

快速路入口匝道的非参数自适应迭代学习控制

池荣虎¹, 侯忠生², 隋树林¹

(1. 青岛科技大学 自动化与电子工程学院 自主导航与智能控制研究所, 山东 青岛 266042;

2. 北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100080)

摘要: 基于快速路交通系统重复性和周期性的特征, 引入“拟伪偏导数”概念, 给出了宏观交通流模型沿迭代轴的非参数动态线性化形式. 进一步, 提出了快速路入口匝道的非参数自适应迭代学习控制(NP-AILC)方案. 该控制方法本质上是无模型的, 并且学习增益可迭代调节. 收敛性分析表明当系统初始状态随迭代次数随机变化时, 该方法可实现几乎完全跟踪性能. 仿真结果进一步验证了方法的有效性.

关键词: 入口匝道调节; 非参数动态线性化; 非参数自适应控制; 迭代学习控制; 随机初始条件

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Non-parameter adaptive iterative learning control for the freeway traffic ramp metering

CHI Rong-hu¹, HOU Zhong-sheng², SUI Shu-lin¹

(1. Institute of Autonomous Navigation and Intelligent Control, School of Automation and Electrical Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao Shandong 266042, China;

2. School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: Based on the repeatability and periodicity of the freeway traffic system, a non-parameter dynamic linearization of the macroscopic traffic flow model is developed by introducing the concept of “Mimic Pseudo Partial Derivative”. And then, a new non-parameter adaptive iterative learning control (NP-AILC) is presented for the freeway traffic ramp metering. This control approach is model-free in nature, and its learning gain can be adjusted iteratively. Convergence analysis shows that this approach can achieve an almost perfect tracking performance when the initial states are randomly varying iteratively. Simulation results further illustrate the validity of the presented method.

Key words: ramp metering; non-parameter dynamic linearization; non-parameter adaptive control; iterative learning control; random initial condition

1 引言(Introduction)

入口匝道调节是快速路交通控制中应用最广泛的一种方式, 有许多控制方法^[1,2]. 然而, 这些方法受到模型不确定性, 未建模动态, 随机扰动等限制. 值得指出的是, 快速路交通系统具有重复性和周期性的二维性质. 上述方法均不具有从过去重复过程中学习的能力, 其沿时间轴的渐近收敛性质不足以实现整个有限时间区间上的完全跟踪性能. 相反, 迭代学习控制(ILC)^[3,4]则可利用以前操作的信息修正当前控制行为, 提高控制性能. 侯忠生等^[5]首次将ILC应用到快速路的入口匝道调节, 其中要求交通流初始速度严格重复. 事实上, 受到外界的随机干扰因素, 交通流的初始速度是随机变化的.

本文将非参数自适应控制^[6]推广到ILC任务中, 提出了快速路交通系统的非参数自适应迭代学习控制方案(NP-AILC). 首先, 引入“拟伪偏导数”, 提出了迭代相关的非参数动态线性化方法; 进一步, 利用最优技术给出了控制输入的迭代学习律和“拟伪偏导数”的迭代更新律. 主要贡献在于: 1) 控制器的设计和分析是无模型的; 2) 学习增益可迭代调节; 3) 克服了传统ILC中相同初始条件的限制.

2 交通流模型及问题描述(Traffic model and problem formulation)

2.1 宏观交通流模型(Macro traffic flow model)

假设: 1) 一段快速路被分为 N 个路段, 每一路段内车道数目不变, 且至多包含1个入口和1个出口;

2) 在采样周期内, 各区段上每辆车的平均速度相等;
3) 各区段上的交通流均匀分布, 则快速路宏观交通流的离散化模型描述如下^[7]:

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

$$q_i(t) = \rho_i(t)v_i(t), \quad (2)$$

$$v_i(t+1) = v_i(t) + \frac{T}{\tau} [V(\rho_i(t)) - v_i(t)] + \frac{T}{L_i} v_i(t) [v_{i-1}(t) - v_i(t)] - \frac{\nu}{\tau L_i} \frac{[\rho_{i+1}(t) - \rho_i(t)]}{[\rho_i(t) + \kappa]}, \quad (3)$$

$$V(\rho_i(t)) = v_{\text{free}}(1 - [\frac{\rho_i(t)}{\rho_{\text{jam}}}]^l)^m. \quad (4)$$

