

引用格式:吉蕊,佃松宜,苏敏.一种基于最速下降法的无模型自适应控制[J].电光与控制,2018,25(5):26-30. JI R, DIAN S Y, SU M. An improved model-free adaptive control algorithm based on steepest descent method[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(5):26-30.

## 一种基于最速下降法的无模型自适应控制

吉蕊, 佃松宜, 苏敏  
(四川大学电气信息学院, 成都 610065)

**摘要:** 无模型自适应算法是一种利用数据驱动的方法,它无需系统的精确模型,且计算量小,易于实现。目前已有的无模型自适应控制算法在选取惩罚因子时大多采用试凑或固定常数,往往难以获得满意的控制性能。针对这个问题,提出一种对控制律与伪偏导数的惩罚因子在线寻优的方法。利用最速下降法的迭代优化思想,对惩罚因子进行寻优,收敛速度明显提升,并取得更好的系统性能指标参数,达到系统最优性能,在此基础上进行了闭环系统稳定性的严格证明。最后,通过 Matlab 仿真验证了该方法与现有无模型自适应控制方法相比具有更好的控制品质,且抗扰性更强。

**关键词:** 无模型自适应控制; 数据驱动; 惩罚因子; 在线寻优

中图分类号: TP273 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2018.05.006

## An Improved Model-Free Adaptive Control Algorithm Based on Steepest Descent Method

JI Rui, DIAN Song-yi, SU Min

(School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** The model-free adaptive algorithm is a data-driven method, which does not require an accurate model of the system, has small calculation cost and is easy to implement. The existing model-free adaptive control algorithm often adopts the cut-and-trial method or uses a fixed constant when selecting the penalty factor, which is difficult to achieve a satisfactory control performance. To solve this problem, this paper proposes a method to online optimize the penalty factor of the control law and the pseudo partial derivative. By using the idea of iterative optimization in the steepest descent method, the penalty factor is optimized, the convergence speed is increased significantly, and better system performance parameters are obtained. Hence, the optimal performance of the system can be achieved. On this basis, the stability of the closed-loop system is strictly proved. Finally, Matlab simulation results show that the proposed method has better control quality and stronger anti-disturbance abilities than the existing model-free adaptive control method.

**Key words:** model-free adaptive control; data driver; penalty factor; online optimization

### 0 引言

建立被控系统的模型是现代控制理论的基础,随着受控对象越来越复杂,建立其精确的模型非常困难,即使建立了系统模型,模型往往也经过诸多简化,基于此建立的控制器,在实际应用中常会出现问题,而且,模型越复杂,控制器的设计就越复杂,实现越困难<sup>[1-2]</sup>。文献[1-2]提出的无模型自适应控制(Model-Free Adaptive

Control, MFAC)是一种基于数据驱动的先进智能控制方法,它在被控系统附近用一系列动态线性时变模型来代替一般非线性系统,不需要被控对象的任何知识,仅基于被控系统产生的输入输出信息设计控制器,与模型、结构、系统阶数无关,且能实现系统的自适应控制,并确保其闭环稳定,从本质上消除了未建模动态对系统的影响<sup>[3-5]</sup>。无模型自适应控制算法具有广泛的适用性,计算量小,鲁棒性强,很好地处理了非线性时变系统在实际应用中的各类控制问题,在工程应用中有广阔的前景,且已经在自动泊车、电力电网、化工、风力发电等领域取得了良好的控制效果<sup>[6-9]</sup>。

近年来,国内外许多研究学者对无模型控制算法

收稿日期:2017-06-14

修回日期:2018-02-11

基金项目:国家自然科学基金(61473198)

