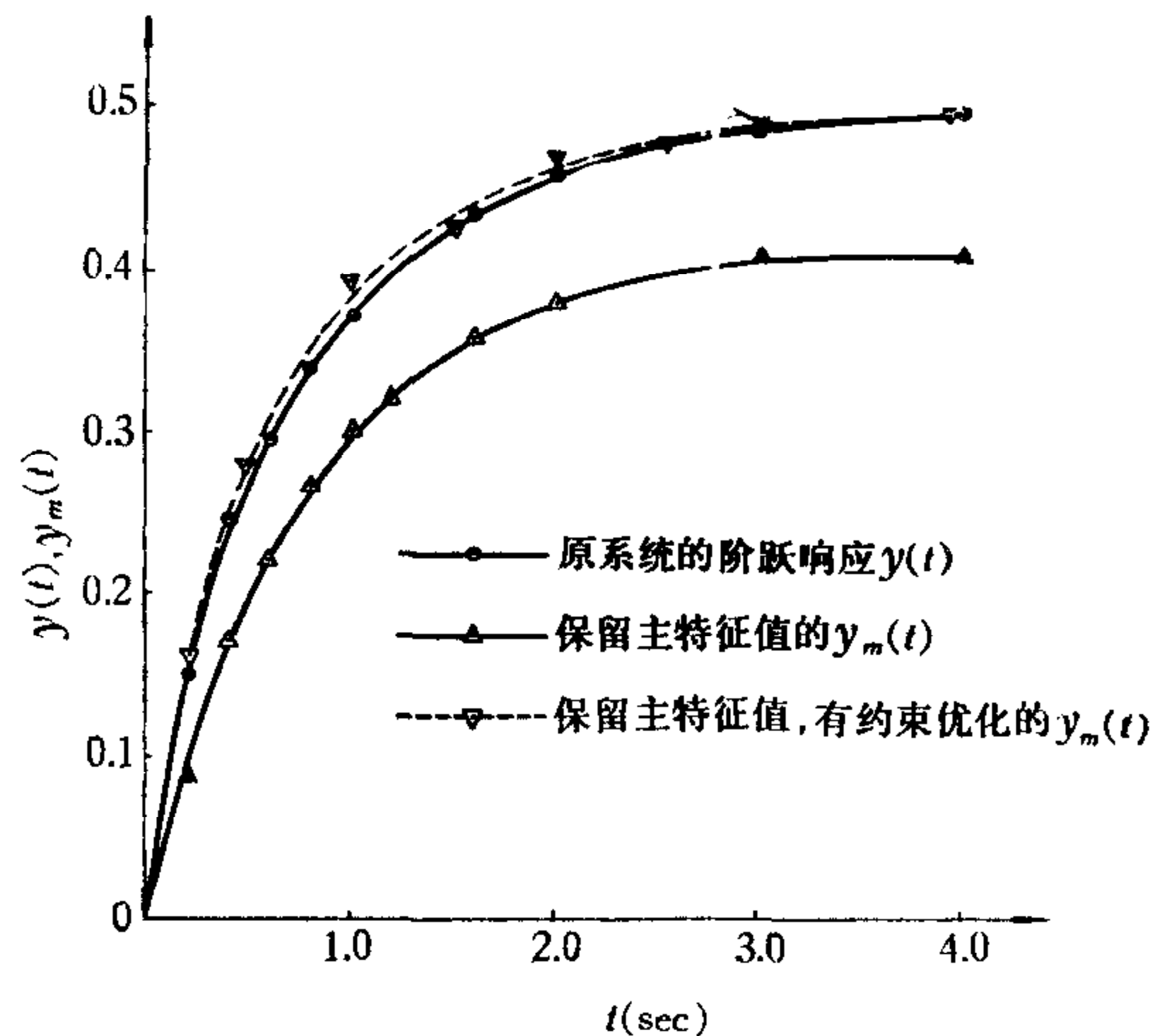


图2 单位阶跃输入下,暂态响应的数字仿真(目标函数取式(13), $t_s = 4$ 秒)

五、结论与展望

(1) 利用本文给出的大系统及其降阶模型特征值的关系式,可形成一种新的时域最优逼近法.本方法既可适用于原系统具有主特征值的情况,也适用于没有主特征值的情况.