式中: $\rho_i(t)$ 为平均交通流密度(veh/(lane · km⁻¹)); $v_i(t)$ 为平均交通流速度(km/h); $q_i(t)$ 为交通流量(veh/h); $r_i(t)$ 为入口匝道流量(veh/h); $s_i(t)$ 为出口匝道流量(veh/h); v_{free} 为自由流速度(km/h); ρ_{cr} 为临界密度(veh/(lane · km⁻¹)); L_i 为路段长度(km); T 为采样周期(s); τ 为时间常数; ν, κ, l, m 为常参数; t 为采样时刻, $t = 0, 1, 2, \dots$; $i = 0, 1, 2, \dots$ 表示路段。

式中还要求 $T < \frac{L_{\min}}{V_{\text{free}}}$, 即车辆以自由速度 v_{free} 行驶时, 在最短的检测区间 $L_{\min}$ 上, 不允许在一个采样周期 T 内经过的车辆信息未被检测到。

2.2 边界条件(Boundary condition)

假定在 t 到 $t+1$ 采样期间进入第一个路段的交通流量为 $q_0(t)$, 进入路段1的车辆平均速度等于路段1的平均速度, 即 $v_0(t) = v_1(t)$. 并且路段 $N+1$ 的平均速度和密度分别等于路段 N 的平均速度和密度, 即: $v_{N+1}(t) = v_N(t)$, $\rho_{N+1}(t) = \rho_N(t)$.

简明起见, 边界条件总结为: 1) $\rho_0(t) = q_0(t)/v_1(t)$; 2) $v_0(t) = v_1(t)$; 3) $\rho_{N+1}(t) = \rho_N(t)$ 和 4) $v_{N+1}(t) = v_N(t)$.

3 入口匝道的非参数自适应迭代学习调节(NP-AILC for ramp metering)

3.1 迭代相关的动态线性化(Iteration-depending dynamical linearization)

在快速路入口匝道的调节系统中, 主线上交通流的平均密度 $\rho_i(t)$ 和平均速度 $v_i(t)$ 分别为系统的输出和状态; 入口匝道流量 $r_i(t)$ 为系统的控制输入; 出口匝道流量 $s_i(t)$ 为系统的输出扰动, 假设可重复。

将式(2)带入式(1), 可得系统在第 k 次迭代时的交通密度动态方程

$$\rho_i(k, t+1) = a_i(k, t)\rho_i(k, t) + b_i(k, t)\rho_{i-1}(k, t) + c_i(k, t)r_i(k, t) - c_i(k, t)s_i(k, t). \quad (5)$$

其中: $a_i(t) = 1 - \frac{T}{L_i}v_i(t)$, $b_i(t) = \frac{T}{L_i}v_{i-1}(t)$, $c_i(t) = \frac{T}{L_i}$; $k = 0, 1, 2, \dots$ 表示迭代次数。

假设 1 系统(5)满足 $\forall t \in \{0, \dots, T\}$ 和 $\forall k = 0, 1, \dots$, 当 $\Delta r_i(k, t) \neq 0$ 时, 有

$$|\Delta \rho_i(k, t+1)| \leq b|\Delta r_i(k, t)|. \quad (6)$$

其中:

$$\Delta \rho_i(k, t+1) = \rho_i(k, t+1) - \rho_i(k-1, t+1),$$

$$\Delta r_i(k, t) = r_i(k, t) - r_i(k-1, t),$$

b 为一个常数。

注 1 值得指出的是, 假设1本质上是针对一般非线性系统提出的^[4], 是对系统输出变化量的一种限制. 显然, 有限车流量的变化不会引起交通流密度的无限增加。

定理 1 对于系统(5), 当 $\Delta r_i(k, t) \neq 0$ 时, 一定存在一个称作是“拟伪偏导数”的量 $\theta_i(k, t)$, 使得

$$\Delta \rho_i(k, t+1) = \theta_i(k, t)\Delta r_i(k, t), \quad (7)$$

并且 $|\theta_i(k, t)| \leq b$.

