

文章编号: 1001-0920(2011)07-1091-05

## 交通流模型参数的近似动态规划辨识方法

齐 驰<sup>1</sup>, 王 轶<sup>2</sup>

(1. 北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044; 2. 华为技术有限公司, 北京 100085)

**摘 要:** 针对交通流模型的强非线性、不确定性等特点, 提出了基于近似动态规划的交通流模型参数辨识算法. 该算法具有自学习和自适应的特性, 不依赖于被控对象的解析模型. 严格的理论推导证明了这种参数辨识方案的收敛性, 仿真结果验证了所提出算法的有效性.

**关键词:** 交通流模型; 近似动态规划; 参数辨识

**中图分类号:** TP271

**文献标识码:** A

### Approximate dynamic programming identification method for traffic flow model

QI Chi<sup>1</sup>, WANG Yi<sup>2</sup>

(1. School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. Huawei Technology Co Ltd, Beijing 100085, China. Correspondent: QI Chi, E-mail: qichii@126.com)

**Abstract:** For the characteristic of strong nonlinearity and uncertainty of traffic system, an approximate dynamic programming(ADP) identification method is developed to estimate the parameters of the general discrete-time nonlinear traffic flow system. With rigorous analysis, it is shown that the proposed identification scheme, which is independent of the precise traffic flow model, can guarantee the convergence. Simulation results show the effectiveness of the proposed approach.

**Key words:** traffic flow model; approximate dynamic programming; parameter identification

## 1 引 言

城市交通的快速发展和交通需求的不断增长, 使得城市快速路上的拥堵情况日益严重, 由此造成的时间延误和经济损失越来越大. 快速路控制策略的研究由来已久, 目前快速路交通控制方法主要包括入口匝道控制<sup>[1]</sup>、主线控制、通道控制, 其中入口匝道控制是最常用的控制方法. 为保证快速路交通流密度平稳, 充分利用道路资源, 建立一个能准确反映快速路交通流稳态和动态的数学模型, 对城市快速路交通控制系统的设计和评估至关重要.

关于快速路交通流模型参数的估计问题, 已有的研究结果多是基于最优化或最小二乘算法的结果<sup>[2-4]</sup>, 不能随着学习的深入而使参数估计的结果得到改善, 即不具备学习功能; 侯忠生等人<sup>[5]</sup>针对交通流重复性的特点, 将迭代学习方法应用于宏观交通流模型参数辨识, 充分利用了系统的重复性, 随着系统重复次数

的增加而使参数估计的效果得到改善.

近似动态规划(ADP)根据环境反馈的评价信号获取近似的最优控制策略, 不依赖于被控对象的解析模型, 适于处理时变的复杂系统和动态变化的复杂任务<sup>[6]</sup>. 目前, 在交通流研究领域关于近似动态规划在入口匝道控制的应用研究已经有所报道<sup>[7-8]</sup>, 但尚未见到关于交通流模型的参数辨识方面的相关报道. 交通流模型为非线性模型, 传统的方法是进行线性近似, 即将其展开为泰勒级数, 取至一次项, 略去二次以上各项. 线性化近似导致模型误差<sup>[9-10]</sup>, 为消除在传统非线性模型参数辨识中由于线性化引起的模型误差, 本文提出一种基于近似动态规划算法的非线性模型参数估计算法. 该算法以每个待辨识的参数为设计变量, 以与设计变量相关的误差函数为目标函数, 无需线性化交通流模型, 直接针对非线性交通流模型进行参数辨识. 因此, 研究交通流模型参数的参数辨识

收稿日期: 2010-04-26; 修回日期: 2010-07-22.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60834001).

作者简介: 齐驰(1982-), 男, 博士生, 从事神经网络、智能交通系统的研究; 王轶(1980-), 男, 博士, 从事迭代学习控制、列车控制系统等研究.

方法,具有重要的学术意义和实际应用价值.

本文针对快速路交通系统的强非线性、不确定性等特点,研究了近似动态规划方法在交通流模型参数辨识中的应用. 直接对非线性模型进行处理,以避免由于非线性模型的线性化近似所引起的各种问题,并通过严格的数学论证,证明了所提出的辨识方法具有收敛性. 最后在 Matlab 平台上进行了仿真研究,仿真结果表明了所提出的辨识方法效果良好.

## 2 问题描述

### 2.1 交通流模型

考虑一段包含一入口匝道和一个出口匝道的快速路,如图 1 所示.

