

基于自适应RBF网络补偿的智能车辆循迹控制

张 琨, 崔胜民, 王剑锋

(哈尔滨工业大学 汽车工程学院, 山东 威海 264209)

摘要: 针对智能车辆这一复杂非线性时变系统的循迹控制问题, 提出一种基于Lyapunov函数方法的RBF神经网络自适应补偿控制策略. 首先建立了车辆循迹控制的动力学名义模型; 然后利用RBF神经网络对车辆循迹控制名义模型的不精确部分进行自适应补偿; 最后应用Lyapunov稳定性理论推导出RBF网络权值的训练规则并证明了控制系统的稳定性. 仿真结果表明, 该方法提高了循迹控制的精度, 具有较高的可行性和实用性.

关键词: 智能车辆; 循迹控制; Lyapunov函数; 神经网络

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Intelligent vehicle's path tracking control based on self-adaptive RBF network compensation

ZHANG Kun, CUI Sheng-min, WANG Jian-feng

(School of Automobile Engineering, Harbin Institute of Technology, Weihai 264209, China. Correspondent: ZHANG Kun, E-mail: hit0301203@hotmail.com)

Abstract: A self-adaptive RBF neuron network compensation control strategy based on the Lyapunov function is proposed in order to solve the path tracking problem of intelligent vehicles which is much complicated with nonlinear and time-varying characteristics. Firstly, the nominal dynamic model of vehicle's path tracking is built. Then, RBF neuron network is used to compensate this nominal model's inaccuracy parts. Finally, the learning rule is obtained based on the Lyapunov function, and the stability of this system is proved at the same time. The simulation results show that this strategy is much more accurate and with higher feasibility and practicability.

Key words: intelligent vehicles; path tracking control; Lyapunov function; neuron network

0 引言

自智能车诞生以来, 智能车辆的循迹控制一直是智能车辆领域研究的热点和难点^[1]. 根据所使用的模型不同, 以往关于智能车循迹控制问题的研究可分为3类: 基于转向几何学模型^[2-3]、基于车辆运动学模型^[4-5]和基于车辆动力学模型^[6-9]. 地面对汽车的反馈是通过轮胎传递的, 而轮胎由于其特殊的充气动力学表现出很强的非线性^[10], 因此任何针对车辆的建模都存在一定的假设和简化, 而这些假设和简化的存在势必会导致循迹控制精度的下降. 利用RBF网络可以对循迹模型建模过程中所做的假设和简化进行一定程度的补偿^[11], 进而减少模型不精确部分带来的误差, 提高控制的精度.

本文建立了车辆循迹控制动力学名义模型, 分析

了建模不精确部分产生的原因, 提出一种利用RBF神经网络对此模型的不精确部分进行自适应补偿的控制策略. 利用Lyapunov函数方法证明了控制系统的稳定性, 并在保证稳定性的前提下提出了网络权值的训练方法. 仿真实验表明, 该方法能提高智能车辆循迹控制的精度, 而且具有较强的实用性.

1 车辆循迹名义模型

在智能车辆循迹控制过程中, 通常将4轮车辆简化为一个2轮汽车模型, 这种假设需满足以下条件: 1) 忽略转向系统, 汽车前轮转角作为输入; 2) 忽略悬架, 汽车仅作平行于地面的运动; 3) 汽车纵向速度视为定值; 4) 轮胎处于线性区, 汽车侧向加速度限定在0.4g以下; 5) 忽略地面切向力对轮胎的影响.

汽车侧向运动和横摆运动的微分方程为

收稿日期: 2012-12-23; 修回日期: 2013-04-26.

基金项目: 山东省自然科学基金项目(ZR2010FM008).

作者简介: 张琨(1985-), 男, 博士生, 从事智能车辆自主循迹控制的研究; 崔胜民(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 从事汽车系统动力学控制等研究.

$$\begin{cases} F_{yf} \cos \delta - F_{xf} \sin \delta + F_{yr} = m(\dot{v}_y + v_x \omega), \\ l_f(F_{yf} \cos \delta - F_{xf} \sin \delta) - l_r F_{yr} = I_z \dot{\omega}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: F_{yf}/F_{xf} 为前轮侧/纵向力, F_{yr}/F_{xr} 为后轮侧/纵向力, δ 为前轮转角, m 为汽车质量, v_x/v_y 为汽车纵/横向车速, ω 为横摆角速度, l_f/l_r 为质心到前/后轴距离, I_z 为汽车相对于 z 轴的转动惯量。