作者简介:吉蕊(1991—),女,山西太原人,硕士生,研究方向为先进控制理论及应用。

进行了改进,文献[8]提出了一种新的伪偏导数(Pseudo-Partial Derivative, PPD)参数估计方法;文献[10]考虑到被控系统内部的信息未被充分利用的问题,提出一种无模型动态矩阵算法,将动态矩阵控制算法的预测模型与伪梯度向量结合,得到系统的动态模型,进而推导出控制律;文献[11]针对无模型自适应算法的干扰作用问题,分析了可测扰动对性能的影响,提出了一种带有滤波作用的改进方法并进行了鲁棒性证明,有效解决了对可测扰动的抑制问题;文献[12]考虑执行器输入受限时情况,对系统输入准则函数引入了约束条件,用Hildreth方法求解数值,解决了执行器的执行能力存在上限的问题。在以上研究中,在控制律和伪偏导数估计算法中都采用了试凑法或固定常数法选取惩罚因子。在无模型自适应算法中,惩罚因子一般选取为大于零的常数,其值对控制系统收敛速度、超调量以及整体系统的自适应性能等影响都很大。

为使收敛速度更快、超调量更小、自适应控制性能更优,本文提出了一种可分别对控制律和伪偏导数估计算法中的惩罚因子自适应寻优的改进算法,并对其稳定性进行证明,进一步地,通过对非线性系统的仿真验证表明了该算法对收敛速度的提升作用和对抗扰性的增强作用。

## 1 原型 MFAC 算法

考虑如下的 SISO 离散非线性系统

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-n_y), u(k), \dots, u(k-n_u)) \quad (1)$$

式中:  $y(k) \in \mathbf{R}$ ,  $u(k) \in \mathbf{R}$  分别表示系统在  $k$  时刻的输出和输入;  $f(): \mathbf{R}^{n_y+n_u+2} \in \mathbf{R}$  为未知的非线性函数;  $n_u, n_y$  为未知的正整数。

为了得到系统的控制方案,对系统(1)作如下的假设。

**假设 1** 函数  $f()$  关于系统的控制输入  $u(k)$  的偏导数是连续的。

**假设 2** 系统式(1)满足广义 Lipschitz 条件,即对任意的时刻  $k_1 \neq k_2, k_1, k_2 \geq 0$  时,当  $u(k_1) \neq u(k_2)$  有

$$|\Delta y(k+1)| \leq b |\Delta u(k)| \quad (2)$$

式中:  $\Delta y(k+1) = y(k+1) - y(k)$ ;  $b > 0$  是一个常数;  $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ 。

**引理 1**<sup>[1-3]</sup> 若非线性系统式(1)满足假设 1、假设 2,则当  $\Delta u(k) \neq 0$  时,一定存在一个称为 PPD (Pseudo-Partial Derivative) 的伪偏导数  $\phi(k)$ ,使得非线性系统的泛模型成立,即

$$y(k+1) = y(k) + \phi(k) \Delta u(k) \quad (3)$$

式中,  $|\phi(k)| \leq b$ 。

考虑如下的准则函数

$$J(u(k)) = (y^*(k+1) - y(k+1))^2 + \lambda (u(k) - u(k-1))^2 \quad (4)$$

式中:  $y^*(k+1)$  为系统期望跟踪信号;  $\lambda$  为惩罚因子。

将式(3)泛模型代入准则函数式(4)中,并对  $u(k)$  求导,可得控制律算式为

$$u(k) = u(k-1) + \frac{\rho \phi(k)}{\lambda + \phi(k)^2} (y^*(k+1) - y(k)) \quad (5)$$

式中:  $\rho$  为运算步长;  $\phi(k)$  是未知的,需要对其进行在线辨识。

对伪偏导数进行估计,采用投影估计算法,从消除稳态偏差和保证系统稳定的角度出发,采用与控制策略成对称相似结构的控制输入目标函数

$$J(\hat{\phi}(k)) = |y^0(k) - y(k-1) - \phi(k) \Delta u(k-1)|^2 + \mu |\hat{\phi}(k) - \hat{\phi}(k-1)|^2 \quad (6)$$

式中:  $y^0(k)$  为系统的实际输出;  $\hat{\phi}(k)$  为  $\phi(k)$  的估计值;  $\mu$  为  $\hat{\phi}(k)$  变化量的惩罚因子。

令  $\hat{\phi}(k)$  的导数为 0,得伪偏导数的估计算式为

$$\hat{\phi}(k) = \hat{\phi}(k-1) + \frac{\eta \Delta u(k-1)}{\mu + |\Delta u(k-1)|^2} \cdot (\Delta y(k) - \hat{\phi}(k-1) \Delta u(k-1)) \quad (7)$$

