

文章编号: 1001-0920(2015)12-2175-06

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2014.1449

基于虚拟参考反馈整定的改进无模型自适应控制

金尚泰¹, 赵汝莉¹, 侯忠生¹, 池荣虎²

(1. 北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044; 2. 青岛科技大学 自动化与电子工程学院, 青岛 266042)

摘要: 针对一类离散时间非线性系统, 提出一种基于虚拟参考反馈整定的改进无模型自适应控制方案. 首先, 利用动态线性化方法给出非线性系统的紧格式动态线性化模型; 然后, 基于优化技术设计控制算法和伪偏导数估计算法; 最后, 设计基于虚拟参考反馈整定的伪偏导数初值和重置值的估计算法. 该控制方案设计仅依赖于被控系统的输入和输出数据, 且能保证闭环系统的稳定性和收敛性. 仿真比较结果验证了所提出方法的有效性.

关键词: 数据驱动控制; 无模型自适应控制; 虚拟参考反馈整定; 非线性系统

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Improved model free adaptive control approach with virtual reference feedback tuning

JIN Shang-tai¹, ZHAO Ru-li¹, HOU Zhong-sheng¹, CHI Rong-hu²

(1. School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. College of Automation and Electrical Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China. Correspondent: JIN Shang-tai, E-mail: shtjin@bjtu.edu.cn)

Abstract: An improved model-free adaptive control approach (iMFAC) with virtual reference feedback tuning (VRFT) is proposed for a class of discrete-time nonlinear systems. Firstly, the original nonlinear system is transformed into the compact form dynamic linearization (CFDL) data model by using dynamic linearization method. Then, the control algorithm and pseudo-partial-derivative (PPD) estimation algorithm are designed based on the optimization technique. Finally, estimation algorithms of the initial value and the reset value of PPD are designed based on virtual reference feedback tuning, respectively. The controller design depends merely on the measured input and output (I/O) data of the controlled plant and guarantees BIBO stability and tracking error convergence of the closed-loop system. Numerical simulation results show the effectiveness of the proposed approach.

Keywords: data-driven control; model-free adaptive control; virtual reference feedback tuning; nonlinear system

0 引言

数据驱动控制 (DDC) 仅利用被控系统的在线或离线量测数据即可实现控制器的设计, 特别适用于无法获取精确数学模型的工业过程. 近年来, 数据驱动控制吸引了控制理论和控制工程领域越来越多学者的广泛关注. 根据文献 [1], 目前有 3 类数据驱动控制方法: 基于在线数据的 DDC 方法, 如无模型自适应控制方法 (MFAC)、去伪控制 (UC); 基于离线数据的 DDC 方法, 如虚拟参考反馈整定 (VRFT)、迭代反馈整定 (IFT); 基于离在线数据的 DDC 方法, 如迭代学习控制 (ILC)、近似动态规划方法 (ADP).

MFAC^[2-7] 是侯忠生教授于 1994 年提出的基于

非线性系统动态线性化的数据驱动控制方法, 本质是通过引入的伪偏导数 (PPD)、伪梯度 (PG) 或伪 Jacobian 矩阵 (PJM) 等概念, 将未知非线性系统转化为动态线性化数据模型, 然后基于优化指标设计控制算法和参数估计算法. 理论分析、仿真实验和大量的实际应用都表明了 MFAC 方法比较简单、计算负担小、易于实现且鲁棒性较强. 然而, 对于实际的复杂非线性系统, 在缺少系统先验知识时, 如何选定最优的伪偏导数初值并不是一件容易的事情. 此外, 在系统工况发生变化的情况下, 传统 MFAC 方案中的重置算法仍然将伪偏导数估计值重置为伪偏导数初值的做法也并不是最好的选择. 基于以上分析, 传统 MFAC

收稿日期: 2014-09-19; 修回日期: 2015-01-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61374102, 61120106009); 中央高校基本科研业务费专项基金项目 (2014JBM005).

作者简介: 金尚泰 (1976—), 男, 讲师, 从事数据驱动控制理论和应用的研究; 赵汝莉 (1990—), 女, 硕士生, 从事无模型自适应控制算法的研究.