前后轮侧向力计算如下:

$$\begin{cases} F_{xf} = c_f \alpha_f = c_f \tan^{-1} \left(\frac{v_y + l_f \omega}{v_x} - \delta \right), \\ F_{xr} = c_r \alpha_r = c_r \tan^{-1} \left(\frac{v_y - l_r \omega}{v_x} \right). \end{cases} \quad (2)$$

其中: α_f/α_r 为前/后轮侧偏角, c_f/c_r 为前/后轮侧偏刚度。

将式(2)代入(1), 可得

$$\begin{bmatrix} \dot{v}_y \\ \dot{\omega} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{c_f + c_r}{mv_x} & \frac{l_r c_r - l_f c_f}{mv_x} - v_x \\ \frac{l_r c_r - l_f c_f}{I_z v_x} & -\frac{l_f^2 c_f + l_r^2 c_r}{I_z v_x} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_y \\ \omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{c_f}{m} \\ \frac{l_f c_f}{I_z} \end{bmatrix} \delta. \quad (3)$$

在车辆循迹全局坐标系中, e_{cg} 表示车辆质心处的横向距离误差, θ 表示汽车横摆角, θ_p 表示期望轨迹切向角, 则 $\theta_e = \theta - \theta_p$ 表示汽车循迹时的横摆角误差。

在全局坐标系中, 根据期望轨迹的曲率可计算得出汽车的期望横摆角速度和期望侧向加速度为

$$\begin{cases} \omega(s) = \kappa(s)v_x, \\ \dot{v}_y(s) = \kappa(s)v_x^2. \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\omega(s)$ 为期望横摆角速度, $\dot{v}_y(s)$ 为期望侧向加速度, $\kappa(s)$ 为期望轨迹的曲率。

当 θ_e 足够小时, 车辆质心处的横向距离误差 e_{cg} 和横摆角误差 θ_e 满足下式:

$$\begin{cases} \dot{e}_{cg} = v_y + v_x \theta_e, \\ \dot{\theta}_e = \omega - \omega(s). \end{cases} \quad (5)$$

将式(5)代入(3), 可得

$$A_0 \begin{bmatrix} \ddot{e}_{cg} \\ \ddot{\theta}_e \end{bmatrix} + B_0 \begin{bmatrix} \dot{e}_{cg} \\ \dot{\theta}_e \end{bmatrix} + C_0 \begin{bmatrix} e_{cg} \\ \theta_e \end{bmatrix} = \delta + H_0. \quad (6)$$

其中

$$A_0 = \begin{bmatrix} \frac{m}{c_f} & 0 \\ 0 & \frac{m}{l_f c_f} \end{bmatrix}, \quad B_0 = \begin{bmatrix} \frac{c_f + c_r}{c_f v_x} & -\frac{l_r c_r - l_f c_f}{c_f v_x} \\ -\frac{m}{l_f c_f} \frac{l_r c_r - l_f c_f}{I_z v_x} & \frac{m}{l_f c_f} \frac{l_f^2 c_f + l_r^2 c_r}{I_z v_x} \end{bmatrix},$$

$$C_0 = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{c_f + c_r}{c_f} \\ 0 & -\frac{m}{l_f c_f} \frac{l_f c_f - l_r c_r}{I_z} \end{bmatrix},$$

$$H_0 = \begin{bmatrix} \frac{m}{c_f} \left(\frac{l_r c_r - l_f c_f}{mv_x} - v_x \right) \omega(s) \\ -\frac{m}{l_f c_f} \left(\dot{\omega}(s) + \frac{l_f^2 c_f + l_r^2 c_r}{I_z v_x} \omega(s) \right) \end{bmatrix}.$$

2 控制系统设计

针对智能车辆的循迹控制问题, 本文提出一种基于 Lyapunov 函数方法的 RBF 神经网络自适应补偿控制策略。整体系统的控制框图如图 1 所示。

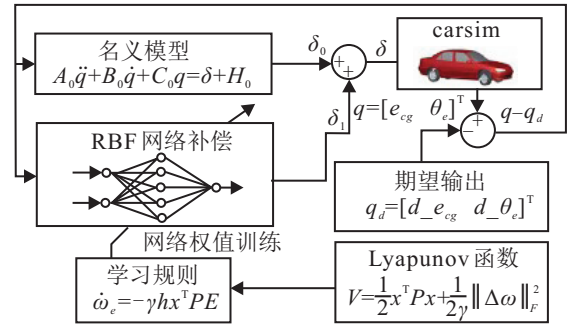


图1 控制系统框图

智能车辆的输出为横向循迹误差 e_{cg} 和横摆角误差 θ_e 。最终设计的汽车输入转向盘转角输入由两部分组成: 名义模型得出的转角 δ_0 和 RBF 网络补偿转角 δ_1 。神经网络的权值训练规则由 Lyapunov 函数计算得到。