式中,  $\eta \in (0, 1]$ , 为步长序列。

当  $|\hat{\phi}(k)| \leq \varepsilon$  或  $|\Delta u(k-1)| \leq \varepsilon$  或  $\text{sgn}(\hat{\phi}(k)) \neq \text{sgn}(\hat{\phi}(1))$  时

$$\hat{\phi}(k) = \hat{\phi}(1) \quad (8)$$

式中:  $\varepsilon$  为一个充分小的正数;  $\hat{\phi}(1)$  为  $\hat{\phi}(k)$  的初始值。式(8)为参数重置算法,它保证了引理 1 的条件,也保证了式(7)对时变参数有更强的跟踪能力<sup>[4]</sup>。

## 2 改进的 MFAC 算法

惩罚因子主要有 2 个作用:1) 对控制输入量和伪偏导数输入量的变化加以限制,影响系统响应的速度和超调量,同时减少系统稳态误差,保证控制输入信号的平滑性;2) 防止出现式(5)、式(7)中分母为零的奇异状况。选取合适的  $\lambda, \mu$  可以保证系统的稳定性,且在闭环系统响应速度和超调量之间得到最佳的平衡值,现有的方法对  $\lambda$  和  $\mu$  的选取主要依靠经验,没有一种自动整定到最优的方法。本文中,对惩罚因子提出一种在线迭代自适应的改进方法,利用最优化中的最速下降法的思想,迭代寻找能使控制律和伪偏导数达到最优的惩罚因子值。

## 2.1 对控制律中的惩罚因子改进

对式(5)中的惩罚因子作如下离散迭代的改进

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) - \alpha_1 \nabla J(u(k)) \quad (9)$$

式中,  $\alpha_1$  为学习速率。

为使控制率达到最优, 其对控制律的梯度为

$$\nabla J(u(k)) = \frac{\partial J(u(k))}{\partial \lambda(k)} = \frac{\partial J(u(k))}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial \lambda(k)} \quad (10)$$

将式(9)改写为

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) - \alpha_1 A_1 B_1 \quad (11)$$

式中:

$$A_1 = 2((\phi(k))^2 + \lambda(k)) \Delta u(k) - (y^*(k+1) - y(k)) \phi(k) ; \quad (12)$$

$$B_1 = \frac{\rho \phi(k)}{(\phi(k))^2 + \lambda(k)} (y^*(k+1) - y(k)) 。 \quad (13)$$

## 2.2 对伪偏导数式中的惩罚因子改进

对式(7)中的惩罚因子作如下离散迭代的改进

$$\mu(k+1) = \mu(k) - \alpha_2 \nabla J(u(k)) \quad (14)$$

式中,  $\alpha_2$  为学习速率。

同样, 此改进的目的是获得控制器的最优解, 其梯度为

$$\nabla J(u(k)) = \frac{\partial J(u(k))}{\partial \mu(k)} = \frac{\partial J(u(k))}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial \phi(k)} \frac{\partial \phi(k)}{\partial \mu(k)} \quad (15)$$

将式(15)改写为

$$\mu(k+1) = \mu(k) - \alpha_2 A_2 B_2 C_2 \quad (16)$$

式中:

$$A_2 = 2((\phi(k))^2 + \lambda(k)) \Delta u(k) - (y^*(k+1) - y(k)) \phi(k) ; \quad (17)$$

$$B_2 = \frac{\eta(\lambda - \phi(k)^2)}{(\phi(k))^2 + \lambda(k)} (y^*(k+1) - y(k)) ; \quad (18)$$

$$C_2 = - \frac{\eta \Delta u(k-1)}{(\mu + |\Delta u(k-1)|)^2} \cdot (\Delta y(k) - \hat{\phi}(k-1) \Delta u(k-1)) \quad (19)$$

由此得到伪偏导数估计算式为

$$\hat{\phi}(k) = \hat{\phi}(k-1) + \frac{\eta \Delta u(k-1)}{\mu(k) + |\Delta u(k-1)|^2} \cdot (\Delta y(k) - \hat{\phi}(k-1) \Delta u(k-1)) \quad (20)$$