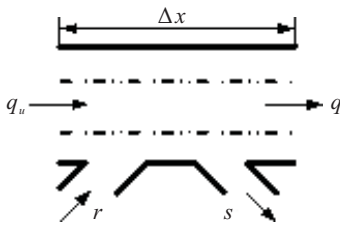


图 1 快速路段

该系统的动态特性可以由如下 LWR<sup>[4]</sup>交通模型描述:

$$\begin{aligned} \rho[k+1] = & \\ \rho[k] + \frac{\Delta t}{\Delta x} (q_u[k] - q[k] + r[k] - s[k]), & \quad (1) \end{aligned}$$

$$q[k] = v_{\text{free}} \left(1 - \frac{\rho[k]}{\rho_{\text{jam}}}\right) \rho[k]. \quad (2)$$

其中:  $\rho[k]$  为  $k$  时刻车辆密度 (veh/km);  $q_u[k]$  为从上游流入的交通量 (veh/h);  $q[k]$  为从下游流出的车流量 (veh/h);  $r[k]$  为入口匝道流率,即从入口匝道进入快速路的交通量 (veh/h);  $s[k]$  为出口匝道流率,即从快速路主线通过出口匝道驶出快速路的交通量 (veh/h);  $\Delta t$  为采样周期长度 (h);  $\Delta x$  为路段长度 (km);  $v_{\text{free}}$  为自由行驶速度 (km/h);  $\rho_{\text{jam}}$  为拥塞车辆密度 (veh/km). 在入口匝道控制问题中,  $\rho[k]$  为状态变量,  $r[k]$  为控制变量,  $q_u[k]$  和  $s[k]$  可以认为是系统扰动量.

### 2.2 模型变换和假设条件

将式 (2) 代入 (1), 可得到如下方程:

$$\begin{aligned} \rho[k+1] = & \\ \frac{\Delta t}{\Delta x} \times \left( q_u[k] - v_{\text{free}} \left(1 - \frac{\rho[k]}{\rho_{\text{jam}}}\right) \rho[k] + \right. & \\ \left. r[k] - s[k] \right) + \rho[k] = & \\ \rho[k] + \frac{\Delta t}{\Delta x} r[k] + \frac{\Delta t}{\Delta x} (q_u[k] - s[k]) + & \\ \frac{\Delta t}{\Delta x} \times \left( -v_{\text{free}} \left(1 - \frac{\rho[k]}{\rho_{\text{jam}}}\right) \rho[k] \right). & \quad (3) \end{aligned}$$

定义

$$x(k) = \rho[k], \quad u(k) = r[k],$$

$$\theta(k) = [v_{\text{free}}, \mu_{\text{jam}}]^T = [v_{\text{free}}, 1/\rho_{\text{jam}}]^T,$$

$$g(x(k), \theta(k)) = -v_{\text{free}}(1 - \rho[k]\mu_{\text{jam}})\rho[k],$$

$$a = \frac{\Delta t}{\Delta x}, \quad b(k) = a(q_u[k] - s[k]). \quad (4)$$

则式 (3) 可化为

$$\begin{aligned} x(k+1) = & \\ x(k) + a \cdot u(k) + ag(x(k), \theta(k)) + b(k), & \quad (5) \end{aligned}$$

**注 1** 对交通流模型的动态行为起主要作用的参数是  $v_{\text{free}}$  和  $\rho_{\text{jam}}$ <sup>[11]</sup>, 这正是本文选择这 2 个参数作为待辨识参数的原因.

### 2.3 近似动态规划辨识方法的具体步骤

**Step 1:** 给定控制量  $\{u_d(k)\}$ , 测量得到状态量为  $\{x_d(k)\}$ .

**Step 2:** 给定初始参数估计  $\theta(0)$ .

**Step 3:** 计算第  $k$  时刻的状态误差  $e(k) = x_d(k) - x(k)$ ,  $\dot{e}(k) = (e(k) - e(k-1))/\Delta t$ , 定义性能指标

$$\begin{aligned} J(k) = \sum_{k=i}^{\infty} \gamma^{k-i} U(k) = & \\ \sum_{k=i}^{\infty} \gamma^{k-i} \frac{1}{2} (\alpha \cdot e(k)^2 + \theta(k)^T R \theta(k)). & \quad (6) \end{aligned}$$

其中:  $U(k)$  为效用函数,  $0 < \gamma \leq 1$  为折扣系数,  $\alpha$  为适当正常数,  $R$  为正定矩阵.