2.1 控制律

令 $q = [e_{cg} \ \theta_e]^T$, 智能车辆循迹模型可写为

$$A_0 \ddot{q} + B_0 \dot{q} + C_0 q = \delta + H_0. \quad (7)$$

如果不考虑建模过程中的简化和假设, 且认为 A_0 、 B_0 、 C_0 和 D_0 中的参数均为已知, 即式(7)所示的智能车辆循迹模型是完全正确的, 则控制律可设计为

$$\delta = A_0(\ddot{q}_d - a\dot{e} - be) + B_0 \dot{q} + C_0 q - H_0. \quad (8)$$

其中: $q_d = [d_-e_{cg} \ d_-theta_e]^T$, 即 e_{cg} 和 θ_e 的期望值; $e = q - q_d$; 且有

$$a = \begin{bmatrix} \alpha^2 & 0 \\ 0 & \alpha^2 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} 2\alpha & 0 \\ 0 & 2\alpha \end{bmatrix}.$$

将名义模型的控制律(8)代入车辆循迹模型(7)(此时系统是闭环稳定的), 可得

$$\ddot{e} + a\dot{e} + be = 0. \quad (9)$$

实际上, 式(7)所示的智能车辆循迹模型已经过多步的简化, 仅为智能车辆循迹的名义模型, 这里假设其实际模型为

$$A\ddot{q} + B\dot{q} + Cq = \delta + H. \quad (10)$$

将名义模型的控制律(8)代入实际模型(10)中, 易得

$$A\ddot{q} + B\dot{q} + Cq = A_0(\ddot{q}_d - a\dot{e} - be) + B_0\dot{q} + C_0q - H_0 + H. \quad (11)$$

式(11)两边减去 $A_0\ddot{q} + B_0\dot{q} + C_0q$, 且令 $\Delta A = A - A_0$ 、 $\Delta B = B - B_0$ 、 $\Delta C = C - C_0$ 、 $\Delta H = H - H_0$, 可得

$$\ddot{e} + a\dot{e} + be = -A_0^{-1}(\Delta A\ddot{q} + \Delta B\dot{q} + \Delta Cq - \Delta H). \quad (12)$$

对比式(12)和(9)可知, 建模不精确部分会导致控制性能下降, 取建模不精确部分为 $f(x) = -A_0^{-1} \times (\Delta A\ddot{q} + \Delta B\dot{q} + \Delta Cq - \Delta H)$. 为了消除此建模不精确部分 $f(x)$ 带来的影响, 本文将利用RBF神经网络对其进行自适应补偿.

2.2 模型的RBF网络补偿

本文设计的RBF网络由3层结构组成, 分别为输入层、隐含层和输出层. 其中: 输入层包含2个神经元, 分别对应两个输入横向循迹误差 e_{cg} 和横摆角误差 θ_e ; 隐含层包含5个神经元, 分别对应5个语言值变量, 以高斯基函数作为作用函数; 输出层有1个神经元, $\omega_1 \sim \omega_5$ 为神经网络权值.

隐含层中高斯基函数 h_j 按下式计算:

$$h_j = \exp\left(-\frac{(X - c_j)^2}{2b_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, 5. \quad (13)$$

其中: $X = [x_1 \ x_2]^T$ 为网络输入向量, $c_j = [c_{j1} \ c_{j2}]$ 为第 j 个节点的中心值向量, b_j 为第 j 个节点的高斯基函数基宽值.