进而, 得到控制律

$$u(k) = u(k-1) + \frac{\rho \phi(k)}{\lambda(k) + \phi(k)^2} \cdot (y^*(k+1) - y(k)) 。 \quad (21)$$

## 3 稳定性分析

为了对改进算法的闭环稳定性进行分析, 做如下假设。

**假设 3** 对某个给定的有界期望输出信号  $y^*(k+1)$ , 总存在一个有界的  $u^*(k)$ , 使系统输入该信号时, 输出等于  $y^*(k+1)$ 。

**假设 4** 对任意时刻  $k$  及  $\Delta u(k) \neq 0$ , 系统伪偏导数的符号保持不变, 即满足  $\phi(k) > b_1 > 0$  或  $\phi(k) < -b_1$ , 其中,  $b_1$  是一个小正数。

**定理 1** 对于非线性系统式(7), 在满足假设 1~4 的情形下, 当  $y^*(k+1) = \text{const}$  时, 使用式(21)、式(22)、式(30), 总存在一个常数  $\lambda_{\min} > 0$ , 使得当  $\lambda > \lambda_{\min}$  时有: 1) 系统输出跟踪误差单调有界收敛; 2) 闭环系统 BIBO (Bounded Input Bounded Output) 稳定, 即输出序列  $\{y(k)\}$  和输入序列  $\{u(k)\}$  是有界的。

证明:

Step 1 证明伪偏导数的估计值  $\hat{\phi}(k)$  有界。

当  $|\hat{\phi}(k)| \leq \varepsilon$  或  $|\Delta u(k-1)| \leq \varepsilon$  或  $\text{sgn}(\hat{\phi}(k)) \neq \text{sgn}(\hat{\phi}(1))$  时,  $\hat{\phi}(k)$  是有界的, 其他情况下, 定义  $\tilde{\phi}(k) = \hat{\phi}(k) - \phi(k)$  为 PPD 估计误差, 式(20)两边同时减去  $\phi(k)$ , 得

$$\tilde{\phi}(k) = \tilde{\phi}(k-1) + \frac{\eta \Delta u(k-1)}{\mu(k) + |\Delta u(k-1)|^2} \cdot (\Delta y(k) - \hat{\phi}(k-1) \Delta u(k-1)) - \Delta \phi(k) \quad (22)$$

将  $\Delta y(k) = \phi(k-1) \Delta u(k-1)$  代入式(22)中, 并在两边取绝对值, 则

$$|\tilde{\phi}(k)| < |\tilde{\phi}(k-1)| \left| 1 - \frac{\eta |\Delta u(k-1)|^2}{\mu(k) + |\Delta u(k-1)|^2} \right| + |\Delta \phi(k)| 。 \quad (23)$$

由梯度下降的收敛性<sup>[13]</sup>可知, 一定存在一个常数  $\mu^*$ , 满足  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mu(k) = \mu^*$ , 使得  $\nabla J(u(k))$  达到最小值, 可知,  $\mu(k)$  是有界的, 且  $\mu > 0$ , 可得  $0 < \mu(k) < M$ 。

因为  $\mu(k) > 0$  且  $\eta \in (0, 1)$ , 所以

$$\eta \Delta u^2(k-1) < \Delta u^2(k-1) < \mu(k) + \Delta u^2(k-1) \quad (24)$$

$$0 < \delta \leq \frac{\eta |\Delta u(k-1)|^2}{\mu(k) + |\Delta u(k-1)|^2} < 1 \quad (25)$$

因而

$$|\tilde{\phi}(k)| < (1 - \delta) |\tilde{\phi}(k-1)| + 2b \quad (26)$$

记  $1 - \delta = d_1, 2b = c$ , 则

$$\begin{aligned} |\tilde{\phi}(k)| < d_1 |\tilde{\phi}(k-1)| + c \leq d_1^k |\tilde{\phi}(k-2)| + \\ d_1 c + c \leq \dots \leq d_1^{k-1} |\tilde{\phi}(1)| + d_1^{k-2} c + d_1^{k-3} c + \\ \dots + c \leq d_1^{k-1} |\tilde{\phi}(1)| + \frac{c}{1 - d_1} \quad (27) \end{aligned}$$