方法伪偏导数估计算法中 PPD 初值的选择以及重置算法中 PPD 重置值的设计都是值得研究的开放性问题, 会直接影响 MFAC 方法的控制效果。

VRFT^[8-11]是一种基于离线数据的控制器参数整定方法, 该方法只需要通过实验获得一组系统的输入输出数据, 即可通过优化算法得到控制器的最优参数。VRFT 的本质是通过引入虚拟参考信号将控制器参数调整问题转变为控制器参数辨识问题。VRFT 是一种寻找性能指标最小值的一次性(非迭代)批量整定方法, 不需要对实际对象进行特殊的实验, 因此比较适合在实际工业过程的应用。

本文将 PPD 初值和重置值的设计问题转化为控制器的参数辨识问题, 提出一种基于虚拟参考反馈整定方法的改进无模型自适应控制方案。首先利用动态线性化方法给出非线性系统的紧格式动态线性化模型; 然后基于优化技术设计控制算法和伪偏导数估计算法; 最后设计基于虚拟参考反馈整定的伪偏导数初值及其重置值的估计算法。控制方案设计仅依赖于被控系统的输入输出数据, 且能保证闭环系统稳定性和收敛性。与原型 MFAC 的仿真比较表明, 改进的无模型自适应控制方法具有更好的控制效果。

1 原型无模型自适应控制方法

1.1 动态线性化方法

考虑离散时间非线性系统

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

其中: $u(k) \in R, y(k) \in R$ 分别是 k 时刻的控制输入和系统输出信号; n_y 和 n_u 是两个未知正整数; $f(\cdot)$ 是未知非线性函数。

对非线性系统(1)作如下假设。

假设 1 除了有限时刻点外, 非线性函数 $f(\cdot)$ 关于第 $(n_y + 2)$ 个变量的偏导数是连续的。

假设 2 除了有限时刻点外, 系统(1)满足广义 Lipschitz 条件, 即对于任意 $k_1 \neq k_2, k_1, k_2 \geq 0$ 和 $u(k_1) \neq u(k_2)$, 有

$$|y(k_1+1) - y(k_2+1)| \leq b|u(k_1) - u(k_2)|.$$

其中: $y(k_i+1) = f(y(k_i), \dots, y(k_i - n_y), u(k_i), \dots, u(k_i - n_u)), i = 1, 2; b > 0$ 是一个常数。

假设 3 对于任意时刻 k 及 $\Delta u(k) \neq 0$, 系统伪偏导数 PPD 的符号保持不变, 即满足 $\varphi_c > \epsilon$ 或 $\varphi_c < -\epsilon$, 其中 ϵ 是一个小正数。

记 $\Delta y(k+1) = y(k+1) - y(k)$ 为相邻两个时刻的系统输出变化, $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ 为相邻两个时刻的控制输入变化。

定理 1^[7] 对于满足假设 1 和假设 2 的非线性系

统(1), 当 $|\Delta u(k)| \neq 0$ 时, 一定存在一个被称为伪偏导数(PPD)的时变参数 $\varphi_c(k) \in R$, 使得系统(1)可转化为如下紧格式动态线性化(CFDL)数据模型

$$\Delta y(k+1) = \varphi_c(k)\Delta u(k), \quad (2)$$

并且 $\varphi_c(k)$ 对任意时刻 k 有界。

值得指出的是, 式(2)是一种具有简单增量形式的单参数线性时变数据模型, 可等效表述为非线性系统(1)。

1.2 控制方案

$$J(u(k)) = |y^*(k+1) - y(k+1)|^2 + \lambda|u(k) - u(k-1)|^2, \quad (3)$$

$$J(\varphi_c(k)) = |y(k) - y(k-1) - \varphi_c(k)\Delta u(k-1)|^2 + \mu|\varphi_c(k) - \hat{\varphi}_c(k-1)|^2, \quad (4)$$

$$u(k) = u(k-1) + \frac{\rho\hat{\varphi}_c(k)(y^*(k+1) - y(k))}{\lambda + |\hat{\varphi}_c(k)|^2}, \quad (5)$$

$$\hat{\varphi}_c(k) = \hat{\varphi}_c(k-1) + (\eta\Delta u(k-1)(\Delta y(k) - \hat{\varphi}_c(k-1)\Delta u(k-1)))/(\mu + \Delta u(k-1)^2), \quad (6)$$

$$\hat{\varphi}_c(k) = \hat{\varphi}_c(1), \text{ if } |\hat{\varphi}_c(k)| \leq \epsilon, \text{ or } |\Delta u(k-1)| \leq \epsilon, \\ \text{ or } \text{sign}(\hat{\varphi}_c(k)) \neq \text{sign}(\hat{\varphi}_c(1)), \quad (7)$$

其中: $\lambda > 0, \mu > 0, \eta \in (0, 1], \rho \in (0, 1], \epsilon$ 是一个充分小的正数, $\hat{\varphi}_c(k)$ 是 $\varphi_c(k)$ 的估计值, $\hat{\varphi}_c(1)$ 是 $\hat{\varphi}_c(k)$ 的初值。