**Step 4:** 近似动态规划辨识算法为

$$\theta(k) = \theta(k-1) + \beta \cdot NN_a(e(k), \dot{e}(k), W_a). \quad (7)$$

其中:  $W_a$  为 Action 神经网络权重;  $NN_a(e(k), \dot{e}(k), W_a)$  为 Action 输出;  $\beta$  为步长;  $\hat{J}(k)$  为神经网络 Critic 模块  $k$  时刻的输出, 其目标是估计系统性能指标  $J(k)$ . 评价辨识效果, 若满足性能指标要求, 则停止; 否则, 通过式 (5) 求解  $x(k+1)$ , 转 Step 3 继续辨识.

交通流模型参数辨识框图如图 2 所示.

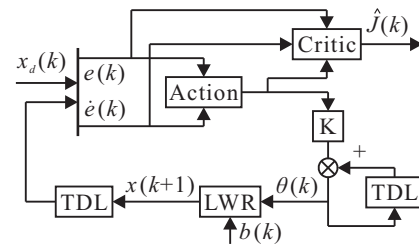


图 2 交通流模型参数的近似动态规划辨识框图

## 3 参数辨识算法收敛性证明

简单起见, 记  $x_k \triangleq x(k)$ ,  $x_{k+1} \triangleq x(k+1)$ ,  $u_k \triangleq u(k)$ ,  $\theta_k \triangleq \theta(k)$ , 则系统可记作

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + a \cdot u_k + ag(x_k, \theta_k) + b(k), \\ J(x_k) = \sum_{k=i}^{\infty} \gamma^{k-i} U(x_k, \theta_k). \end{cases} \quad (8)$$

其中: 效用函数

$$U(x_k, \theta_k) = \frac{1}{2}((x_d(k) - x_k)^T Q(x_d(k) - x_k) + \theta_k^T R \theta_k), \quad (9)$$

式中  $Q$  和  $R$  为正定矩阵. 对于离散系统, 可采用如下 HJB 方程进行求解:

$$J(x_k) = \min_{\theta_k} \{U(x_k, \theta_k) + J(x_{k+1})\}. \quad (10)$$

### 3.1 $\partial J(x_k)/\partial x_k$ 的迭代收敛性

对式 (10) 两边分别求关于  $x_k$  的偏导数, 可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(x_k)}{\partial x_k} &= \frac{\partial U(x_k, \theta_k)}{\partial x_k} + \frac{\partial J(x_{k+1})}{\partial x_k} = \\ &= \frac{\partial U(x_k, \theta_k)}{\partial x_k} + \left(\frac{\partial \theta_k}{\partial x_k}\right)^T \frac{\partial U(x_k, \theta_k)}{\partial \theta_k} + \\ &= \left(\frac{\partial x_{k+1}}{\partial x_k} + \frac{\partial x_{k+1}}{\partial \theta_k} \frac{\partial \theta_k}{\partial x_k}\right)^T \frac{\partial J(x_{k+1})}{\partial x_{k+1}} = \\ &= Qx_k - Qx_d + \left(\frac{\partial \theta_k}{\partial x_k}\right)^T R \theta_k + \frac{\partial J(x_{k+1})}{\partial x_{k+1}} \times \\ &= \left(1 + a \frac{\partial u(x_k)}{\partial x_k} + a \frac{\partial g(x_k, \theta_k)}{\partial x_k} + \frac{\partial x_{k+1}}{\partial \theta_k} \frac{\partial \theta_k}{\partial x_k}\right), \quad (11) \end{aligned}$$

这里  $\partial \theta_k / \partial x_k = 0$ . 如果令  $\partial J(x_k) / \partial x_k = f(x_k)$ , 且有  $\partial J(x_{k+1}) / \partial x_{k+1} = f(x_{k+1})$ , 则式 (11) 可写为

$$f(x_k) = \left(1 + a \frac{\partial u(x_k)}{\partial x_k} + a \frac{\partial g(x_k, \theta_k)}{\partial x_k}\right) f(x_{k+1}) + Qx_k - Qx_d. \quad (12)$$

假设有  $f(x_k) = f_n(x_k)$ ,  $f^*(x_k) = f_{n+1}(x_k)$ , 则可以得到上式的迭代公式

$$\begin{aligned} f_{n+1}(x_k) &= \\ &= \left(1 + a \frac{\partial u(x_k)}{\partial x_k} + a \frac{\partial g(x_k, \theta_k)}{\partial x_k}\right) f_n(x_{k+1}) + \\ &= Qx_k - Qx_d. \quad (13) \end{aligned}$$

其中:  $n$  为神经网络 Action, Critic 各自在每步训练过程中的迭代次数, 根据性能指标是否满足要求, 决定是否继续迭代过程;  $f^*(x_k)$  为第  $k$  步满足性能指标迭代结束的值.