可见,  $\tilde{\phi}(k)$  有界。又因为  $\phi(k)$  有界, 故  $\hat{\phi}(k)$  有界。

Step 2 证明  $e(k)$  有界。

定义系统跟踪误差为

$$e(k+1) = y^*(k+1) - y(k+1) \quad (28)$$

将式(3)、式(21)代入式(28)中,两边取绝对值,可得

$$|e(k+1)| = |y^*(k+1) - y(k) - \phi(k)\Delta u(k)| \leq \left| 1 - \frac{\rho \hat{\phi}(k)\phi(k)}{\lambda(k) + |\hat{\phi}(k)|^2} \right| |e(k)| \quad (29)$$

同理可知  $0 < \lambda(k) < N_0$ .

根据假设的条件  $\phi(k) > \sigma$ ,重置算法的保证条件  $\hat{\phi}(k) > \varepsilon$  及上述证明的  $\hat{\phi}(k)$  有界可知,选取  $\lambda > \lambda_{\min}$ ,则一定存在一个常数  $0 < l < 1$ ,使得

$$0 < l_1 \leq \frac{\rho \hat{\phi}(k)\phi(k)}{\lambda(k) + |\hat{\phi}(k)|^2} \leq \frac{\rho b \hat{\phi}(k)}{2\sqrt{\lambda}\hat{\phi}(k)} = \frac{\rho b}{2\sqrt{\lambda_{\min}}} = 1 \quad (30)$$

式中,  $b$  为满足引理1结论  $|\hat{\phi}(k)| \leq b$  的常数。可得

$$\lambda_{\min} = \frac{\rho b}{4}$$

又根据式(30),  $0 < \rho \leq 1$  和  $\lambda > \lambda_{\min}$ ,则一定存在一个常数  $d_2 < 1$ ,使得

$$\left| 1 - \frac{\rho \hat{\phi}(k)\phi(k)}{\lambda(k) + |\hat{\phi}(k)|^2} \right| = 1 - \frac{\rho \hat{\phi}(k)\phi(k)}{\lambda(k) + |\hat{\phi}(k)|^2} \leq 1 - \rho l = d_2 < 1 \quad (31)$$

结合式(29)、式(31),有

$$|e(k+1)| \leq d_2 |e(k)| \leq d_2^2 |e(k-1)| \leq \dots \leq d_2^k |e(1)| \quad (32)$$

故  $e(k)$  有界收敛。定理1的第1)点得证。

Step 3 证明  $y(k), u(k)$  有界。

因为  $y^*(k+1)$  为常数,则由式(28)知,  $y(k)$  有界。证得输出序列  $\{y(k)\}$  有界。由式(21)和不等式  $(\sqrt{\lambda(k)})^2 + |\hat{\phi}(k)|^2 \geq 2\sqrt{\lambda(k)}\hat{\phi}(k)$  可得

$$|\Delta u(k)| = \left| \frac{\rho \hat{\phi}(k)}{\lambda(k) + |\hat{\phi}(k)|^2} (y^*(k+1) - y(k)) \right| \leq \left| \frac{\rho \hat{\phi}(k)}{\lambda(k) + |\hat{\phi}(k)|^2} \right| |e(k)| \leq \left| \frac{\rho \hat{\phi}(k)}{2\sqrt{\lambda(k)}\hat{\phi}(k)} \right| |e(k)| \leq \left| \frac{\rho}{2\sqrt{\lambda_{\min}}} \right| |e(k)| = P |e(k)| \quad (33)$$