证 由系统(5)可得

$$\begin{aligned} \Delta \rho_i(k, t+1) = & a_i(k, t)\rho_i(k, t) + b_i(k, t)\rho_{i-1}(k, t) + \\ & c_i(k, t)r_i(k, t) - c_i(k, t)s_i(k, t) - \\ & a_i(k-1, t)\rho_i(k-1, t) + \\ & b_i(k-1, t)\rho_{i-1}(k-1, t) + \\ & c_i(k-1, t)r_i(k-1, t) - c_i(k-1, t)s_i(k-1, t) = \\ & c_i(k, t)\Delta r_i(k, t) + \xi_i(k, t). \end{aligned} \quad (8)$$

其中

$$\begin{aligned} \xi_i(k, t) = & a_i(k, t)\rho_i(k, t) + b_i(k, t)\rho_{i-1}(k, t) - \\ & c_i(k, t)s_i(k, t) - a_i(k-1, t)\rho_i(k-1, t) + \\ & b_i(k-1, t)\rho_{i-1}(k-1, t) - c_i(k-1, t)s_i(k-1, t). \end{aligned}$$

考虑如下含有变量 $\eta_i(k, t)$ 的方程

$$\xi_i(k, t) = \eta_i(k, t)\Delta r_i(k, t). \quad (9)$$

当 $\Delta r_i(k, t) \neq 0$ 时, 方程(9)肯定存在解 $\eta_i(k, t)$. 令 $\theta_i(k, t) = c_i(k, t) + \eta_i(k, t)$, 则由方程(8)和(9)直接可得方程(7). 根据假设1, 显然可得 $|\theta_i(k, t)| \leq b$.

注 2 $\eta_i(k, t)$ 是方程(9)未知的确定解, 而非近似解. 仅需已知其存在性. 本文将其作为“拟伪偏导数”的一部分进行迭代估计。

3.2 非参数自适应迭代学习控制(Non-parametric adaptive iterative learning control)

为书写简单, 不引起歧义情况下忽略公式下标 i .

定义控制输入的指标函数为

$$J(r(k, t)) = |e(k, t+1)|^2 + \lambda |r(k, t) - r(k-1, t)|^2, \quad (10)$$

其中: $e(k, t+1) = \rho(k, t+1) - \rho_d(t+1)$, λ 为一个正的权重因子。

根据式(10)和 $e_k(t+1)$ 的定义, 利用最优条件 $\frac{1}{2} \frac{\partial J}{\partial r(k, t)} = 0$, 可得

$$r(k, t) = r(k-1, t) + \frac{a_{k,t} \theta(k, t)}{\lambda + |\theta(k, t)|^2} e(k-1, t+1). \quad (11)$$

其中 $a_{k,t}$ 为步长序列, 其引入是使式(11)更具一般性。

因为“拟伪偏导数” $\theta(k, t)$ 未知不可用, 所以利用其迭代估计值 $\hat{\theta}(k, t)$, 学习控制律应为

$$r(k, t) = r(k-1, t) + \frac{a_{k,t} \hat{\theta}(k, t)}{\lambda + |\hat{\theta}(k, t)|^2} e(k-1, t+1). \quad (12)$$

其中: $\lambda > 0$, $a_{k,t} > 0$; $\hat{\theta}(k, t)$ 用来学习“拟伪偏导数” $\theta(k, t)$, 其迭代更新律为如下指标函数的最优解:

$$J(\hat{\theta}(k, t)) = |\Delta \rho(k-1, t+1) - \hat{\theta}(k, t) \Delta r(k-1, t)|^2 + \mu |\hat{\theta}(k, t) - \hat{\theta}(k-1, t)|^2. \quad (13)$$

