

# 直流他激电动机参数的在线辨识 与自适应控制

马润津 冯雅君 施妙和  
(北京工业学院)

## 摘 要

本文探讨直流电动机参数和负载转矩的在线辨识方法。  
用参数在线估计值自动地校准电力拖动系统调节器参数的设定值, 实现具有自适应能力的电力拖动控制系统。  
文中给出了计算机模拟计算和实验结果。

## 一、引 言

直流他激电动机广泛地应用于电力拖动和随动系统中。经过长期的实践, 人们对它的数学模型已有了深入的了解, 它的动力学过程可用以下二阶微分方程来描述:

$$\ddot{\omega} + \frac{1}{T_a} \dot{\omega} + \frac{1}{T_a T_M} \omega = \frac{1}{C_e \phi T_a T_M} u + \text{sign } M_c \left( \frac{1}{J} \dot{M}_c + \frac{1}{J T_a} M_c \right) \quad (1)$$

其中  $T_a = \frac{L}{R}$ ;  $T_M = \frac{R J}{C_e C_M \phi^2}$ ;  $\omega$  为电机输出转速;  $u$  为电枢电压;  $L$  为电枢回路等效电感;  $R$  为电枢回路等效电阻;  $\phi$  为电机磁通;  $C_e$ ,  $C_M$  为电机反电势和转矩系数;  $J$  为折算到电机轴上的总转动惯量(其中包括负载和减速器的惯量);  $M_c$  为折算到电机轴上的总负载转矩(其中负载机械的折算一般占主要地位), 用  $\text{sign } M_c$  表示它的方向。

确切地说  $M_c$  为外界施加于系统的非随机性干扰, 一般情况下难于对它直接测量, 我们希望在辨识电机参数的同时亦得到对  $M_c$  的在线估计, 因此, 不妨把它当作电机的一个参数。

在线估计  $M_c$  的意义在于:

- (1) 辨识电机参数必须考虑  $M_c$  的影响;
- (2)  $M_c$  的估计可为某些生产过程自动化提供重要信息(例如轧机的轧制力, 机床的切削力等)。

本文不同于一般参数估计之处在于, 在估计电机参数的同时估计了未知的非随机性干扰。

假设  $M_c$  是定常的(或者是慢时变的), 它的数值未知, 而作用方向总是与转动方向相反, 表示为  $\text{sign } M_c = -\text{sign}(\omega)$ 。  $\text{sign}(\omega)$  的含义是:

$$\text{sign}(\omega) = \begin{cases} 1 & (\omega > 0) \\ 0 & (\omega = 0) \\ -1 & (\omega < 0) \end{cases} \quad (2)$$

由  $i$  或  $\omega$  的阶跃响应曲线,图解(或分析)计算  $T_a$ ,  $T_M$  的多种方法过去已得出<sup>[1]</sup>. [2] 提出了将  $i$  的阶跃响应曲线离散化,用最小二乘方法解出参数的最优化估计. 以上方法都是在依据电机的特定响应曲线基础上的离线方法. 近年来系统辨识与参数估计理论的进展,使在线辨识电机参数成为可能,而微处理机的发展,使上述可能变成现实. 由于微处理机运算速度和能力的限制,在考虑方案时应注意辨识算法必须简单.

## 二、电机参数辨识问题的解决途径

对于  $n$  阶单输出线性离散动态系统可用以下差分方程描述:

$$y_k = a_1 y_{k-1} + a_2 y_{k-2} + \cdots + a_n y_{k-n} + b_1 u_{k-1} + b_2 u_{k-2} + \cdots + b_n u_{k-n} + \varepsilon_k \quad (3)$$

其中  $y_k$  和  $u_k$  分别表示系统的输出量和输入量,它们都可以测得.  $\varepsilon_k$  为考虑种种干扰因素影响的随机噪声,假设它为零均值平稳白噪声序列,如果系数  $a_1, a_2, \cdots, a_n, b_1, b_2, \cdots, b_n$  是定常或慢时变的,它们的数值未知,而系统的阶数是已知的. 对于这类参数估计问题,目前已有一系列较好的解决办法,其中最基本的有效方法是最小二乘算法<sup>[3-5]</sup>.

如果把待估参数和观测数据用以下向量形式表示:

$$\theta^T = [a_1, a_2, \cdots, a_n, b_1, b_2, \cdots, b_n], \quad (4)$$

$$x_k^T = [y_{k-1}, y_{k-2}, \cdots, y_{k-n}, u_{k-1}, u_{k-2}, \cdots, u_{k-n}], \quad (5)$$

则式(3)可写成:

$$y_k = x_k^T \theta + \varepsilon_k. \quad (6)$$

随着观测数据不断地增加,采用下列递推算法,可得出  $\theta$  的最小二乘估计:

$$\hat{\theta}_{N+1} = \hat{\theta}_N + k_{N+1}(y_{N+1} - x_{N+1}^T \hat{\theta}_N), \quad (7)$$

$$k_{N+1} = p_N x_{N+1} / (\beta + x_{N+1}^T p_N x_{N+1}), \quad (8)$$

$$p_{N+1} = \left( p_N - \frac{p_N x_{N+1} x_{N+1}^T p_N}{\beta + x_{N+1}^T p_N x_{N+1}} \right) \frac{1}{\beta}. \quad (9)$$

式中  $\beta$  为适应辨识时变参数而设置的遗忘因子.

如果对  $u, i, \omega$  进行等间隔均匀采样,可把由微分方程描述的电机动态过程转化成由差分方程描述的离散系统. 利用上述参数估计方法辨识出差分方程的系数,然后再把这些系数折算成连续系统的电机参数,这就是我们解决电机参数在线辨识的思路.