基于紧格式动态线性化的无模型自适应控制(CFDL-MFAC)方案由控制算法(5)、PPD 估计算法(6)和 PPD 重置算法(7)构成, 其中控制输入算法(5)和 PPD 估计算法(6)是通过分别优化控制输入性能指标(3)和 PPD 性能指标(4)得到的, PPD 重置算法(7)是为了使 PPD 估计算法(6)具有更好的跟踪时变参数的能力。

定理 2^[7] CFDL-MFAC 方案(5)~(7)应用于满足假设 1~假设 3 的非线性系统(1), 当 $y^*(k+1) = y^*$ 时, 存在 $\lambda_{\min} = b^2/4$, 使得当 $\lambda > \lambda_{\min}$ 时有系统输出跟踪误差是单调收敛的, 闭环系统是 BIBO 稳定的。

注 1 文献[7]的研究表明, CFDL-MFAC 方案(5)~(7)仅利用闭环受控系统的在线 I/O 数据进行控制器设计, 并可保证输出调节问题的闭环系统稳定性和收敛性。由于 PPD 对时变参数、时变结构、时变相位甚至滞后等都不敏感, CFDL-MFAC 具有非常强的适应性和鲁棒性, 而这在基于模型的控制系统设计框架下是很难达到的。然而, 对于实际的复杂非线性系统选定一个最优的伪偏导数初值是比较困难的。此外, 在系统工况发生变化的情况下, 重置算法仍然将伪偏导数估计值重置为伪偏导数初值的做法并不是最好的选择。下一节将给出基于 VRFT 的伪偏导数初

值和重置值的估计算法。

2 基于 VRFT 的改进无模型自适应控制方案

2.1 虚拟参考反馈整定方法

控制系统结构如图 1 所示, VRFT^[8-11]的控制目标是优化控制器参数使得闭环系统的特性与参考模型一致, 即最小化如下性能指标:

$$J(\theta) = \left\| \left(\frac{P(z)C(z, \theta)}{1 + P(z)C(z, \theta)} - M(z) \right) W(z) \right\|_2^2. \quad (8)$$

其中: $P(z)$ 是被控对象; $C(z, \theta) = \beta^T(z)\theta$ 是设定的参数化控制器, $\beta^T(z) = [\beta_1(z), \beta_2(z), \dots, \beta_n(z)]^T$ 是一组已知的离散传递函数, $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]^T$ 是 n 维参数向量; $W(z)$ 是权重函数; $M(z)$ 是给定的参考模型, 通常设计为如下线性形式:

$$M(z) = \frac{b_1 z^{-1} + \dots + b_{m_r} z^{-m_r}}{1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{m_y} z^{-m_y}},$$

$b_1 \neq 0$, m_y 和 m_r 是两个整数。

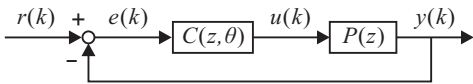


图 1 控制系统结构

求解最优控制器参数需要计算性能指标 (8) 关于控制器参数的导数。然而, 在被控对象 $P(z)$ 未知的情况下, 很难直接求解性能指标 (8) 关于控制器参数的导数。为了解决此问题, VRFT 方法引进了虚拟参考信号 r_{vir} , 使得 $y = M(z)r_{\text{vir}}$ 。当通过实验方式量测到被控系统的输入输出数据 $\{(u(k), y(k))_{k=1,2,\dots,N}\}$ 以后, 可以通过关系式 $r_{\text{vir}} = M(z)^{-1}y$ 求得虚拟参考信号 r_{vir} , 相应的虚拟误差为 $e_{\text{vir}} = r_{\text{vir}} - y$ 。另一方面, 由测得的数据可知, 当系统的输入信号为 $u(1:N)$ 时, 它将产生输出信号 $y(1:N)$ 。因此, 当参考信号为 r_{vir} 时, 最优控制器参数需要保证计算得到的控制输入与实验量测到的控制输入 $u(1:N)$ 一致。因此, 性能指标 (8) 可以转化为如下指标函数:

$$J_{\text{VRFT}}^N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (u_L(k) - C(z, \theta)e_L(k))^2. \quad (9)$$

其中: $u_L(k) = L(z)u(k)$, $e_L(k) = L(z)e_{\text{vir}}(k)$, $L(z)$ 是需要设计的滤波器, 目的是在理想控制器结构比较复杂且不属于给定的控制器集合的情况下, 仍能保证控制器参数整定效果。根据文献 [11], 若滤波器选取为如下形式, 可得到控制器的近似最优解。

$$L(z) = (1 - M(z)z^{-1}) \left(\frac{\partial P(z)}{\partial u} \Big|_u \right),$$

其中 $\frac{\partial P(z)}{\partial u} \Big|_u$ 可以通过带遗忘因子的辨识技术计算得到。从实际应用角度考虑, 若直接将滤波器设计成 $L(z) = (1 - M(z)z^{-1})$, 也能得到可接受的结果。