(2) 本文给出的特征值关系式适用于多输入-多输出系统,但本文仅阐述了单输入-单输出系统的降阶算法.关于多输入-多输出系统的降阶算法,将另撰文.

西安交大自控81班姚忠慧同学在毕业设计中曾对本文的算例作了计算,此志.

参 考 文 献

- [1] Genesio R. and Milanese M., A Note on the Derivation and Use of Reduced-Order Models, *IEEE Trans., Automat. Contr.*, AC-21(1976), 118—122.
- [2] 万百五、吴受章,大系统的模型简化,自动化学报,6(1980),第1期,57—66.
- [3] 前田肇,大規模な線形システムの低元モデルヒシステム構造,システムヒ制御,22(1978),655—664.
- [4] Siret J. M., Michailesco G. and Bertrand P., Representation of Linear Dynamical Systems by Aggregated Models, *Int. J. Contr.*, 26(1977), 121—128.
- [5] Wilson D. A., Optimum Solution of Model-reduction Problem, *Proc. IEE*, 117(1970), 1161—1165.
- [6] Galiana F. D., On the Approximation of Multiple Input-multiple Output Constant Linear Systems, *Int. J. Contr.*, 17(1973), 1313—1324.

- [7] Aplevich J. D., Approximation of Discrete Linear Systems, *Int. J. Contr.*, **17**(1973), 565—575.
- [8] Aplevich J. D., Gradient Methods for Optimal Linear System Reduction, *Int. J. Contr.*, **18**(1973), 767—772.
- [9] Wilson D. A., Model Reduction for Multivariable Systems, *Int. J. Contr.*, **20**(1974), 57—64.
- [10] Hirzinger G. and Kreisselmeier, On Optimal Approximation of High-order Linear Systems by Low order Models, *Int. J. Contr.*, **22**(1975), 399—408.
- [11] Wilson D. A. and Mishra R. N., Optimal Reduction of Multivariable Systems, *Int. J. Contr.*, **29**(1979), 267—278.
- [12] Mishra R. N. and Wilson D. A., A New Algorithm for Optimal Reduction of Multivariable Systems, *Int. J. Contr.*, **31**(1980), 443—466.
- [13] Commault C., Optimal Choice of Modes for Aggregation, *Automatica*, **17**(1981), 397—399.
- [14] Litz L., Order Reduction of Linear State-space Models via Optimal Approximation of the Non-dominant Modes, *Large Scale Systems (Theory and Applications)*, **2**(1981), 171—184.
- [15] Himmelblau D. M., *Applied Nonlinear Programming*, McGraw-Hill, 1972. 中译本,张义燊等译,实用非线性规划,科学出版社,1981.

A NEW METHOD OF OPTIMAL TIME-DOMAIN APPROXIMATION FOR LARGE-SCALE SYSTEM MODEL REDUCTION

WU SHOUZHANG

(Xi'an Jiaotong University)

ABSTRACT

The relationship between the eigenvalues of both the large-scale system and its order-reduction model is derived from the requirement that their unit/impulse response matrices should be approximately equal to each other. With this formula, the time-domain optimal approximation for large-scale system simplification can be improved considerably, i.e. one needs only solve a parameter optimization problem instead of a functional problem. Two algorithms are proposed: 1, the optimal approximation with the dominant eigenvalues retained; 2, the optimal approximation with some eigenvalues modified. A numerical example is also attached.

IFAC 发展中国家自动控制科学技术区域性会议征文

中国自动化学会将于 1985 年 8 月 20—22 日在北京主办国际自控联 (IFAC) 发展中国家自动控制科学技术会议。征文内容如下:

1) 工农业和经济中的建模和辨识; 2) 过程控制; 3) 水力资源、能源管理; 4) 环境和污染; 5) 自动控制的培训和教育; 6) 计算机辅助设计和辅助制造; 7) 经济和管理系统; 8) 机器人。

论文中、英文全文请于 1984 年 7 月 1 日前寄到:

北京,德胜门外机械工业部工业自动化所,严筱钧。

中国自动化学会办公室