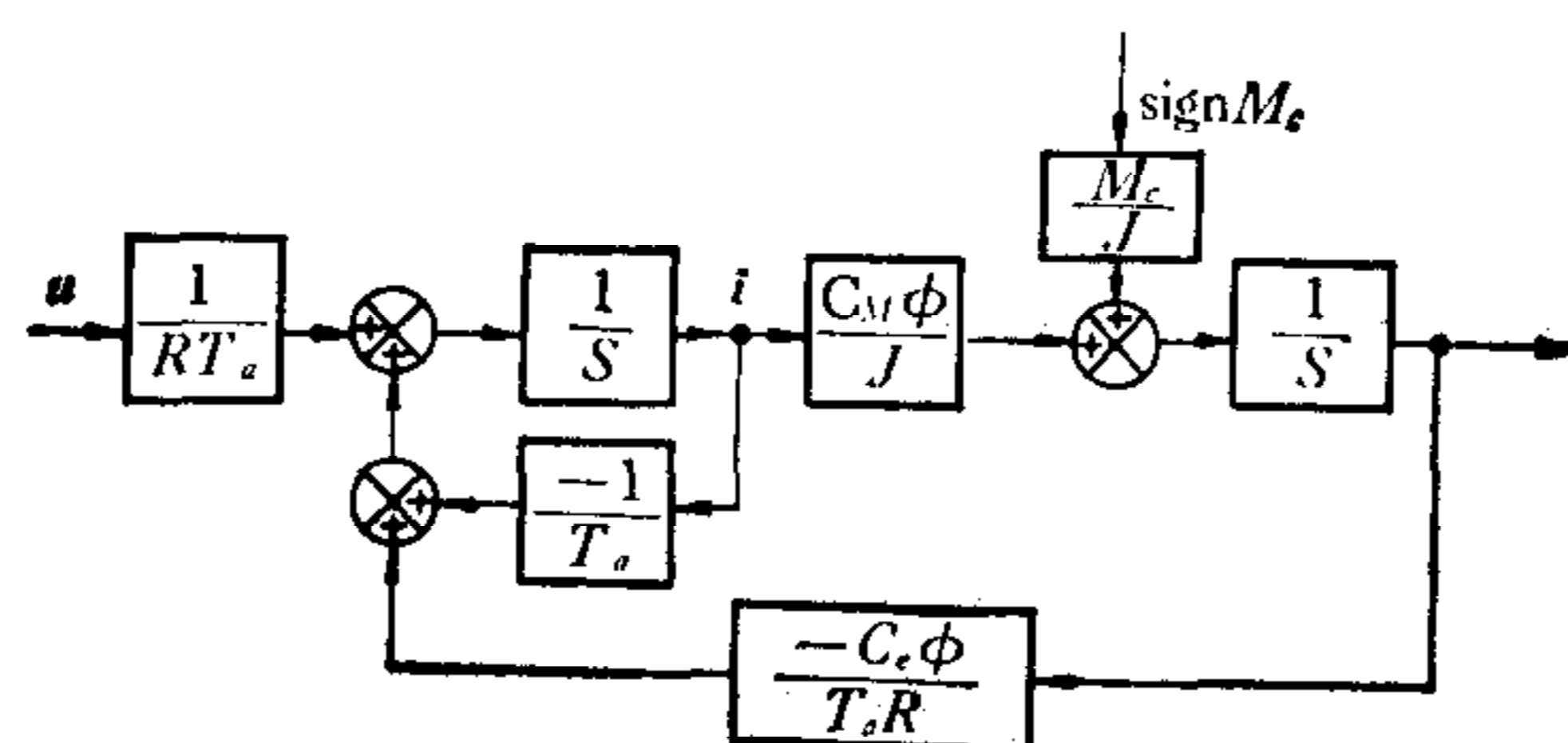


图1 电机结构图

### 方案1: 利用 $u$ 和 $\omega$ 采样值辨识 $T_M, T_a, \phi$ 和 $M_c$

电机的结构图可变换成图 1 形式. 由于  $M_c$  的大小未知, 有待辨识, 已知的只是它的方向即  $\text{sign } M_c$ , 故将  $M_c$  并入到系数里, 而把  $\text{sign } M_c$  提出来做为驱动信号.

电机的状态方程为:

$$\dot{\mathbf{x}} = A\mathbf{x} + \mathbf{b}_u u + \mathbf{b}_m \cdot \text{sign } M_c, \quad (10)$$

其中

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \omega \\ i \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} 0, & \frac{C_M \phi}{J} \\ \frac{-C_e \phi}{RT_a}, & \frac{-1}{T_a} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{b}_u = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{RT_a} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b}_m = \begin{bmatrix} \frac{M_c}{J} \\ 0 \end{bmatrix}.$$

将式(10)离散化, 得出对应的离散状态方程:

$$\mathbf{x}_{k+1} = G\mathbf{x}_k + \mathbf{h}_u u_k + \mathbf{h}_m \cdot \text{sign } M_{c,k}, \quad (11)$$

其中

$$G = \Phi(T), \quad \mathbf{h}_u = \left( \int_0^T \Phi(t) dt \right) \mathbf{b}_u,$$

$$\mathbf{h}_m = \left( \int_0^T \Phi(t) dt \right) \mathbf{b}_m, \quad T \text{ 为采样间隔.} \quad (12)$$

令

$$G = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{h}_u = \begin{bmatrix} h_{u1} \\ h_{u2} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{h}_m = \begin{bmatrix} h_{m1} \\ h_{m2} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} x_{1,k+1} \\ x_{2,k+1} \end{bmatrix}$$

代入式(11)得出

$$\omega_k = a_1 \omega_{k-1} + a_2 \omega_{k-2} + b_1 u_{k-1} + b_2 u_{k-2} + b_3 \text{sign}(-\omega_{k-1}) + \varepsilon_k \quad (13)$$

其中:

$$a_1 = g_{11} + g_{22}, \quad a_2 = g_{12}g_{21} - g_{11}g_{22},$$

$$b_1 = h_{u1}, \quad b_2 = h_{u2}g_{12} - h_{u1}g_{22}, \quad b_3 = h_{m1} + h_{m2}g_{12} - h_{m1}g_{22}$$