注 2 对于图 1 所示的闭环系统, 若控制器的

参数是最优的, 则虚拟误差信号 $e_{\text{vir}}(k)$ 通过控制器后产生的虚拟控制量和实际测得的控制量必然有 $\{(u_{\text{vir}}(k))_{k=1:N}\} = \{(u(k))_{k=1:N}\}$ 成立, 而 $\{(e_{\text{vir}}(k), u(k))_{k=1:N}\}$ 数据已知, 可以被直接应用于控制器参数优化, 此优化问题实际上就是最小化性能指标 (9)。若 $C(z, \theta) = \beta^T(z)\theta$, 式 (9) 可以进一步改写为

$$J_{\text{VRFT}}^N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (u_L(k) - \phi_L^T(k)\theta)^2, \quad (10)$$

其中 $\phi_L(k) = \beta(z)e_L(k)$ 。

给定闭环系统参考模型 $M(z)$ 、参数化控制器集合 $C(z, \theta)$ 和权重函数 $W(z)$ 之后, VRFT 算法只需要一组实验测得的 I/O 数据就可以离线完成控制器参数整定。基于性能指标 (10) 的 VRFT 算法的基本流程总结如下:

1) 从被控对象中收集一组 I/O 数据, 记为 $\{(u(k), y(k))_{k=1:N}\}$ 。

2) 根据下式计算虚拟误差信号 $\{(e_{\text{vir}}(k))_{k=1:N}\}$:

$$e_{\text{vir}}(k) = r_{\text{vir}}(k) - y(k) = M(z)^{-1}y(k) - y(k). \quad (11)$$

其中: $r_{\text{vir}}(k)$ 是虚拟参考信号, $M(z)^{-1}$ 是参考模型 $M(z)$ 的逆。

3) 选择合适的滤波器 $L(z)$ 对虚拟误差 $e_{\text{vir}}(k)$ 和控制输入 $u(k)$ 进行滤波, 得到 $e_L(k) = L(z)e_{\text{vir}}(k)$ 和 $u_L(k) = L(z)u(k)$ 。

4) 最小化准则函数 (10), 求解控制器参数向量

$$\hat{\theta}_N = \left[\sum_{k=1}^N \phi_L(k)\phi_L(k)^T \right]^{-1} \sum_{k=1}^N \phi_L(k)u_L(k). \quad (12)$$

2.2 伪偏导数初值估计算法

为了得到合理的伪偏导数初值的估计值, 利用系统输入输出量测数据 $\{(u(k), y(k))_{k=1:N}\}$, 设计基于 VRFT 的伪偏导数初值估计算法。

若 $y^*(k+1)$ 为常值, 则 CFDL-MFAC 控制算法 (5) 为参数化形式的控制器

$$u(k) = \frac{\theta(k)(y^* - y(k))}{1 - z^{-1}}, \quad (13)$$

其中

$$\theta(k) = \frac{\rho \hat{\varphi}_c(k)}{\lambda + |\hat{\varphi}_c(k)|^2}. \quad (14)$$

给定 $M(z) = \frac{\alpha z^{-1}}{1 - (1 - \alpha)z^{-1}}$, 则虚拟参考信号为

$$r_{\text{vir}}(k) = \frac{y(k+1) - (1 - \alpha)y(k)}{\alpha}, \quad (15)$$

虚拟误差为

$$e_{\text{vir}}(k) = \frac{y(k+1) - (1 - \alpha)y(k)}{\alpha} - y(k), \quad (16)$$

其中 $\alpha \in (0, 1)$ 。

CFDL-MFAC 控制算法的参数初值可以利用下式计算得出:

$$\hat{\theta}_{\text{ini}} = \left[\sum_{k=1}^N \phi_L(k) \phi_L(k)^T \right]^{-1} \sum_{k=1}^N \phi_L(k) u_L(k), \quad (17)$$

其中 $\phi_L(k) = \frac{e_L(k)}{1-z^{-1}}$.