式中 μ 为一个正的权重因子。

利用最优条件 $\frac{1}{2} \frac{\partial J}{\partial \hat{\theta}(k, t)} = 0$, 由式(13)可得“拟伪偏导数”估计值的迭代更新律如下:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k, t) = & \hat{\theta}(k-1, t) + \frac{c_{k,t} \Delta r(k-1, t)}{\mu + |\Delta r(k-1, t)|^2} \cdot \\ & (\Delta \rho(k-1, t+1) - \hat{\theta}(k-1, t) \Delta r(k-1, t)). \end{aligned} \quad (14)$$

其中: μ 是权重因子; $c_{k,t}$ 为步长序列; $\hat{\theta}(0, t)$, $t \in \{0, \dots, T\}$, 给定有界。

为了使 $\Delta r(k, t) \neq 0$ 总能满足, 并使“拟伪偏导数”的估计算法(14)具有很强的跟踪能力, 给出重置算法, 即: 如果

$$|\hat{\theta}(k, t)| \leq \varepsilon \text{ 或 } |\Delta r(k-1, t)| \leq \varepsilon, \quad \hat{\theta}(k, t) = \hat{\theta}(0, t). \quad (15)$$

其中 ε 为一个小的正常数。

至此, 可给出入口匝道的 NP-AILC 方案(13)~(15)。

3.3 收敛性分析(Convergence analysis)

假设 2 $\forall t \in \{0, \dots, T\}$ 和 $\forall k \in \{0, 1, \dots\}$, $\hat{\theta}(k, t)$ 满足 $\hat{\theta}(k, t) \geq 0$ (或 $\hat{\theta}(k, t) \leq 0$), 并且 $\hat{\theta}(k, t) =$

0 仅在有限点上成立。

定理 2 对于可重复运行的快速路交通系统(5), NP-AILC 方案(13)~(15)能够保证:

1) $\forall t \in \{0, \dots, T\}$ 和 $\forall k \in \{0, 1, \dots\}$, $\hat{\theta}(k, t)$ 有界。

2) 当 k 趋于无穷时, 最大绝对跟踪误差在整个时间区间 $\{0, \dots, T\}$ 上一致收敛为零。

3) $\forall t \in \{0, \dots, T\}$ 和 $\forall k \in \{0, 1, \dots\}$, $r(k, t)$ 有界。

4) $|\rho(k, t+1) - \rho_d(t+1)| \leq M |\Delta r(k, t)|$, M 是一个常数。

注 3 由于假设系统初始状态 $v(k, 0)$ 随迭代次数随机变化, 不经过任何外部控制信号的处理, 因此初始误差 $e(k, 0)$ 任意变化, 不在控制目标范围内。

证 1) $\hat{\theta}(k, t)$ 的有界性。当 $|\Delta r(k-1, t)| \leq \varepsilon$ 时, 由式(15)得 $\hat{\theta}(k, t)$ 有界。当 $|\Delta r(k-1, t)| > \varepsilon$ 时, 式(14)两边同时减 $\theta(k, t)$, 根据关系式(7)可得

$$\begin{aligned} \tilde{\theta}(k, t) = & (1 - \frac{c_{k,t} \Delta r(k-1, t)^2}{\mu + |\Delta r(k-1, t)|^2}) \tilde{\theta}(k-1, t) - \\ & \Delta \theta(k, t). \end{aligned} \quad (16)$$

其中:

$$\begin{aligned} \tilde{\theta}(k, t) = & \hat{\theta}(k, t) - \theta(k, t), \\ \Delta \theta(k, t) = & \theta(k, t) - \theta(k-1, t). \end{aligned}$$

式(16)两边取模, 可得

$$\begin{aligned} |\tilde{\theta}(k, t)| \leq & d_1 |\tilde{\theta}(k-1, t)| + 2b \leq \\ & d_1^k |\tilde{\theta}(0, t)| + \frac{2b}{1-d_1}. \end{aligned} \quad (17)$$

其中 d_1 是 $|1 - \frac{c_{k,t} \Delta r(k-1, t)^2}{\mu + |\Delta r(k-1, t)|^2}|$ 的上界。