如果把  $\Phi(t)$  用矩阵指数的无穷级数形式展开

$$\Phi(t) = e^{At} = \left[ I + At + \frac{A^2 t^2}{2!} + \cdots + \frac{A^k t^k}{K!} \right]$$

则

$$G = \Phi(T) = \left[ I + AT + \frac{A^2 T^2}{2!} + \cdots + \frac{A^k T^k}{K!} \right] \quad (14)$$

只要  $T$  选择足够小,  $G(T)$  可用有限几项来近似. 如果取到  $A^2$  项, 并令

$$\alpha = \frac{T}{T_a}, \quad \gamma = \frac{T}{T_M}$$

则

$$\begin{aligned}
 G &\approx \left[ I + AT + \frac{A^2 T^2}{2} \right] \\
 &= \begin{bmatrix} 1 - \frac{\alpha\gamma}{2}, & \frac{R\gamma}{C_e\phi} \left( 1 - \frac{\alpha}{2} \right) \\ -\frac{C_e\phi\alpha}{R} \left( 1 - \frac{\alpha}{2} \right), & \left( 1 - \alpha - \frac{\alpha^3\gamma}{4} \right) \end{bmatrix}, \\
 h_u &\approx \begin{bmatrix} \frac{\alpha\gamma}{2C_e\phi} \left( 1 - \frac{\alpha}{3} \right) \\ \frac{\alpha}{R} \left( 1 - \frac{\alpha}{2} - \frac{\alpha\gamma}{6} + \frac{\alpha^2}{6} \right) \end{bmatrix}, \quad h_m \approx \begin{bmatrix} \frac{R\gamma M_c}{C_e C_M \phi^2} \left( 1 - \frac{\alpha\gamma}{6} \right) \\ \frac{-\alpha\gamma M_c}{C_M \phi} \left( \frac{1}{2} - \frac{\alpha}{6} \right) \end{bmatrix}.
 \end{aligned} \tag{15}$$

如果进一步假设  $T \ll T_a$ ,  $T \ll T_M$ , 则得出更简单的关系式

$$\begin{aligned}
 G &\approx [I + AT] = \begin{bmatrix} 1, & \frac{R\gamma}{C_e\phi} \\ -\frac{C_e\phi\alpha}{R}, & 1 - \alpha \end{bmatrix}, \\
 h_u &\approx \begin{bmatrix} \frac{\alpha\gamma}{2C_e\phi} \\ \frac{\alpha}{R} \left( 1 - \frac{\alpha}{2} \right) \end{bmatrix}, \quad h_m \approx \begin{bmatrix} \frac{R\gamma M_c}{C_e C_M \phi^2} \\ \frac{-\alpha\gamma M_c}{2C_M \phi} \end{bmatrix}.
 \end{aligned} \tag{16}$$

将式(16)代入式(13)得出:

$$\omega_k = a_1\omega_{k-1} + a_2\omega_{k-2} + b_1(u_{k-1} + u_{k-2}) + b_2\text{sign}(-\omega_{k-1}) + \varepsilon_k \tag{17}$$

式中:

$$\begin{aligned}
 a_1 &= 2 - \alpha, \quad a_2 = -(1 - \alpha + \alpha\gamma), \\
 b_1 &= \frac{\alpha\gamma}{2C_e\phi}, \quad b_2 = \frac{R\gamma}{2C_e C_M \phi^2} (2\alpha - \alpha\gamma) M_c.
 \end{aligned}$$

取

$$\begin{aligned}
 \theta^T &= [a_1, a_2, b_1, b_2], \\
 \mathbf{x}_k^T &= [\omega_{k-1}, \omega_{k-2}, (u_{k-1} + u_{k-2}), \text{sign}(-\omega_{k-1})]
 \end{aligned}$$

按照式(7)~(9)进行递推计算,可得出(17)式各系数的最小二乘估计. 由于从四个系数只能确定电机的四个独立参数,因此,这里假定电枢等效电阻  $R$  是已知量,其它参数很方便地由下列各式算出.

$$\begin{aligned}
 \hat{T}_a &= \frac{T}{(2 - \hat{a}_1)}, \quad \hat{T}_M = \left( \frac{2 - \hat{a}_1}{1 - \hat{a}_1 - \hat{a}_2} \right) T, \quad C_e \hat{\phi} = \frac{1 - \hat{a}_1 - \hat{a}_2}{2\hat{b}_1}, \\
 \hat{J} &= \frac{\hat{T}_M C_e C_M \hat{\phi}^2}{R}, \quad \hat{M}_c = \frac{2\hat{b}_2 J}{(3 - \hat{a}_1 + \hat{a}_2) T}.
 \end{aligned}$$

在 TQ16 计算机上进行了模拟,每次迭代需用计算时间小于 8 ms, 其结果如图 2 所示,图中箭头所指的位置表示参数的设定值,其中  $T_M$  的设定值在  $K = 900$  时增加了一倍.