式中,  $P = \frac{\rho}{2\sqrt{\lambda_{\min}}}$ , 是一个有界常数。证得  $|\Delta u(k)|$  是有界的。

$$|u(k)| \leq |u(k) - u(k-1)| + |u(k-1)| \leq$$

$$\begin{aligned} & |u(k) - u(k-1)| + |u(k-1) - u(k-2)| + \dots + |u(k-2) - u(k-3)| + \dots + |u(2) - u(1)| + |u(1)| \\ & \leq |\Delta u(k)| + |\Delta u(k-1)| + \dots + |\Delta u(2)| + |u(1)| \leq P(|e(k)| + |e(k-1)| + \dots + |e(2)|) + |u(1)| \\ & \leq P(d_2^{k-1}|e(1)| + d_2^{k-2}|e(1)| + \dots + d_2|e(1)|) + |u(1)| < P \frac{d_2}{1-d_2} |e(1)| + |u(1)| \end{aligned} \quad (34)$$

证得输入序列  $\{u(k)\}$  有界。定理1的第2)点得证。

### 4 仿真研究

考虑如下非线性系统

$$y(k+1) = \begin{cases} \frac{y(k)}{1+y^2(k)} + u^3(k) + d(k) & k \leq 500 \\ \frac{y(k)y(k-1)y(k-2)u(k-1)(y(k-2)-1)}{1+b(k)+y^2(k-1)+y^2(k-2)} + \frac{a(k)u(k)}{1+b(k)+y^2(k-1)+y^2(k-2)} & k > 500 \end{cases} \quad (35)$$

期望输出信号为

$$y^*(k+1) = \begin{cases} 0.5 \times (-1)^{\text{round}(k/500)} & k \leq 300 \\ 0.5 \sin(k\pi/100) + 0.3 \cos(k\pi/50) & 300 < k \leq 700 \\ 0.5 \times (-1)^{\text{round}(k/500)} & k > 700 \end{cases} \quad (36)$$

扰动信号为

$$a(k) = 1 + \text{round}(k/200) \quad (37)$$

$$b(k) = 1 + \text{round}(k/500) \quad (38)$$

$$d(k) = 0.2 \quad (39)$$

将常规的无模型自适应算法(MFAC)和改进的无模型自适应算法(IMFAC)分别应用其中,利用 Matlab 进行仿真对比并分析。

系统的初始参数为  $u(1) = 0, u(2) = 0, y(1) = -1, y(2) = -1, \hat{\phi}(1) = 2, \hat{\phi}(2) = 2, \varepsilon = 10^{-5}$ 。MFAC 的控制器参数为  $\rho = 1, \eta = 1, \lambda = 1, \mu = 1$ 。IMFAC 的惩罚因子初始值为  $\lambda(1) = 1, \mu(1) = 1$ 。其余仿真参数同 MFAC。当  $k = 100$  时加入阶跃干扰信号  $d(k)$ , 仿真结果如图1~图3所示。