进一步,若权重因子 λ 与伪偏导数初值 $\hat{\varphi}_{c,\text{ini}}$ 具有关系式 $\lambda = \delta \hat{\varphi}_{c,\text{ini}}^2$, $\delta > 0$, 则由式(14)可以得到伪偏导数的初值为

$$\hat{\varphi}_{c,\text{ini}} = \rho / ((\delta + 1) \hat{\theta}_{\text{ini}}). \quad (18)$$

2.3 伪偏导数重置值估计算法

在系统工况发生变化的情况下,重置算法仍然将伪偏导数估计值重置为伪偏导数初值的做法并不是最好的选择. 本文将伪偏导数的估计值置为 VRFT 方法利用与当前数据临近的 n 组系统 I/O 数据计算出的伪偏导数值,具体算法如下:

1) 当 $|\hat{\varphi}_c(k)| \leq \varepsilon$ 或 $|\Delta u(k-1)| \leq \varepsilon$ 时,找出对应的 $u(k-1)$ 和 $y(k-1)$, 记为 $x_i = [u(k-1), y(k-1)]^T$;

2) 定义两个数据的距离为 $d_j = \|x_j - x_i\|$, 从数据库找出与 x_i 最邻近的 n 组 I/O 数据, 记为 $\{(x_j)_{j=1:n}\}$;

3) 将 2) 中得出的 n 组 I/O 数据采用 VRFT 算法计算控制器参数重置值

$$\hat{\theta}_{\text{rst}} = \left[\sum_{j=1}^n \phi_L(j) \phi_L(j)^T \right]^{-1} \sum_{j=1}^n \phi_L(j) u_L(j); \quad (19)$$

4) 将 $\hat{\theta}_{\text{rst}}$ 代入下式, 获得伪偏导数的重置值:

$$\hat{\varphi}_{c,\text{rst}} = \rho / ((\delta + 1) \hat{\theta}_{\text{rst}}). \quad (20)$$

2.4 改进的无模型自适应控制方案

综合 CFDL-MFAC 方案(5)~(7), 伪偏导数初值估计算法(15)~(18), 伪偏导数重置值估计算法(19)和(20), 可以得到改进的无模型自适应控制方案

$$\hat{\varphi}_c(1) = \hat{\varphi}_{c,\text{ini}}; \quad (21)$$

$$\hat{\varphi}_c(k) = \hat{\varphi}_c(k-1) + (\eta \Delta u(k-1) (\Delta y(k) - \hat{\varphi}_c(k-1) \Delta u(k-1))) / (\mu + \Delta u(k-1)^2); \quad (22)$$

$$\hat{\varphi}_c(k) = \hat{\varphi}_{c,\text{rst}}, \text{ if } |\hat{\varphi}_c(k)| \leq \varepsilon, |\Delta u(k-1)| \leq \varepsilon, \text{ or } \text{sign}(\hat{\varphi}_c(k)) \neq \text{sign}(\hat{\varphi}_c(1)); \quad (23)$$

$$u(k) = u(k-1) + \frac{\rho \hat{\varphi}_c(k) (y^*(k+1) - y(k))}{\lambda + |\hat{\varphi}_c(k)|^2}. \quad (24)$$

其中: $\delta \geq 0, \lambda > 0, \mu > 0, \eta \in (0, 1], \rho \in (0, 1]; \varepsilon$ 是一个充分小的正数.

注 3 由文献[7]关于定理 2 的证明可知, 对于满足假设 1~假设 3 的非线性系统, 若控制方案能够保证伪偏导数估计值有界和 $\lambda > b^2/4$, 则闭环系统输入输出有界, 且跟踪误差收敛. 本文所提出的改进无模型自适应控制方案仍可保证这些条件成立, 因此同样可以证明闭环系统的稳定性和收敛性. 证明过程与文献[7]类似, 此略.

注 4 文献[12]中提出的迭代反馈整定方法同

样可以处理伪偏导数初值问题. 文献[13]给出了利用迭代反馈整定优化 MFAC 方案参数的具体流程, 但是迭代反馈整定方法需要多次迭代实验才能得到最优参数. 而 VRFT 是一种寻找性能指标最小值的一次性(非迭代)的批量整定方法, 不需要对实际对象进行多次迭代实验, 因此更加适合在实际工业过程的应用.

3 仿真研究

本文通过两个离散时间系统的仿真数例来验证所提出的改进 MFAC 方案的有效性. 值得指出的是, 控制方案中没有用到系统的任何模型信息, 包括系统结构的线性或非线性特征、系统阶数以及相对度等. 数例中给出的系统模型仅是为了产生系统的 I/O 数据, 并不参与控制器的设计.

数例 1 非线性系统

$$y(k+1) = \begin{cases} \frac{y(k)}{1+y^2(k)} + u^3(k), & k \leq 500; \\ (y(k)y(k-1)y(k-2)u(k-1)(y(k-2)-1) + \alpha(k)u(k)) / (1+y^2(k-1)+y^2(k-2)), & k > 500. \end{cases} \quad (25)$$

该非线性系统由两个子系统串联而成, 两个子系统均取自文献[14]. 在文献中, 它们都是采用神经网络方法分别进行控制的. 受控系统的初始条件设置为 $u(1) = u(2) = 0, y(1) = -1, y(2) = 1$; 根据文献[7], 原型 MFAC 方案中的步长因子选取为 $\rho = 0.6, \eta = 1, \mu = 1, \lambda = 2$, 伪偏导数初值设为 $\hat{\varphi}_c(1) = 0.5$, ε 设置为 10^{-5} ; 在改进的 MFAC 方案中, $M(z) = 0.9z^{-1}/(1-0.1z^{-1}), \delta = 0.5$, 伪偏导数的初值和重置值由 VRFT 算法(17)~(20)给出, 其他参数与原型 MFAC 相同.