RBF网络的输出可表示为

$$y = \sum_{j=1}^5 \omega_j h_j. \quad (14)$$

令 $\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_5]^T$, $h = [h_1, h_2, \dots, h_5]^T$, 则式(14)可表示为

$$y = \omega^T h. \quad (15)$$

令 y_i 表示RBF神经网络的理想输出, ω_i 表示理想输出对应的网络权值, 则二者关系为

$$y_i = \omega_i^T h; \quad (16)$$

令 y_e 表示RBF神经网络实际输出, ω_e 表示实际输出对应的网络权值, 则二者关系为

$$y_e = \omega_e^T h. \quad (17)$$

由文献[12]可知, RBF网络的误差 η 是有界的, 假设误差上界为 η_{sup} , 则 η_{sup} 与 y_i 的关系可表示为

$$\eta_{\text{sup}} = \sup |f(x) - y_i|. \quad (18)$$

汽车前轮转角的控制律设计为

$$\delta = A_0(\ddot{q}_d - a\dot{e} - be - y_e) + B_0\dot{q} + C_0q - H_0. \quad (19)$$

令 $\delta_0 = A_0(\ddot{q}_d - a\dot{e} - be) + B_0\dot{q} + C_0q - H_0$, $\delta_1 = -A_0 y_e$, 则式(19)可表示为

$$\delta = \delta_0 + \delta_1. \quad (20)$$

其中: δ_0 为名义模型相关部分, δ_1 为RBF网络补偿部分.

将式(19)所示的控制律代入(10)中, 可得

$$A\ddot{q} + B\dot{q} + Cq = A_0(\ddot{q}_d - a\dot{e} - be - y_e) + B_0\dot{q} + C_0q - H_0 + H. \quad (21)$$

式(21)两边同时减去 $A_0\ddot{q} + B_0\dot{q} + C_0q$, 整理可得

$$\ddot{e} + a\dot{e} + be = f(x) - y_e. \quad (22)$$

取 $x = [e \ \dot{e}]^T$, 将式(22)转换为状态方程的形式, 即

$$\dot{x} = Dx + E(f(x) - y_e). \quad (23)$$

其中

$$D = \begin{bmatrix} \text{zeros}(2) & \text{eye}(2) \\ -a & -b \end{bmatrix},$$

$$E = [\text{zeros}(2) \ \text{eye}(2)]^T.$$

又考虑式(18), (23)可进一步化简为

$$\dot{x} = Dx + E(f(x) - y_e) = Dx + E(\eta_{\text{sup}} - \Delta\omega^T h). \quad (24)$$

其中: $\Delta\omega = \omega_e - \omega_i$, $\Delta\omega^T h$ 表示RBF网络实际输出与RBF网络理想输出之间的误差.

2.3 稳定性分析

针对本文所述系统, 构造Lyapunov函数为

$$V = \frac{1}{2}x^T Px + \frac{1}{2\gamma} \|\Delta\omega\|_F^2. \quad (25)$$

其中: P 为实对称矩阵, 且满足Lyapunov方程, $PD + D^T P = -Q$, $Q \geq 0$; $\|\Delta\omega\|_F$ 为矩阵 $\Delta\omega$ 的 F -范数, 即 $\Delta\omega$ 中所有元素的平方和的平方根; γ 为待定系数.

由 F -范数的定义可知, $\|\Delta\omega\|_F$ 满足

$$\|\Delta\omega\|_F^2 = \text{tr}(\Delta\omega^T \Delta\omega), \quad (26)$$

其中 $\text{tr}(\Delta\omega^T \Delta\omega)$ 表示矩阵 $\Delta\omega^T \Delta\omega$ 的迹.

由式(25)可得

$$\dot{V} = \frac{1}{2}(\dot{x}^T Px + x^T P\dot{x}) + \frac{1}{2\gamma} \text{tr}(\Delta\dot{\omega}^T \Delta\omega + \Delta\omega^T \Delta\dot{\omega}) = \frac{1}{2}(\dot{x}^T Px + x^T P\dot{x}) + \frac{1}{\gamma} \text{tr}(\Delta\dot{\omega}^T \Delta\omega). \quad (27)$$

将式(24)代入(27),可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2}(\dot{x}^T Px + x^T P \dot{x}) + \frac{1}{\gamma} \text{tr}(\Delta \dot{\omega}^T \Delta \omega) = \\ & -\frac{1}{2} x^T Q x + \eta_{\text{sup}}^T E^T P x - \\ & h^T \Delta \omega E^T P x + \frac{1}{\gamma} \text{tr}(\Delta \dot{\omega}^T \Delta \omega). \end{aligned} \quad (28)$$