由于离散模型式(17)是在特定条件下得出的近似结果,所以方案 1 只适用于

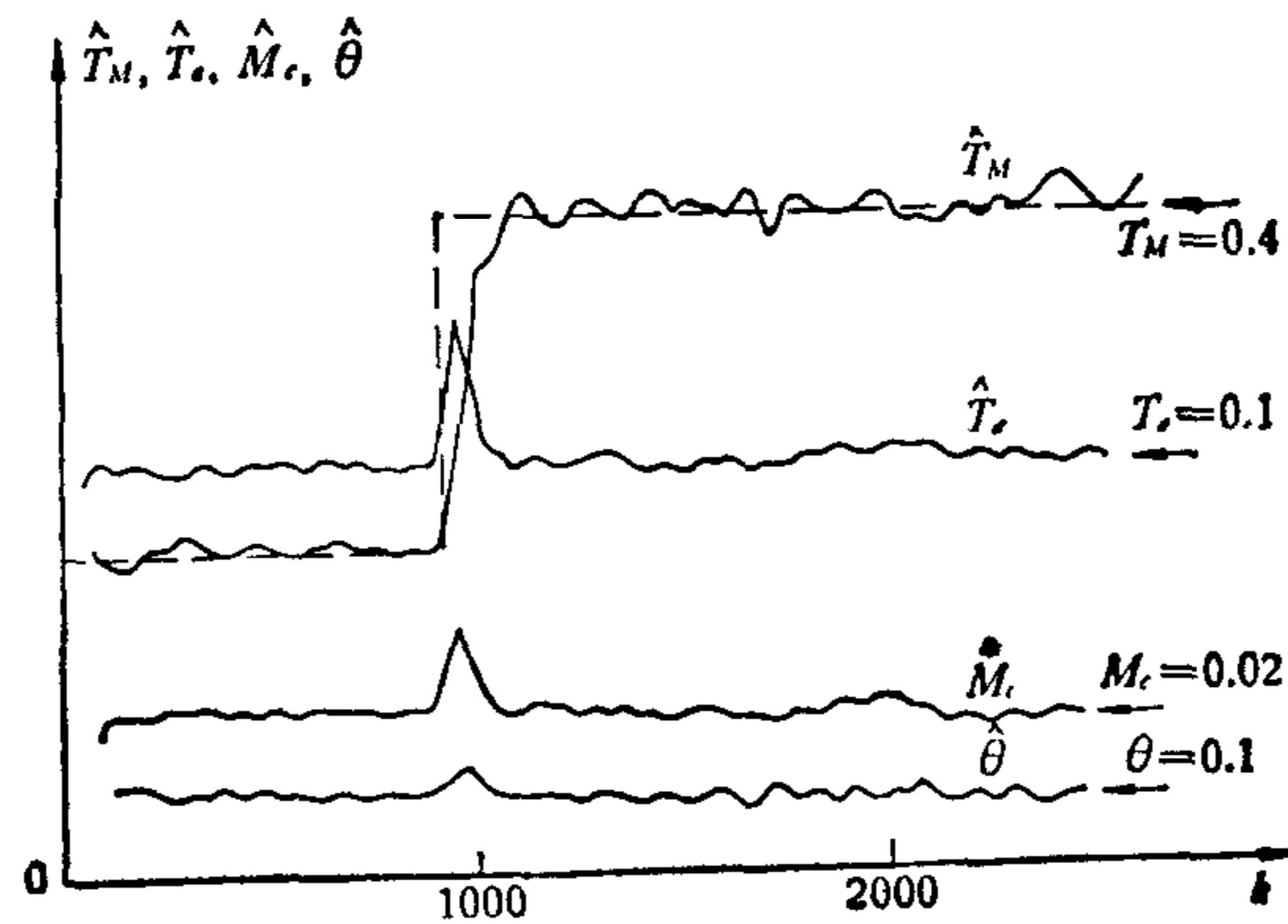


图2 方案1模拟计算结果 ( $\beta = 0.97$ , 信噪比  $\frac{S}{N} \leq 10$ )