期望输出信号为

$$y_d(k+1) = \begin{cases} 0.5 \times (-1)^{\text{round}(k/500)}, & k \leq 300; \\ 0.5 \sin\left(\frac{k\pi}{100}\right) + 0.3 \cos\left(\frac{k\pi}{50}\right), & 300 < k \leq 700; \\ 0.5 \times (-1)^{\text{round}(k/500)}, & k > 700. \end{cases} \quad (26)$$

仿真结果如图 2 所示, 可以看出, 两种控制算法的跟踪性能都比较好. 与原型 MFAC 方案相比, 由于伪偏导数的初值和重置值是基于 VRFT 方法利用输入输出量侧数据整定得到的近似最优值, 在期望轨迹变化、系统结构时变时, 改进的 MFAC 方法可以给出更好的输出跟踪效果. 尽管其超调略大, 但调节时间更短, 跟踪时变信号的能力更强. 为了进一步比较改进 MFAC 方法的优越性, 引入误差绝对值积分指标 $E_{\text{IAE}} = \sum_{k=1}^{1000} |y_d(k) - y(k)|$, 两种方法的

误差绝对值积分指标分别为 $E_{IAE(iMFAC)} = 42.6$, $E_{IAE(MFAC)} = 80.2$. 可见, 改进 MFAC 方法的控制效果更好.

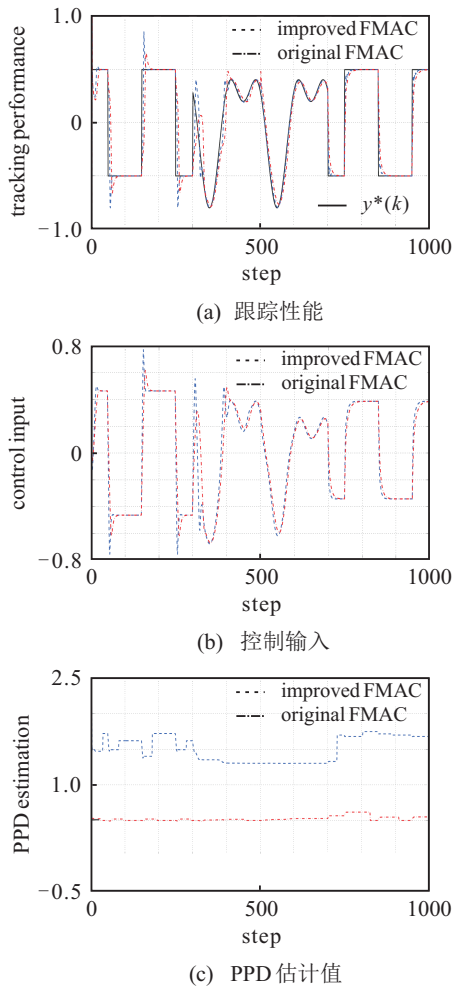


图 2 仿真数例 1 的仿真结果

数例 2 宏观交通流模型描述如下^[14]:

$$\rho_i(k+1) = \rho_i(k) + \frac{T}{L_i} [q_{i-1}(k) - q_i(k) + r_i(k) - s_i(k)], \quad (27)$$

$$q_i(k) = \rho_i(k)v_i(k), \quad (28)$$

$$v_i(k+1) = v_i(k) + \frac{T}{\tau} [V(\rho_i(k)) - v_i(k)] + \frac{T}{L_i} v_i(k) [v_{i-1}(k) - v_i(k)] - \frac{vT}{\tau L_i} \frac{[\rho_{i+1}(k) - \rho_i(k)]}{[\rho_i(k) + \kappa]}, \quad (29)$$

$$V(\rho_i(k)) = v_{free} \left(1 - \left[\frac{\rho_i(k)}{\rho_{jam}} \right]^l \right)^m. \quad (30)$$

其中: $\rho_i(k)$ 表示 k 时刻路段 i 的平均密度 (veh/lane/km); $v_i(k)$ 表示 k 时刻路段 i 的平均速度 (km/h); $q_i(k)$ 表示 k 时刻从 i 路段到 $i+1$ 路段的流量 (veh/h); $r_i(k)$ 表示 k 时刻从入口匝道进入路段 i 的流量 (veh/h); $s_i(k)$ 表示 k 时刻从出口匝道流出路段 i 的流量 (veh/h); L_i 表示路段 i 的长度 (km); v_{free} 和 ρ_{jam} 分别表示自由流速度和单个车道的最大可能密度; $\tau, \gamma, \kappa,$

l, m 表示反映交通系统其他特征的定常参数. 关于宏观交通流模型的详细描述可参见文献 [15-18].