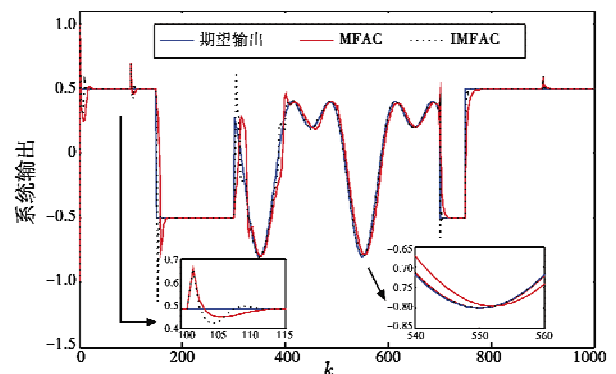


图1 输出曲线对比图

Fig. 1 Comparison of output curves

为了对比两种算法的总体控制性能,分别计算其性能评价指标时间绝对误差积分(ITAE),计算式为

$$J_{ITAE} = \sum_{k=1}^N k |e(k)| T. \quad (40)$$

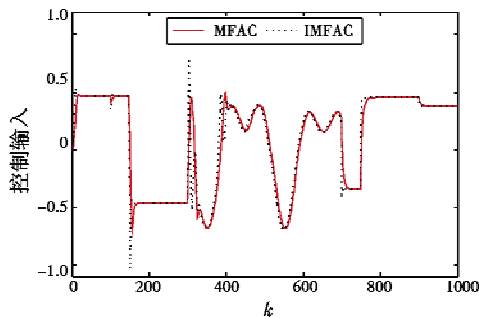


图 2 输入曲线对比图

Fig. 2 Comparison of input curves

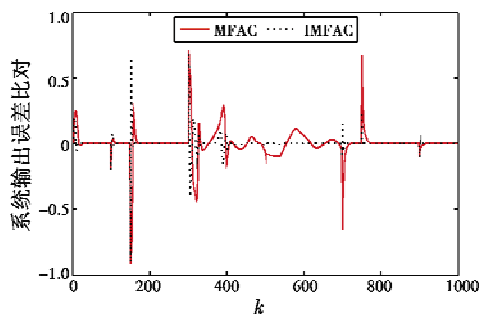


图 3 误差曲线对比图

Fig. 3 Comparison of error curves

2 种算法性能指标比较如表 1 所示。

表 1 2 种算法性能指标比较

Table 1 Performance of two algorithms

算法	ITAE
MFAC	5 650.90
IMFAC	2 906.00

由图 1 可以明显地看出,IMFAC 方法在跟踪参考信号时具有更快的收敛速度,但超调量有所增加,同时,在受到干扰情况下,IMFAC 方法能更快地达到稳定。由图 3 和表 1 可见,IMFAC 方法相比 MFAC 方法,误差明显减小,性能指标明显增大,综合而言,IMFAC 方法具有更优的控制性能。

## 5 总结

本文提出了一种改进的无模型自适应控制算法,通过对其控制律与伪偏导数估计式中的惩罚因子进行迭代优化控制,简化了原有方法中对惩罚因子试凑寻优的过程,提高了参数寻优能力,对其闭环稳定性进行了严格的证明,并对改进前后的算法进行了比对。仿真结果表明,改进后的方法收敛速度更快,抗扰性更强,控制性能更优,有效提高了系统的控制效果。另一方面,在线

的求解增加运算的复杂度,而如何降低复杂度,减少运算量,改变其为离线求解,或离线和在线共同求解,或加入新的算法进行改进,将是下一步的研究重点。

## 参考文献

- [1] 侯忠生. 非线性系统参数辨识、自适应控制和无模型学习自适应控制[D]. 沈阳:东北大学,1994.
- [2] 侯忠生,金尚泰. 无模型自适应控制:理论与应用[M]. 北京:科学出版社,2013.
- [3] 侯忠生. 无模型自适应控制的现状与展望[J]. 控制理论与应用,2006,23(4):586-592.
- [4] HOU Z S, JIN S T. Model free adaptive control: theory and applications [J]. Brain Research, 2013, 281(2):202-205.
- [5] ZHU Y M, HOU Z S. Controller dynamic linearisation-based model-free adaptive control framework for a class of non-linear system[J]. IET Control Theory & Applications, 2015, 9(7):1162-1172.
- [6] 侯忠生,董航瑞,金尚泰. 基于坐标补偿的自动泊车系统无模型自适应控制[J]. 自动化学报,2015,41(4):823-831.
- [7] 赵艺,陆超,韩英铎. 多输入多输出无模型自适应广域阻尼控制器设计[J]. 清华大学学报:自然科学版,2013(4):453-458.
- [8] XU D Z, JIANG B, SHI P. A novel model-free adaptive control design for multivariable industrial processes[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(11):6391-6398.
- [9] 鲁效平,李伟,林勇刚. 基于无模型自适应控制器的风力发电机载荷控制[J]. 农业机械学报,2011,42(2):109-114,262.
- [10] 侯立刚,徐利军,苏成利,等. 基于紧格式线性化的无模型动态矩阵控制[J]. 控制工程,2013,20(2):246-249.
- [11] 卜旭辉,侯忠生,金尚泰. 扰动抑制无模型自适应控制的鲁棒性分析[J]. 控制理论与应用,2011,28(3):358-362.
- [12] 程志强,朱纪洪,袁夏明. 考虑执行器饱和的改进无模型自适应控制[J]. 自动化学报,2016,42(8):1158-1165.
- [13] 刘颖超,张纪元. 梯度下降法[J]. 华东工学院学报,1993(2):12-16.