**定理 1** 序列  $f_n(x_k)$  的收敛条件为

$$\left\| 1 + a \frac{\partial u(x_k)}{\partial x_k} + a \frac{\partial g(x_k, \theta_k)}{\partial x_k} \right\| < 1. \quad (14)$$

**证明** 由式 (12), 可以得到

$$\begin{aligned} f_n(x_k) &= \\ &= \left(1 + a \frac{\partial u(x_k)}{\partial x_k} + a \frac{\partial g(x_k, \theta_k)}{\partial x_k}\right) f_{n-1}(x_{k+1}) + \\ &= Qx_k - Qx_d. \quad (15) \end{aligned}$$

将式 (13) 与 (15) 作差, 可以得到

$$\begin{aligned} f_{n+1}(x_k) - f_n(x_k) &= \\ &= \left(1 + a \frac{\partial u(x_k)}{\partial x_k} + a \frac{\partial g(x_k, \theta_k)}{\partial x_k}\right)^T \times \\ &= (f_n(x_{k+1}) - f_{n-1}(x_{k+1})). \quad (16) \end{aligned}$$

令  $n = n - 1, n - 2, \dots, 1$ , 将式 (16) 展开, 可以得到

$$\begin{aligned} f_{n+1}(x_k) - f_n(x_k) &= \\ &= \left(1 + a \frac{\partial u(x_k)}{\partial x_k} + a \frac{\partial g(x_k, \theta_k)}{\partial x_k}\right)^T \times \\ &= \left(1 + a \frac{\partial u(x_{k+1})}{\partial x_{k+1}} + a \frac{\partial g(x_{k+1}, \theta_{k+1})}{\partial x_{k+1}}\right)^T \dots \\ &= \left(1 + a \frac{\partial u(x_{k+n-1})}{\partial x_{k+n-1}} + a \frac{\partial g(x_{k+n-1}, \theta_{k+n-1})}{\partial x_{k+n-1}}\right)^T \times \\ &= (f_1(x_{k+n-1}) - f_0(x_{k+n-1})). \quad (17) \end{aligned}$$

令  $1 + a \frac{\partial u(x_j)}{\partial x_j} + a \frac{\partial g(x_j, \theta_j)}{\partial x_j}$  的模最大值为  $M$ , 其中  $j = k, k + 1, \dots, k + n - 1$ . 则由式 (17) 可以得到

$$\|f_{n+1}(x_k) - f_n(x_k)\| \leq M^n \|f_1(x_{k+n-1}) - f_0(x_{k+n-1})\|. \quad (18)$$

如果有  $M < 1$ , 且  $f_1(x_{k+n-1}), f_0(x_{k+n-1})$  有界, 则  $f_n(x_k)$  收敛. 而  $f_1(x_{k+n-1}), f_0(x_{k+n-1})$  有界可以通过选取适当的初始条件保证<sup>[12]</sup>. 因此, 如果满足

$$\left\| 1 + a \frac{\partial u(x_k)}{\partial x_k} + a \frac{\partial g(x_k, \theta_k)}{\partial x_k} \right\| < 1,$$

则  $\partial J(x_k) / \partial x_k$  收敛.  $\square$

### 3.2 $\theta_k$ 迭代的收敛性

通过式 (10) 的构造, 参数辨识可转化为如下问题: 如何获取一个  $\theta_k^*$ , 使得定义的系统性能指标最小, 对式 (10) 求关于  $\theta_k$  的偏导, 可以得到

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial J(x_k)}{\partial \theta_k} = \frac{\partial U(x_k, \theta_k)}{\partial \theta_k} + \frac{\partial J(x_{k+1})}{\partial \theta_k} = \\ &= R \theta_k^* + a \left[ \frac{\partial g(x_k, \theta_k)}{\partial \theta_k} \right]^T f(x_{k+1}), \quad (19) \end{aligned}$$