控制目标是通过调节作为控制输入信号的入口匝道流量 $r_i(k)$, 使得作为系统输出信号的入口匝道所在路段的密度 $\rho_i(k)$ 达到期望密度 $\rho_{i,d}(k)$. 本文将出口匝道密度 $s_i(k)$ 作为一个外部扰动信号来处理. 仿真中, 路段长度为 6 km, 将其分为 12 个路段, 每个路段 0.5 km, 第 2、9 路段各有一入口匝道, 第 1、7 路段各有一个出口匝道. 期望密度为 $\rho_d = 30$ veh/km, 其他仿真参数设置与文献 [16-18] 相同.

分别采用 ALINEA 方法、原型 CFDL-MFAC 方案以及改进 CFDL-MFAC 方案对入口匝道进行控制. 其中: 基于 ALINEA 控制器的局部入口匝道控制, 其反馈增益选取为 40; 根据文献 [7] 的建议, 原型 CFDL-MFAC 方案的各参数值分别设置为 $\rho = 20, \eta = 0.0001, \mu = 0.01, \lambda = 0.001, \varepsilon = 0.00005$; 在改进 CFDL-MFAC 方案中, $M(z) = \frac{0.9z^{-1}}{1 - 0.1z^{-1}}, \delta = 0.5$, 伪偏导数的初值和重置值由 VRFT 算法 (17)~(20) 给出, 其他参数设置与原型 CFDL-MFAC 方案相同.

仿真结果如图 3 所示. 可以看出, 3 种方案都能很好地解决该路段的交通拥堵问题, 但是相比于

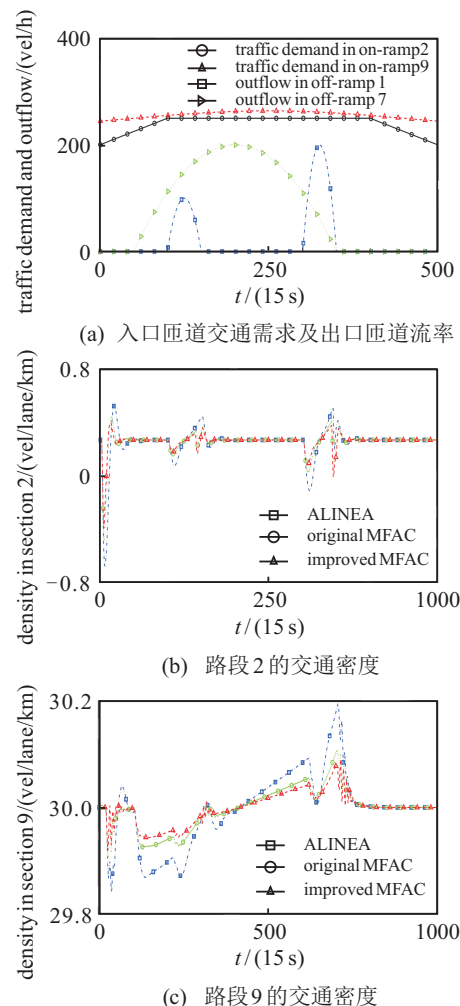


图 3 仿真数例 2 的仿真结果

ALINEA 方法, CFDL-MFAC 方案对外部干扰的抑制能力更强, 控制效果更好. 相比于原型 CFDL-MFAC 方案, 由于伪偏导数的初值和重置值是基于 VRFT 方法利用输入输出量侧数据整定得到的近似最优值, 改进 MFAC 方法可以给出更好的输出跟踪效果. 为了进一步比较改进 MFAC 方法的优越性, 引入第 i 个路段

$$E_{\text{IAE}}(i) = \sum_{k=1}^{1000} |\rho_d(i, k) - \rho(i, k)|.$$

3 种方法的第 2 路段误差绝对值积分指标分别为 $E_{\text{IAE}}(\text{ALINEA}) = 47.2$, $E_{\text{IAE}}(\text{MFAC}) = 26.5$, $E_{\text{IAE}}(\text{iMFAC}) = 21.6$, 3 种方法的第 9 路段误差绝对值积分指标分别为 $E_{\text{IAE}}(\text{ALINEA}) = 23.0$, $E_{\text{IAE}}(\text{MFAC}) = 13.26$, $E_{\text{IAE}}(\text{iMFAC}) = 10.3$. 从误差绝对值积分指标也可看出改进 MFAC 方法的控制效果最好, 其次是原型 MFAC 方法.