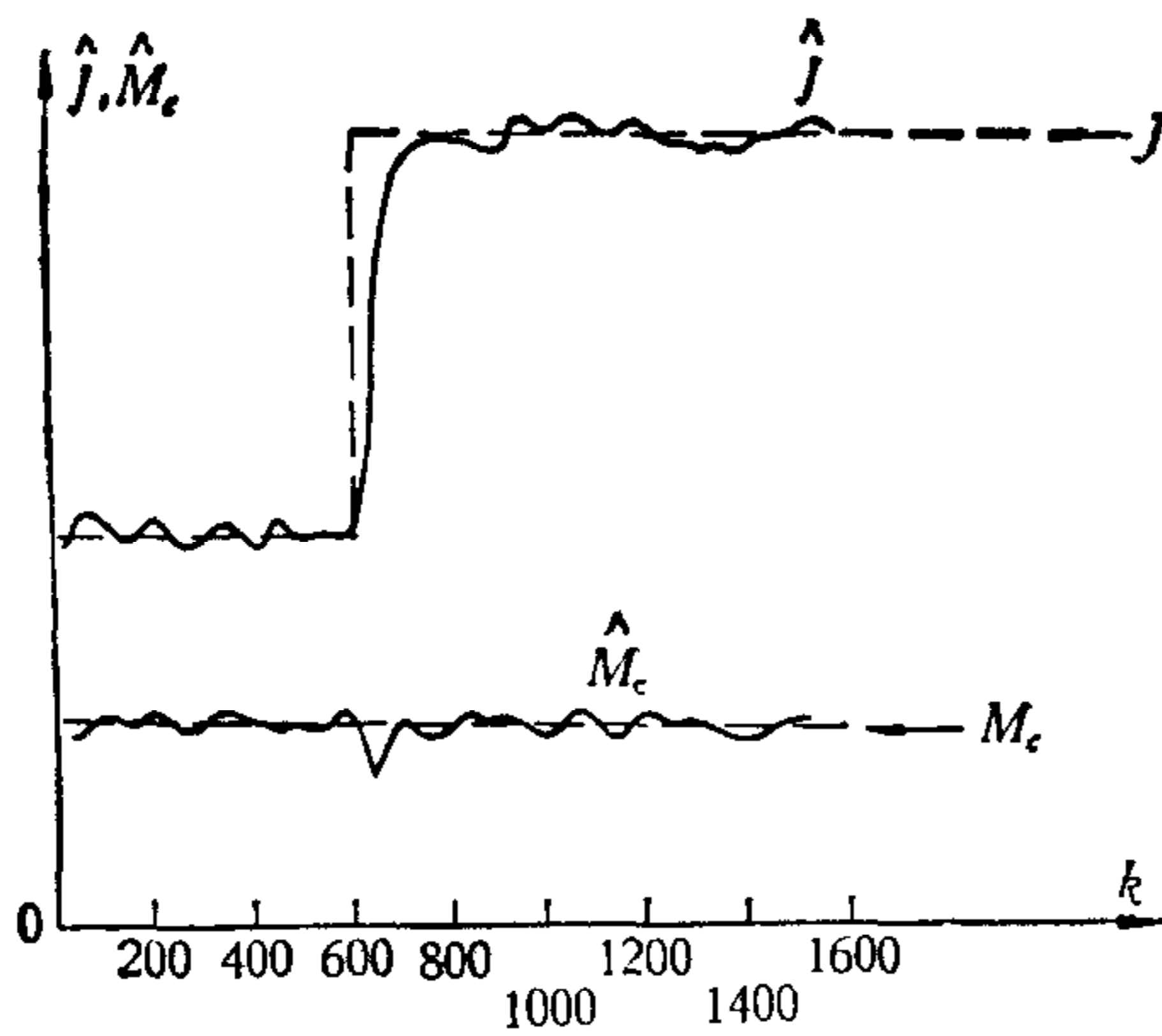


图3 方案2模拟计算结果  
( $\beta = 0.98$ , 信噪比  $\frac{S}{N} \leq 15$ )

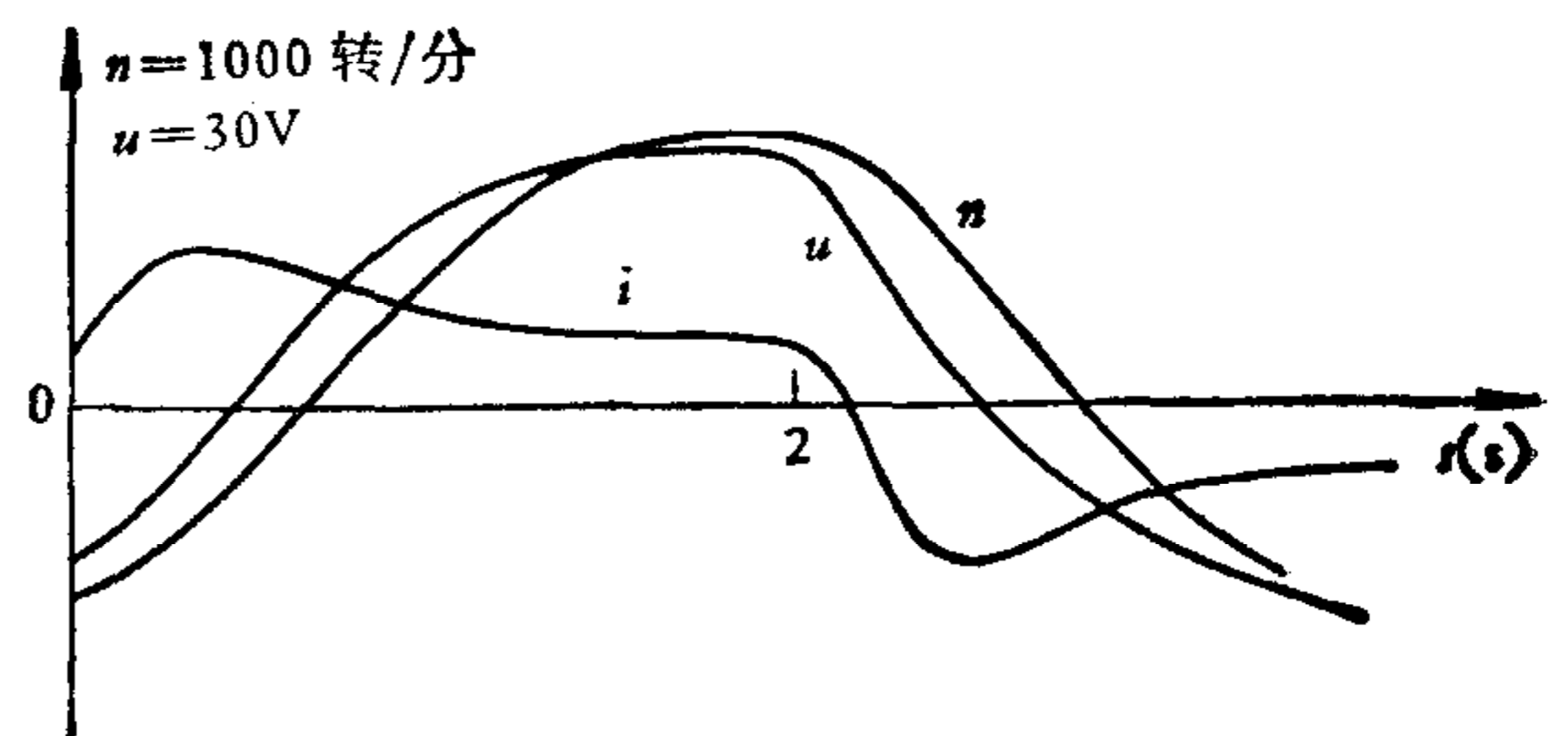


图4 电机过渡过程实测曲线

$$\left(\frac{T_M}{T}\right) \text{ 和 } \left(\frac{T_a}{T}\right)$$

值较大的场合,如果采样间隔  $T$  取为 15—20 ms, 则  $T_a$  和  $T_M$  值应大于 0.1 s, 否则会带来较大的误差.