因为 $|\Delta r(k-1, t)| \neq 0$, 选择合适的 μ 和 $a_{k,t}$, 使 $\forall t \in \{0, \dots, T\}$ 和 $\forall k \in \{0, 1, \dots\}$, $0 < d_1 < 1$ 总成立, 从而可得 $\tilde{\theta}(k, t)$ 有界。因为 $\theta(k, t)$ 有界, 所以 $\hat{\theta}(k, t)$ 也有界。

2) 跟踪误差的几何收敛性。由式(7)可得

$$e(k, t+1) = e(k-1, t+1) - \theta(k, t) \Delta r(k, t). \quad (18)$$

将式(13)代入式(18), 有

$$\begin{aligned} |e(k, t+1)| \leq & d_2 |e(k-1, t+1)| \leq \dots \leq \\ & d_2^k |e(0, t+1)|. \end{aligned} \quad (19)$$

其中 d_2 是 $|1 - \theta(k, t) \frac{a_{k,t} \hat{\theta}(k, t)}{\lambda + |\hat{\theta}(k, t)|^2}|$ 的上界。

已知 $\theta(k, t)$ 和 $\hat{\theta}(k, t)$ 有界。由假设2以及算法(14)和(15)可得 $\theta(k, t)$ 和 $\hat{\theta}(k, t)$ 同号。从而, 可适当选取 λ 和 $a_{k,t}$, 使 $\forall t \in \{0, \dots, T\}$ 和 $\forall k \in \{0, 1, \dots\}$, $0 <$

$d_2 < 1$ 总成立. 所以可得 $\lim_{k \rightarrow \infty} e(k, t+1) = 0$ 指数收敛.

3) $r(k, t)$ 有界性. 因为 $\hat{\theta}(k, t)$ 有界, 由式(13)得

$$|\Delta r(k, t)| \leq N_1 |e(k-1, t+1)|. \quad (20)$$

其中 N_1 为 $\left| \frac{a_{k,t} \hat{\theta}(k, t)}{\lambda + |\hat{\theta}(k, t)|^2} \right|$ 的上界.

又

$$|r(k, t)| \leq |\Delta r(k, t)| + |\Delta r(k-1, t)| + \cdots + |\Delta r(1, t)| + |r(0, t)|, \quad (21)$$

根据式(19)~(21), 可得

$$|r(k, t)| \leq N_1 \frac{d_2}{1-d_2} |e(0, t+1)| + |r(0, t)|. \quad (22)$$

初始迭代时, $r(0, t)$ 和 $e(0, t+1)$ 均给定有界. 因此, 由式(22)可得, 对所有 $t \in \{0, 1, \dots, T\}$ 和 $k \in \{0, 1, \dots\}$, $r(k, t)$ 有界.

4) 系统输出和状态的有界性. 由式(13)可得

$$\rho_d(t+1) = \rho(k-1, t+1) + \hat{\theta}(k, t) \Delta r(k, t) \frac{\lambda + \hat{\theta}^2(k, t)}{a_{k,t} \hat{\theta}^2(k, t)}. \quad (23)$$

根据式(11)和式(23), 可得

$$\begin{aligned} |\rho(k, t+1) - \rho_d(t+1)| &= \\ |\theta(k, t) \Delta r(k, t) - \hat{\theta}(k, t) \Delta r(k, t) \frac{\lambda + \hat{\theta}^2(k, t)}{a_{k,t} \hat{\theta}^2(k, t)}| &\leq \\ [|\theta(k, t)| + |\hat{\theta}(k, t) \frac{\lambda + \hat{\theta}^2(k, t)}{a_{k,t} \hat{\theta}^2(k, t)}|] |\Delta r(k, t)|. \end{aligned} \quad (24)$$

由 $\theta(k, t)$ 和 $\hat{\theta}(k, t)$ 的有界性以及 $\hat{\theta}(k, t) \geq \varepsilon$ 可得

$$|\rho(k, t+1) - \rho_d(t+1)| \leq N_2 |\Delta r(k, t)|. \quad (25)$$

其中 N_2 是相应的常数, 即 $|\theta(k, t)| + |\hat{\theta}(k, t) \frac{\lambda + \hat{\theta}^2(k, t)}{a_{k,t} \hat{\theta}^2(k, t)}|$ 的上界. 从而可得系统输出有界. 进一步, 根据宏观交通流模型(1)~(4)可知系统运行过程中, 其状态(交通流速度和流量)也是有界的.