4 结 论

本文提出了一种针对非线性离散时间系统的基于 VRFT 的改进无模型自适应控制方案. 这种数据驱动控制方法有 3 个优点: 1) 控制器的设计和参数调整只用到了被控系统的 I/O 量测数据; 2) 所设计的 CFDL-MFAC 方案方法简单, 计算负担小, 易于实现; 3) 由于伪偏导数的初值和重置值均由 VRFT 算法利用输入输出量测数据计算给出, 改进的 MFAC 方法可以更好地应对系统的结构变化、工作点变化等情况. 仿真比较结果验证了所提出的改进 MFAC 方案的有效性.

参考文献(References)

- [1] Hou Z S, Wang Z. From model-based control to data-driven control: Survey, classification and perspective[J]. *Information Sciences*, 2013, 235(19): 3-35.
- [2] 侯忠生. 非线性系统参数辨识、自适应控制及无模型学习自适应控制[D]. 沈阳: 东北大学信息科学与工程学院, 1994.
(Hou Z S, The parameter identification, adaptive control and model free learning adaptive control for nonlinear systems[D]. Shenyang: College of Information Sciences and Engineering, Northeastern University, 1994.)
- [3] 侯忠生. 非参数模型及其自适应控制理论[M]. 北京: 科学出版社, 1999: 102-153.
(Hou Z S. Nonparametric models and its adaptive control theory[M]. Beijing: Science Press, 1999: 102-153.)
- [4] Hou Z S, Huang W H. The model-free learning adaptive control of a class of SISO nonlinear systems[C]. *Proc of American Control Conf.* Albuquerque: IEEE, 1997: 343-344.
- [5] Hou Z S, Jin S T. A novel data-driven control approach for a class of discrete-time nonlinear systems[J]. *IEEE Trans on Control Systems Technology*, 2011, 19(6): 1549-1558.
- [6] Hou Z S, Jin S T. Data driven model-free adaptive control for a class of MIMO nonlinear discrete-time systems[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2011, 22(11): 2173-2188.
- [7] Hou Z S, Jin S T. Model free adaptive control-theory and applications[M]. Boca Raton: CRC Press, 2013: 45-118.
- [8] Campi M C, Lecchini A, Savaresi S M. Virtual reference feedback tuning: A direct method for the design of feedback controllers[J]. *Automatica*, 2002, 38(8): 1337-1346.
- [9] Campi M C, Lecchini A, Savaresi M. An application of the virtual reference feedback tuning method to a benchmark problem[J]. *European J of Control*, 2003, 9(1): 66-76.
- [10] Guardabassi G O, Savaresi S M. Virtual reference direct design method: An off-line approach to data-based control system design[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2000, 45(5): 954-959.
- [11] Campi M C, Savaresi S M. Direct nonlinear control design: The virtual reference feedback tuning(VRFT) approach[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2006, 51(1): 14-27.
- [12] Hjalmarsson H, Gevers M, Gunnarsson S, et al. Iterative feedback tuning: Theory and applications[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 1998, 18(4): 2-41.
- [13] 王卫红, 侯忠生, 霍海波, 等. 基于数据驱动方法的控制器设计及其参数整定[J]. *系统科学与数学*, 2010, 30(6): 792-805.
(Wang W H, Hou Z S, Huo H B, et al. Data-driven based controller design and its parameters tuning method[J]. *J of Systems Science and Mathematical Sciences*, 2010, 30(6): 792-805.)
- [14] Narendra K S, Parthasarathy K. Identification and control for dynamic systems using neural networks[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1990, 1(1): 4-27.
- [15] Papageorgiou M, Blossville J M, Hadj-Salem H. Macroscopic Modeling of Traffic Flow on the Boulevard Peripherique in Paris[J]. *Transportation Research Part B*, 1989, 23(1): 29-47.
- [16] Hou Z S, Xu J X, Zhong H W. Freeway traffic control using iterative learning control based ramp metering and speed signaling[J]. *IEEE Trans on Vehicular Technology*, 2007, 56(2): 466-477.
- [17] Hou Z S, Xu J X, Yan J W. An iterative learning approach for density control of freeway traffic flow via ramp metering[J]. *Transportation Research Part C*, 2008, 16(1): 71-97.
- [18] 侯忠生, 晏静文. 带有迭代学习前馈的快速路无模型自适应入口匝道控制[J]. *自动化学报*, 2009, 35(5): 588-595.
(Hou Z S, Yan J W. Model free adaptive control based freeway ramp metering with feedforward iterative learning controller[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(5): 588-595.)