**方案 2:** 利用电流  $i$  和转速  $\omega$  的采样值估计转动惯量  $J$  和负载力矩  $M_c$ .

以电流  $i$  为输入,转速  $\omega$  为输出,构成一个积分环节,现将该环节离散化得出一阶差分方程:

$$\Delta\omega_k = \omega_k - \omega_{k-1} = ai_{k-1} + b \cdot \text{sign}(-\omega_{k-1}) + \varepsilon_k$$

其中

$$a = \frac{T}{J} C_M \phi \quad b = \frac{T}{J} M_c$$

取

$$y_k = \Delta\omega_k, \mathbf{x}_k^T = [i_{k-1}, \text{sign}(-\omega_{k-1})], \boldsymbol{\theta}^T = [a, b],$$

可得出  $\hat{\theta}$ , 如果假定  $C_M \phi$  为已知量,则可算出:

$$\hat{J} = \frac{TC_M\phi}{\hat{a}}, \quad \hat{M}_c = \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \cdot C_M\phi.$$

假如噪声  $\{\varepsilon_k\}$  为零均值平稳白噪声序列, 利用最小二乘算法可得出转动惯量  $J$  和负载转矩  $M_c$  的一致性估计. 图 3 为计算机模拟结果. 在 TQ16 机上每次迭代的计算时间小于 3 ms.

为了进一步验证本方案的正确性, 利用计算机对图 4 所示电机的实际过渡过程量测数据进行离线计算, 现将结果列于表 1.

表 1

$N$	8	10	20	30	40	50
$J(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	$3654 \times 10^{-6}$	$4650 \times 10^{-6}$	$4483 \times 10^{-6}$	$4500 \times 10^{-6}$	$4508 \times 10^{-6}$	$4536 \times 10^{-6}$
$\hat{M}_c(\text{N} \cdot \text{m})$	0.4380	0.4644	0.4630	0.4549	0.4552	0.4149

实验电机的型号为 ZK-22FC, 其额定数据为: 110 V, 5.7A, 2800rpm, 0.5KW, 电枢回路电阻 1.1  $\Omega$ . 由产品目录上给出其转动惯量  $J = 0.00425(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$ . 可见, 当  $N = 20$  以后, 迭代计算结果与实际  $J$  很接近.

### 三、利用电机参数的在线估计实现电力拖动系统的自适应控制

PI 调节器在可控硅电传动中得到广泛的应用. 当外界环境干扰引起电机参数大幅度变化的情况下, 定常参数的 PI 调节器不能得到满意的控制品质. 如果用电机  $T_M$  和  $T_a$  的在线估计自动校准调节器参数, 组成具有自适应能力的电力拖动系统, 上述问题能得到很好的解决. 利用微型机可以在完成对电机参数的在线辨识的同时, 实现 PI 调节器的数字化. 我们把这种具有在线辨识和自适应能力的数字直接控制系统简称为 ADDC 系统. 它本质上是一种确定性的自校正调节器.

图 5 和图 6 给出了 ADDC 可控硅调速系统的数字模拟结果. 图 5 表示加入自适应控制后对过渡过程的改善. 图 6 为在  $T_M$  大幅度改变的情况下 (图中对应的  $T_M$  值是:  $t < t_1$  时  $T_M = 0.2\text{s}$ ,  $t_1 \leq t \leq t_2$  时  $T_M = 0.05\text{s}$ ,  $t > t_2$  时  $T_M = 1\text{s}$ ) 有无自适应控制的动态响应对比.

在电力拖动系统中应用模型参考自适应控制 (MRAC), 受到了相当的重视, 并且已做出了不少工作<sup>[6]</sup>. 在 [7] 中可以见到与图 5, 图 6 相同情况下, 应用 MRAC 的模拟实验和系统实验的结果.

ADDC 和 MRAC 的示意框图如图 7 所示. 现在对这两类自适应控制做简要的对比. MRAC 依靠被控过程和参考模型比较, 获得自适应控制的信息, 它具有适应跟踪快和不需要专门的辨识部分的优点. MRAC 可用模拟计算装置 (乘法器和积分器) 实现, 不一定需要计算机. ADDC 在实现自适应控制的同时, 还可提供负载  $M_c$  和  $J$  的在线估计. 它必须使用计算机, 但是计算量不大, 用微型机即可胜任. 从模拟结果的比较看, ADDC 的