则

$$\theta_k^* = -aR^{-1} \left[ \frac{\partial g(x_k, \theta_k)}{\partial \theta_k} \right]^T f(x_{k+1}). \quad (20)$$

将式 (3) 和 (4) 代入式 (20), 可以得到

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} v_{\text{free}}^* \\ \mu_{\text{jam}}^* \end{bmatrix} &= \\ &= -aR^{-1} \begin{bmatrix} -(1 - \mu_{\text{jam}}(k)x_k)x_k \\ -v_{\text{free}}x_k(-x_k) \end{bmatrix} f(x_{k+1}) = \\ &= aR^{-1} \begin{bmatrix} -\mu_{\text{jam}}(k)x_k^2 + x_k \\ -v_{\text{free}}x_k^2 \end{bmatrix} f(x_{k+1}) = \\ &= -aR^{-1}x_k^2 \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{\text{free}} \\ \mu_{\text{jam}} \end{bmatrix} f(x_{k+1}) + \\ &= aR^{-1}x_k \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} f(x_{k+1}). \quad (21) \end{aligned}$$

所以有

$$\begin{aligned} \theta_k^* &= -R^{-1}ax_k^2 \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \theta_k f(x_{k+1}) + \\ &= R^{-1}ax_k \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} f(x_{k+1}). \quad (22) \end{aligned}$$

令  $g_{n+1}(x_k) = \theta_k^*$ ,  $g_n(x_k) = \theta_k$ , 可以得到

$$\begin{cases} g_{n+1}(x_k) = \\ -R^{-1}ax_k^2 \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} g_n(x_k)f(x_{k+1}) + \\ R^{-1}ax_k \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} f(x_{k+1}), \\ g_n(x_k) = \\ -R^{-1}ax_k^2 \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} g_{n-1}(x_k)f(x_{k+1}) + \\ R^{-1}ax_k \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} f(x_{k+1}). \end{cases} \quad (23)$$

两式相减, 可以得到

$$\begin{aligned} g_{n+1}(x_k) - g_n(x_k) = \\ -R^{-1}ax_k^2 \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} (g_n(x_k) - g_{n-1}(x_k))f(x_{k+1}). \end{aligned} \quad (24)$$

由 3.1 节可知  $f(x_{k+1})$  收敛, 且  $x_k$  有界, 所以选取适当的  $R$  满足

$$\left\| -R^{-1}ax_k^2 \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} f(x_{k+1}) \right\| < 1$$

时, 可以保证  $\theta_k$  收敛.

### 4 仿真研究

为了验证近似动态规划方法在快速路交通流模型参数辨识中的有效性, 选取图 1 所示 LWR 模型参数如下<sup>[8]</sup>:  $\Delta t = 1/180 \text{ h}$ ,  $\Delta x = 0.3 \text{ km}$ ,  $v_{\text{free}} = 60 \text{ km/h}$ ,  $\rho_{\text{jam}} = 120 \text{ 辆/km}$ ,  $\rho_{\text{cr}} = 55$ ,  $q_u(k) = 1800 \text{ 辆/h}$ ,  $s(k) = 200 \text{ 辆/h}$ . 给定控制量  $\{u_d(k)\}$ , 测量得到状态量为  $\{x_d(k)\}$ , 如图 3 所示.

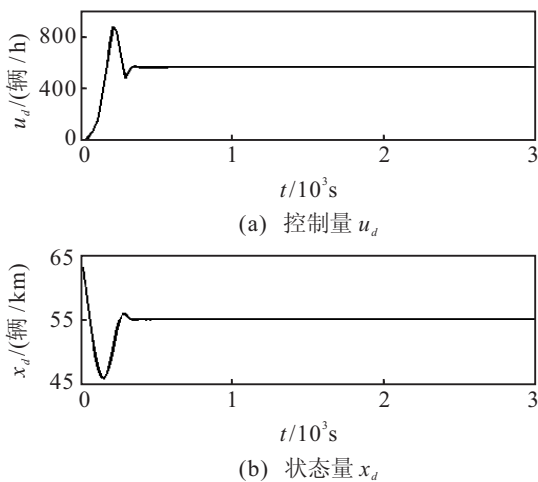


图 3 控制量  $u_d$  和状态量  $x_d$  数据

近似动态规划辨识方法设计如下: 选取 Action 结构为  $N_{2:5:2}$ , 各神经元无偏量输入, 隐含层输出层激励函数均为非对称 S 型函数; Critic 结构为  $N_{4:9:1}$ , 各