4 仿真研究(Simulation study)

考虑一段单车道快速路, 长度为6 km, 等分为12个路段, 期望密度为 $\rho_d = 30$ veh/km. 假设进入第一个路段的交通流为1500 veh/h, 并且第2和第9路段各有一入口匝道, 第7路段有一出口匝道.

采样周期为 $T = 15$ s. 在所有路段, 给定初始交通流密度 $\rho_i(k, 0) = 30$ veh/(lane · km⁻¹). 宏观交通流模型的其他参数为: $v_{\text{free}} = 80$ km/h, $\rho_{\text{jam}} = 30$ veh/(lane · km⁻¹), $l = 0.5$, $m = 1.7$,

$\kappa = 13$, $\tau = 0.01$, $T = 0.00417$ h, $\gamma = 35$, $q_0(t) = 1500$ veh/h, $r(i, t) = 0$ veh/h, $\alpha = 0.95$.

仿真中, 初始交通流速度 $v_i(k, 0) = 50$ km/h + $a_i(k)$, 其中 $a_i(k)$ 在区间 $[-1, 0) \cup (0, 1]$ 上随机产生; $a_{k,t} = 50$, $c_{k,t} = 0.0001$, $\lambda = 0.001$, $\mu = 0.01$. 图1给出了路段2和9中交通流密度的最大跟踪误差, 其中 $e_{\max, k} = \max_{t \in \{0, \dots, 100\}} |\rho_i(k, t+1) - \rho_{d,i}(t+1)|$.

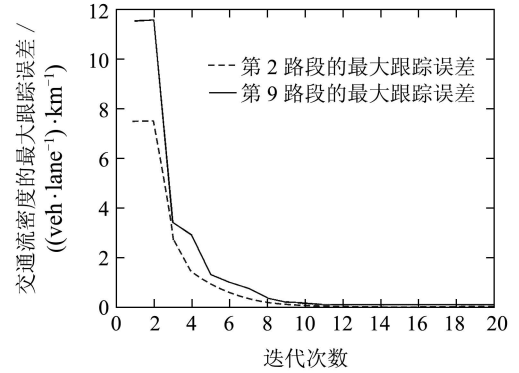


图1 基于NP-AILC方法的最大跟踪误差

Fig. 1 The maximum tracking error using NP-AILC

可见, 在初始交通流速度随迭代次数随机变化的情况下, 所提出的NP-AILC可实现主道上的交通密度在有限采样区间上的几乎完全跟踪性能.

为与传统ILC相比较, 选用P型学习律, $r(k, t) = r(k-1, t) + 15 \times e(k-1, t+1)$, 仿真结果如图2所示: 在系统初始值随机变化情形下, 传统ILC仅能保证跟踪误差的有界性.

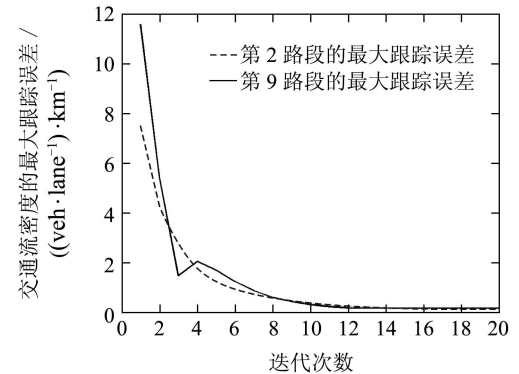


图2 基于传统ILC方法的最大跟踪误差

Fig. 2 The maximum tracking error using typical ILC

5 结论(Conclusions)

基于宏观交通流模型, 给出了快速路入口匝道的非参数自适应迭代学习控制方案(NP-AILC). 其本质上是一种无模型的方法, 克服了ILC的设计和分析依赖于某些系统知识的局限. 同时该方法不要求系

统满足相同初始条件的假设, 当快速路初始交通速度随迭代次数随机变化时, 可实现快速路上的交通流密度的几乎完全跟踪性能. 仿真结果进一步验证了NP-AILC的有效性.