适应跟踪过程较 MRAC 慢些。这是由于参数变化后,通过辨识反应出该变化需要经过一段时间。

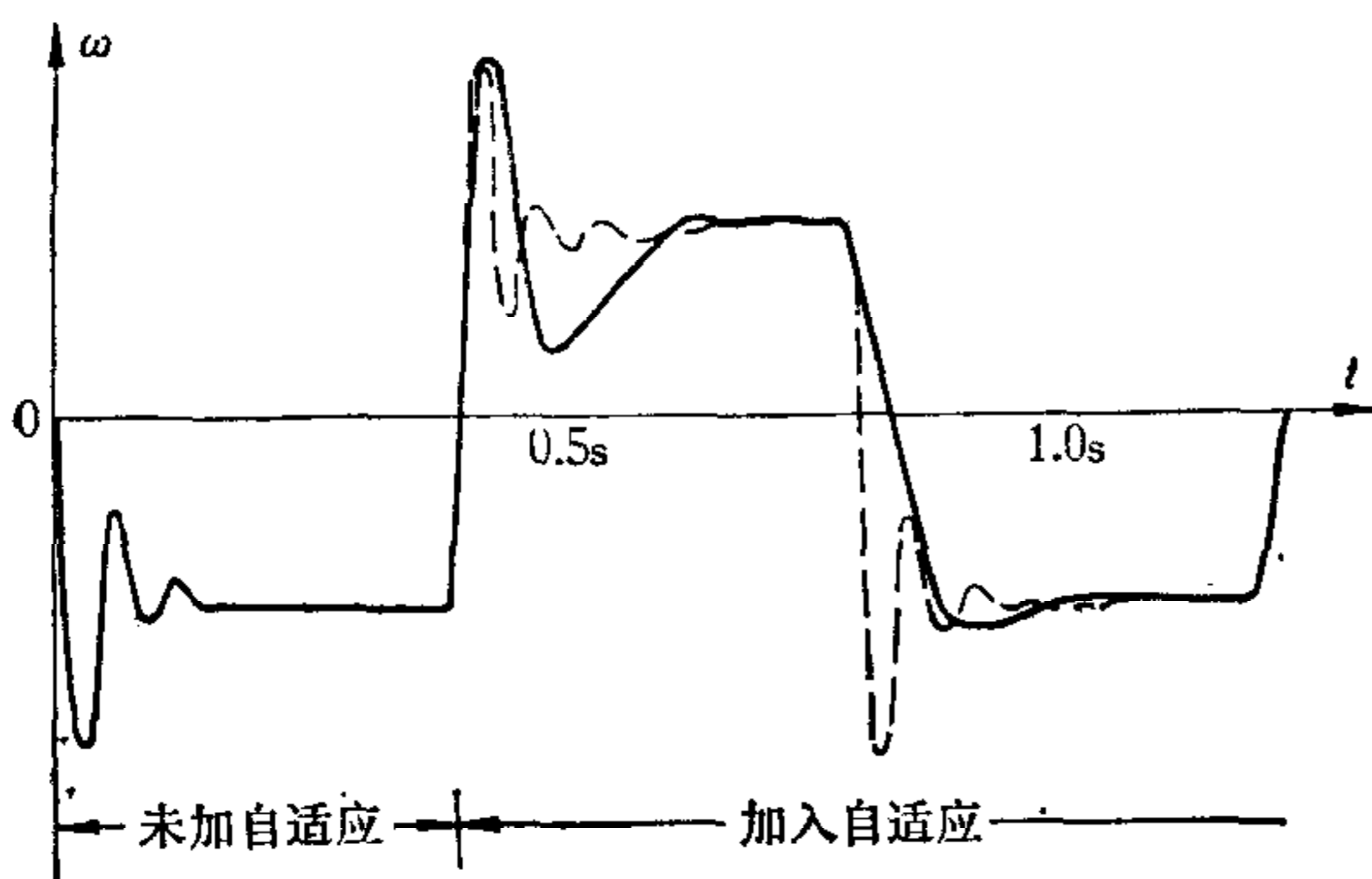


图 5 加入自适应后对系统动态响应的改善

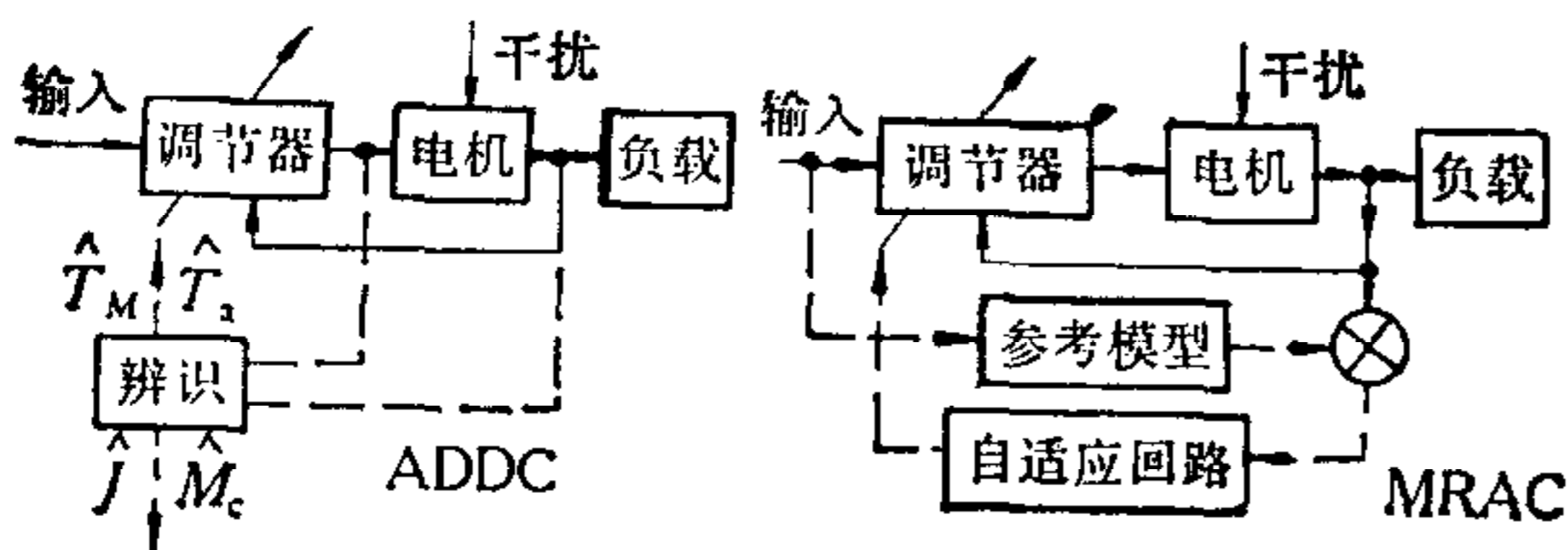


图 7 ADDC 和 MRAC 的示意方框图

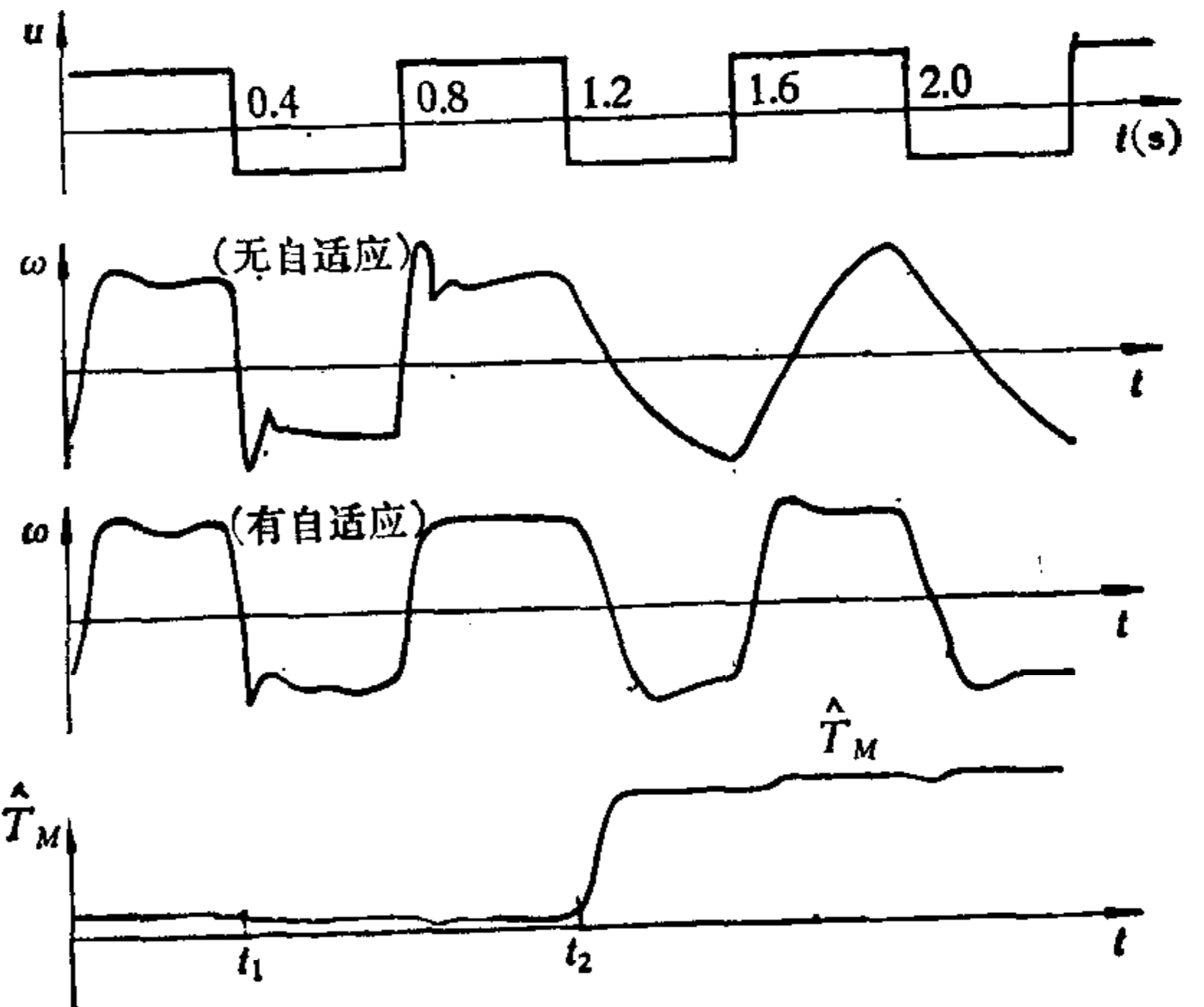


图 6 有无自适应控制系统动态响应( $\beta = 0.96$ )

在电力拖动系统的应用中,ADDC 较 MRAC 有这样一个突出的优点:就是当系统在大信号启动、制动时,由于电机过载能力的限制,系统处于非线性的饱和状态,基于辨识参数基础上的 ADDC,此时仍能维持正常工作;而 MRAC 由于参考模型是线性的,系统饱和时会产生错误的控制动作,因此这种情况下需要暂时断开 MRAC 回路,待系统由饱和转入线性后再继续投入工作。对于某些调速系统来说,经常处于高速启、制动的饱和状态,此时,MRAC 的应用将受到限制。

### 四、结 论

- (1) 本文提出了适用于不同场合的两种辨识方案,其中方案 2 计算量小,在线辨识  $J$  和  $M_c$  有较大的实用价值。
- (2) 利用本文的方案可以实现在线辨识电机参数的同时,得出对非随机性未知干扰  $M_c$  的在线估计。
- (3) 利用在线辨识结果,可在电力拖动和随动系统中实现具有自适应能力的 ADDC 控制。从近年来微型机的发展和使用日益广泛的情况看,该方案不仅在技术上是可行的,预计在经济上也是有前途的。

### 参 考 文 献

[1] 黄正雄、李保根编译,直流电动机时间常数的几种确定方法,电气传动译丛(1966),第二期。  
 [2] 彭嘉雄,直流传动装置时间常数的最优估计——电流响应法,华中工学院学报,(1978),第一期。

- [3] K. J. Åström, Lectures on the Identification Problem the Least Squares Method, Lund Institute of Technology Division of Automatic Control, 1968.
- [4] G. C. Goodwin, R. L. Payne, Dynamic System Identification, 张永光、袁震东译,(科学出版社即将出版).
- [5] 卢桂章,数学模型识别,化工自动化丛书,化工出版社(1981).
- [6] B. Courtioe, Applying Model Reference Adaptive Techniques for the Control of Electromechanical Systems. Proc 6 th IFAC Congr, Part 1, 58, 2 (1975)
- [7] 马润津、冯雅君、邹静涛,可控硅电传动模型参考自适应控制,自动化学报,第五卷,第四期,(1979).

## ON-LINE IDENTIFICATION FOR THE PARAMETERS OF DIRECT CURRENT MOTOR WITH SEPARATE EXCITATION AND ADAPTIVE CONTROL

MA RUNJIN FENG YAJUN SHI MIAOHE

*(Beijing Institute of Technology)*

### ABSTRACT

In this paper, the method of the on-line identification for the parameters of direct current motor and the load moment is discussed.

The set points of regulator of the electric drive system are automatically adjusted according to the on-line estimation of the parameters. Thus an electric drive system with adaptive control is realized. The results of computer simulation and experiment are given.