又因为 $h^T \Delta \omega E^T P x$ 为行列式,其满足

$$h^T \Delta \omega E^T P x = \text{tr}(E^T P x h^T \Delta \omega). \quad (29)$$

将式(29)代入(28),可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\frac{1}{2} x^T Q x + \eta_{\text{sup}}^T E^T P x + \\ & \frac{1}{\gamma} \text{tr}(\Delta \dot{\omega}^T \Delta \omega - \gamma E^T P x h^T \Delta \omega). \end{aligned} \quad (30)$$

令 $\Delta \dot{\omega}^T = -\gamma E^T P x h^T$, 则RBF网络权值的训练规则可设计为

$$\dot{\omega}_e = \Delta \dot{\omega} = \Delta \dot{\omega}^T = -\gamma h x^T P E. \quad (31)$$

将式(31)代入(30),可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\frac{1}{2} x^T Q x + \eta_{\text{sup}}^T E^T P x \leq \\ & -\frac{1}{2} \lambda_{\min}(Q) \|x\|_F^2 + |\eta_{\text{sup}}| \lambda_{\max}(P) \|x\|_F. \end{aligned} \quad (32)$$

其中: $\lambda_{\min}(Q)$ 为矩阵 Q 的最小特征值, $\lambda_{\max}(P)$ 为矩阵 P 的最大特征值.

观察式(32)可知,当满足如下不等式时, $\dot{V} \leq 0$:

$$\frac{1}{2} \lambda_{\min}(Q) \|x\|_F^2 \geq |\eta_{\text{sup}}| \lambda_{\max}(P) \|x\|_F. \quad (33)$$

此时系统是稳定的, x 的收敛半径为

$$\|x\|_F \geq \frac{2|\eta_{\text{sup}}| \lambda_{\max}(P)}{\lambda_{\min}(Q)}. \quad (34)$$

分析式(34)可知,当 Q 的特征值越大, P 的特征值越小, η_{sup} 越小(即所选的RBF神经网络补偿能力越强)时, x 的收敛半径越小,系统的控制精度越高.

3 仿真分析

在 Matlab/Simulink 中建立所设计的循迹控制系统模型,并将 Carsim 复杂车辆模型导入 Simulink 中进行联合仿真.以某型号两厢车为例,仿真过程所需参数见表1.

表1 仿真参数设置

参数	数值	单位
m	1274	kg
c_f/c_r	155494	N/rad
l_f	1	m
l_r	1.56	m
I_z	1523	kg·m ²

仿真道路轨迹采用 ISO/3888 技术报告与 GB 323

-86 标准中的紧急双移线.仿真过程中,汽车的纵向车速稳定在 72 km/h,道路轨迹的 XY 坐标以及仿真过程中的车辆轨迹跟踪如图2所示.

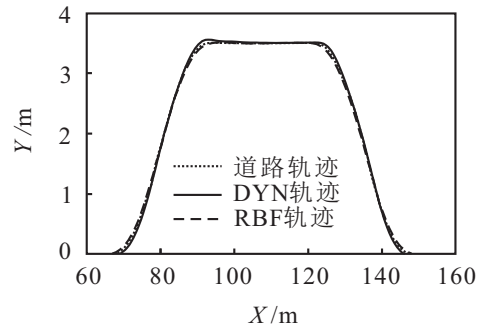


图2 道路轨迹与车辆跟踪

仿真过程中,汽车动力学名义模型是否工作在非线性区可以通过汽车的前轮侧偏角和汽车侧向加速度来判定.汽车前轮侧偏角和汽车侧向加速度变化如图3所示.

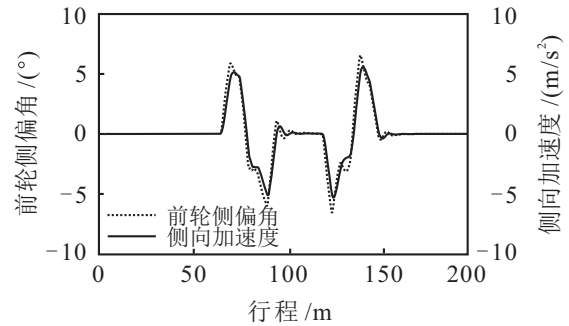


图3 前轮侧偏角与侧向加速度

由图3可知,在双移线实验过程中,汽车前轮侧偏角的峰值达到 5°,此时轮胎侧偏角与其所受侧向力的关系已经是非线性的.汽车侧向加速度的峰值超过 5 m/s²,也超过线性二自由度模型假定的 0.4g(即 3.92 m/s²),此时汽车工作于非线性区.