神经元无偏量输入, 隐含层激励函数为非对称 S 型函数, 输出层激励函数为线性函数. 定义如下性能指标:

$$J(k) = \sum_{k=i}^{\infty} \gamma^{k-i} U(k), \quad U(k) = (\alpha e^2(k) + \theta_k^T R \theta_k),$$

$$R = \begin{bmatrix} 0.0003 & 0 \\ 0 & 10000 \end{bmatrix}, \quad e(k) = x_d(k) - x(k),$$

$$\dot{e}(k) = (e(k) - e(k-1))/\Delta t.$$

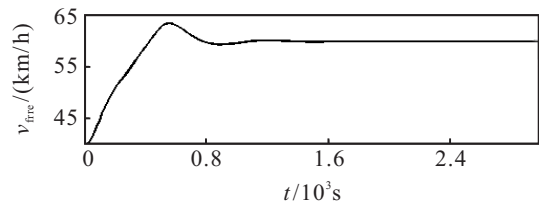
近似动态规划辨识算法为

$$\theta(k) = \theta(k-1) + \beta \cdot NN_a(e(k), \dot{e}(k), W_a).$$

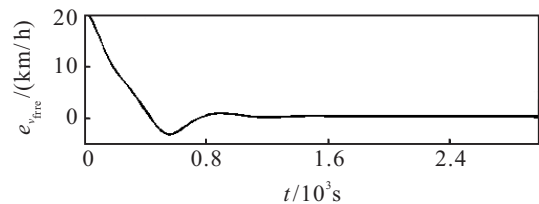
给定初始参数估计

$$\theta(0) = [v_{\text{free}}(0), \rho_{\text{jam}}(0)]^T = [40, 100]^T.$$

系统初态  $x(0) = \rho(0) = 40 \text{ 辆/km}$ . 此外,  $\gamma$  为折扣因子 ( $\gamma$  表征性能指标对各时刻效用函数的权重大小, 为避免训练过程振荡, 可选择较小的折扣因子, 但过小的动量因子不能有效地提高网络收敛速度, 因此应根据实际应用选择合适的  $\gamma$ , 本文选取  $\alpha = 0.02$ ,  $\gamma = 0.5$ ), 步长  $\beta = 3$ .  $v_{\text{free}}$  和  $\rho_{\text{jam}}$  参数辨识结果为  $[59.7964, 120.4890]^T$ , 如图 4 和图 5 所示.

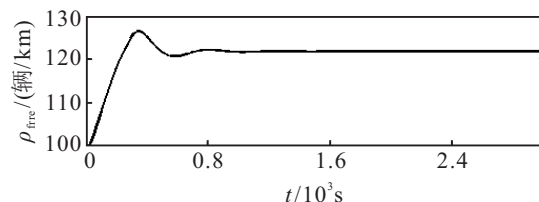


(a) 参数  $v_{\text{free}}$  的辨识结果

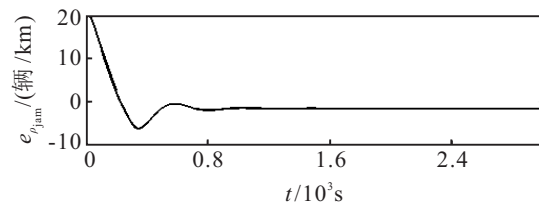


(b) 参数  $v_{\text{free}}$  的辨识误差

图 4  $v_{\text{free}}$  的参数辨识结果及误差



(a) 参数  $\rho_{\text{jam}}$  的辨识结果



(b) 参数  $\rho_{\text{jam}}$  的辨识误差

图 5  $\rho_{\text{jam}}$  的参数辨识结果及误差

为了验证近似动态规划辨识方法的性能, 本文采用最小二乘估计方法<sup>[9]</sup>作为基准, 将测量数据代入得到辨识结果  $[60 : 9804; 117 : 7590]^T$ . 仿真结果表明, 近似动态规划辨识方法辨识精度高, 优于最小二乘辨识方法.