参考文献(References):

- [1] ISAKEN L, PAYNE H J. Suboptimal control of linear systems by augmentation with application to freeway traffic regulation[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1973, 18(3): 210 – 219.
- [2] GOLSTEIN N, KUMAR K S P. A decentralized control strategy for freeway regulation[J]. *Transportation Research B*, 1982, 16B(4): 279 – 290.
- [3] SUN M, WANG D. Initial shift issues on discrete-time iterative learning control with system relative degree[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2003, 48(1): 144 – 148.
- [4] CHI R H, HOU Z S. Dual-stage optimal iterative learning control for nonlinear non-affine discrete-time systems[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(10): 1061 – 1065.
- [5] HOU Z, XU J X. Freeway traffic density control using iterative learning control approach[C]// *Proceedings of the IEEE 6th International*

Conference on Intelligent Transportation Systems. Shanghai: [s.n.], 2003, 2: 1081 – 1086.

- [6] 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.
(HOU Zhongsheng. *Nonparametric Model and Its Adaptive Control Theory*[M]. Beijing: Science Press, 1999.)
- [7] PAPAGEORGIOU M, BLOSSEVILLE J M, HADJ-SALEM H. Modeling and real time control on traffic flow on the southern part of Bpulevard Peripherique in Paris. Part I: Modeling; Part II: Coordinated on-ramp metering[J]. *Transportation Research*, 1990, A24(9): 345 – 370.

作者简介:

池荣虎 (1975—), 男, 副教授, 博士, 研究方向为自适应控制、学习控制、智能交通、深空探测与自主导航等, E-mail: rhchi@163.com;

侯忠生 (1962—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为自适应控制、学习控制、交通信号控制等, E-mail: houzhongsheng@china.com;

隋树林 (1958—), 男, 教授, 研究方向为深空探测、自主导航等, E-mail: shulin_sui@hotmail.com.

(上接第1010页)

- [3] 吴玉香, 王灏, 毛宗源. 机器人轨迹跟踪的间接自适应模糊控制[J]. *控制理论与应用*, 2004, 21(5): 748 – 756.
(WU Yuxiang, WANG Hao, MAO Zongyuan. Fuzzy indirect adaptive controller for manipulator trajectory tracking applications[J]. *Control Theory & Applications*, 2004, 21(5): 748 – 756.)
- [4] 王宝华, 杨成梧, 张强. 发电机的非线性自适应逆推综合控制[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(1): 60 – 64.
(WANG Baohua, YANG Chengwu, ZHANG Qiang. Integrated nonlinear adaptive backstepping controller for synchronous generator[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(1): 60 – 64.)
- [5] 夏超英. 直接转矩控制系统的稳定性问题和鲁棒控制器设计[J]. *控制理论与应用*, 2004, 21(6): 54 – 58.
(XIA Chaoying. Stability problem and robust controller design of di-

rect torque control system[J]. *Control Theory & Applications*, 2004, 21(6): 54 – 58.)

- [6] WIDROW B, WALACH E. *Adapt Inverse Control*[M]. Engle-wood Cliffs, American, NJ: Prentice – Hall, 1998.

作者简介:

张义兵 (1973—), 男, 湘潭大学讲师, 湖南大学博士研究生, 目前研究方向为运动控制、智能信号处理, E-mail: zhybing@sohu.com;

戴瑜兴 (1956—), 男, 湖南大学教授, 目前研究方向为数字化系统设计理论与应用、现代网络通信理论及应用, E-mail: daiyx@hnu.cn;

汤睿 (1980—), 男, 湖南大学博士研究生, 主要研究方向为数字化系统设计理论与应用、信息融合技术.