仿真过程中,自适应RBF神经网络控制总前轮转角、名义汽车动力学模型前轮转角以及RBF网络补偿前轮转角随仿真行程的变化如图4所示.

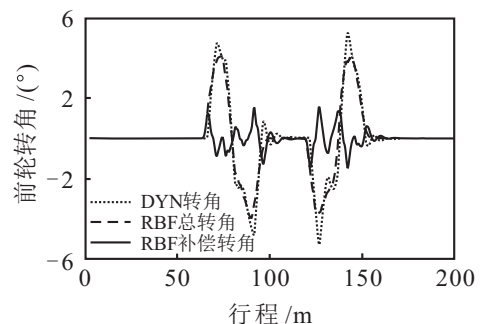


图4 汽车前轮转角变化

观察图4并与图3对比可知,自适应RBF神经网络对名义汽车动力学模型的补偿主要发生在汽车非线性区。结合图2可知,对名义模型的补偿,提高了汽车非线性区的循迹控制精度。

4 结 论

为了减少智能车辆循迹控制的建模不精确部分对控制性能带来的影响,本文采用自适应RBF神经网络对该部分进行补偿控制;建立了Lyapunov函数,在保证系统稳定性的前提下,推导出神经网络权值的训练规则。仿真结果验证了RBF网络对名义模型的补偿效果,提高了控制精度。

参考文献(References)

- [1] Bishop R. Intelligent vehicle RD: A review and contrast of programs worldwide and emerging trends[J]. *Annals of Telecommunications*, 2005, 60(3/4): 228-263.
- [2] Thrun Sebastian, Montemerlo Mike, Dahlkamp Hendrik, et al. Stanley: The robot that won the DARPA grand challenge[J]. *J of Field Robotics*, 2006, 23(9): 661-692.
- [3] Sotelo Miguel Angel. Lateral control strategy for autonomous steering of Ackerman-like vehicles[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2003, 45(3/4): 223-233.
- [4] 武星, 楼佩煌. 基于运动预测的路径跟踪最优控制研究[J]. *控制与决策*, 2009, 24(4): 565-569.
(Wu X, Lou P H. Optimal path tracking control based on motion prediction[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(4): 565-569.)
- [5] Packiaraj X. A decentralized PID-based approach for the collaborative driving of automated vehicles[D]. Halifax: Department of Mechanical Engineering, Dalhousie University, 2009.
- [6] 曹建永. 复杂行驶工况下的驾驶员模型[D]. 长春: 吉林大学汽车工程学院, 2007.
(Cao J Y. The driver model under complex driving conditions[D]. Changchun: School of Automobile Engineering, Jilin University, 2007.)
- [7] 丁海涛, 郭孔辉, 李飞, 等. 基于加速度反馈的任意道路和车速跟随控制驾驶员模型[J]. *机械工程学报*, 2010, 46(10): 116-120.
(Ding H T, Guo K H, Li F, et al. Arbitrary path and speed following driver model based on vehicle acceleration feedback[J]. *Chinese J of Mechanical Engineering*, 2010, 46(10): 116-120.)
- [8] 曹政才, 赵应涛, 吴启迪. 基于自适应和神经动力学的轮式机器人路径跟踪控制[J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(12): 1717-1223.
(Cao Z C, Zhao Y T, Wu Q D. Path tracking control for a wheeled mobile robot by integrating neural dynamics with adaptive approach[J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(12): 1717-1223.)
- [9] 任殿波, 张继业. 基于Lyapunov函数方法的时滞车辆纵向跟随控制[J]. *控制与决策*, 2007, 22(8): 918-921.
(Ren D B, Zhang J Y. Lyapunov function approach to longitudinal following control of vehicles in platoon with delays[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(8): 918-921.)
- [10] 崔胜民. 现代汽车系统控制技术[M]. 北京: 北京大学出版社, 2008: 23-26.
(Cui S M. System control technique of modern automobiles[M]. Beijing: Peking University Press, 2008: 23-26.)
- [11] Park J, Sandberg I W. Universal approximation using radial function networks[J]. *Neural Computation*, 1990, 3(2): 246-257.
- [12] 刘金琨. 机器人控制系统的设计与MATLAB仿真[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 41-46.
(Liu J K. Design and MATLAB simulation of robotic systems[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 41-46.)

(责任编辑: 李君铃)