## 5 结 论

本文针对快速路交通的强非线性、不确定性等特点, 探讨了近似动态规划方法在快速路交通流模型参数辨识中的应用. 通过严格的数学论证, 证明了所提出方法的收敛性. 最后, 在 Matlab 平台上进行了仿真研究, 结果验证了所提出辨识算法的有效性.

## 参考文献(References)

- [1] Parageorgiou M, Kotsiaios A. Freeway ramp metering: An overview[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2002, 3(4): 271-281.
- [2] Cremer M, Papageorgiou M. Parameter identification for a traffic flow model[J]. Automatica, 1981, 17(6): 837-843.
- [3] Grewail M S, Payne H J. Identification of parameters in a freeway traffic model[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 1976, 6(3): 176-286.
- [4] Lighthill M J, Whitham G B. On the kinematic waves II: A theory of traffic flow on long crowded roads[C]. Proc of the Royal Society A: Mathematical and Physical Sciences. London, 1955: 317-345.
- [5] 侯忠生, 金尚泰, 赵明. 宏观交通流模型参数的迭代学习辨识方法[J]. 自动化学报, 2008, 34(1): 65-70.  
(Hou Z S, Jin S T, Zhao M. Iterative learning identification method for the macroscopic traffic flow model[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(1): 65-70.)
- [6] 许静. 基于神经网络最优化的交通控制技术[D]. 北京: 中国科学院自动化所研究院, 2007: 55-56.  
(Xu J. Traffic control based on neural optimization[D]. Beijing: Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2007: 55-56.)
- [7] Bai X R, Zhao D B, Yi J Q, et al. Ramp metering based on on-line ADHDP( $\lambda$ ) controller[C]. Proc of 2008 Int Joint Conf on Neural Networks (IJCNN 2008). Hongkong, 2008: 1847-1852.
- [8] Xu J, Yu W S, Wang F Y. Ramp metering based on adaptive critic designs[C]. Proc 9th Int IEEE Conf on Intelligent Transportation Systems. Toronto, 2006: 1531-1536.
- [9] 王新洲. 非线性模型参数估计理论与应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2004: 52-73.  
(Wang X Z, Estimate of non-linear modeling parameters and application[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2002: 52-73.)
- [10] 么健石, 侯祥林, 徐心和. 基于动态设计变量优化算法的非线性模型参数估计[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2004, 25(2): 106-109.  
(Yao J S, Hou X L, Xu X H. Estimate of non-linear modeling parameters based on optimization algorithm of dynamic design variables[J]. J of Northeastern University: Natural Science, 2004, 25(2): 106-109.)
- [11] Papageorgiou M, Blosseville J M, Hadj S H. Modeling and real time control on traffic flow on the southern part of boulevard peripherique in Paris (Part I, Part II)[J]. Transportation Research Part A, 1990, 24(5): 345-370.
- [12] Liu X, Balakrishnan S N. Convergence analysis of adaptive critic based optimal control[C]. Proc of American Control Conf. Chicago, 2000: 1929-1933.

(上接第1086页)

- [2] Cheng-Jian Lin, Cheng-Hung Chen, Chin-Teng Lin, et al. A hybrid of cooperative particle swarm optimization and cultural algorithm for neural fuzzy networks and its prediction applications[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics-part C: Applications and Reviews, 2009, 39(1): 55-62.
- [3] 潘宏侠, 黄晋英, 毛鸿伟. 基于粒子群优化的故障特征提取技术研究[J]. 振动与冲击, 2008, 27(10): 144-147.  
(Pan H X, Huang J Y, Mao H W. Fault characteristic extracting technology based on particle swarm optimization[J]. J of Vibration and Shock, 2008, 27(10): 144-147.)
- [4] Eberhart R C, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization[C]. Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. La Jolla: IEEE, 2001, 1: 84-88.
- [5] 唐剑, 史浩山, 杨奇, 等. 动态环境下分布式自适应粒子群优化算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(17): 5430-5435.  
(Tang J, Shi H S, Yang Q, et al. Distributed adaptive particle swarm optimizer in dynamic environments[J]. J of System Simulation, 2009, 21(17): 5430-5435.)
- [6] 林川, 冯全源. 粒子群优化算法的信息共享策略[J]. 西南交通大学学报, 2009, 44(3): 437-441.  
(Lin C, Feng Q Y. Information sharing strategies for particle swarm optimization algorithm[J]. J of Southwest Jiaotong University, 2009, 44(3): 437-441.)
- [7] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm: Explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.