

# 基于反演技术和神经网络的移动机器人控制

黄健全<sup>1</sup>,段凌飞<sup>1</sup>,谢光奇<sup>1</sup>,姚敏<sup>1</sup>,李世军<sup>2</sup>,刘星平<sup>2</sup>

(1.湖南学院 电子信息与电气工程学院 湖南 郴州 423000;2.湖南工程学院 电气信息学院,湖南 湘潭 411101)

**摘要:**提出了一种基于反演设计和 RBF 神经网络自适应的非完整移动机器人轨迹跟踪方法.首先,设计一个虚拟的速度控制律使得输出跟踪误差尽可能小;然后,利用反演技术设计一个基于 RBF 神经网络的动力学控制器,以确保在机器人系统中存在不确定性和外界扰动的情况下,机器人仍具有良好的跟踪能力.RBF 神经网络连接权值在线自适应律由 Lyapunov 理论导出,保证了控制系统的稳定性.本文提出方法的主要优点是不需要移动机器人动力学的先验知识,而且对外界扰动具有良好的鲁棒性.最后,在两轮非完整移动机器人上的仿真结果证明了本文所提出方法的有效性.

**关键词:**移动机器人;自适应控制;神经网络;反演控制

**中图分类号:**TM24 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-9102(2017)03-0060-07

## Control for mobile robots using back stepping and neural Networks

Huang Jianquan<sup>1</sup>, Duan Lingfei<sup>1</sup>, Xie Guangqi<sup>1</sup>, Yao Min<sup>1</sup>, Li Shijun<sup>2</sup>, Liu Xingping<sup>2</sup>

(1. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Xiangnan University, Chenzhou 423000, China;

2. College of Electrical & Information Engineering; Hunan Institute of Engineering; Xiangtan 411101, China)

**Abstract:** An adaptive controller was proposed for tracking control of nonholonomic mobile robots, that based on the utilization of back stepping and RBF neural networks. Firstly, an auxiliary velocity controller was designed to make the output tracking error as small as possible. Then, an adaptive neural network controller was presented to ensure the velocity tracking ability under dynamic uncertainties and disturbances. The online adaptive laws of the RBF network were derived in the Lyapunov sense so that the stability of the system can be guaranteed. Finally, simulation results on a wheeled mobile robot are provided to show the effectiveness of the proposed approach.

**Keywords:** mobile robots; adaptive control; neural networks; back stepping

在过去的 20 年中,由于理论和实际应用的需要,移动机器人控制一直受到人们广泛关注.移动机器人控制问题一般可分为点镇定和轨迹跟踪问题.对于点镇定问题,由于两轮差分驱动的移动机器人属于典型的非完整系统,不满足 Brockett 光滑镇定的必要条件<sup>[1]</sup>.因此人们只能寻求不连续控制律、时变控制律或混合控制律<sup>[2]</sup>来求解点镇定问题.对于轨迹跟踪问题,文献[3]在对跟踪系统误差模型线性逼近的基础上,利用 Lyapunov 函数设计了控制律,但只能保证局部跟踪.文献[4]通过引入动态反馈使得扩展系统完全线性化,提出了具有指数收敛的跟踪控制律.该方法不足之处是闭环系统存在奇异点.文献[5]中,利用反演技术设计了一个非线性控制律,保证了闭环系统的全局稳定性.以上所讨论的方法都是针对移动机器人的远动学模型提出的.然而,要想获得更好的跟踪性能,必须采用以转矩为输入的动力学控制.当移动机器人模型精确已知时,可以利用反演技巧获得机器人的动力学控制律<sup>[6]</sup>.然而,机器人在实际运动过程中

收稿日期:2016-02-22

基金项目:湖南省教育厅科研资助项目(17K027)

通信作者:黄健全(1972-),男,湖南桂东人,博士,副教授,主要从事新型微波器件与电路、数字信号处理和智能控制研究. E-mail:lsj181627@qq.com

常伴随着不确定性,如参数的摄动、负载的变化和外界扰动等.传统的基于模型的控制方法难以保证移动机器人系统在复杂环境下良好的控制性能.自适应控制和鲁棒控制<sup>[7-9]</sup>方法被用于处理机器人系统中的不确定性.然而,自适应控制只能处理参数不确定性;而鲁棒控制可能会导致高增益问题.

由于神经网络具有优良的非线性逼近能力<sup>[10-12]</sup>,可用于补偿各种非线性建模动态的影响,因此,基于神经网络的控制方法成为移动机器人智能控制的重要手段<sup>[13-22]</sup>.本文将考虑存在不确定性和外界扰动情况下的非完整移动机器人的动力学控制问题.利用反演技术和神经网络自适应技术提出了一种模型无关的智能控制方法.最后通过仿真验证,表明了对本文方法的有效性.

## 1 移动机器人模型

考虑如图1所示的两轮非完整移动机器人,它具有两个同轴的驱动轮和一个平衡轮. $P_0$ 为固定在机器人上的局部坐标系的原点; $P_c$ 为移动机器人的重心点; $d$ 为 $P_0$ 到 $P_c$ 点的距离. $r$ 和 $2l$ 分别代表机器人车轮的半径和2个驱动轮轴的距离.

机器人的状态由其2个驱动轮的轴中点在固定坐标系中的位置 $(x, y)$ 及方向角 $\theta$ 来表示,即:

$$q = [x, y, \theta]^T. \quad (1)$$

假定移动机器人只能沿着垂直于驱动轮轴的方向移动,此时机器人满足“纯滚动无滑动”约束:

$$\dot{x}\sin\theta - \dot{y}\cos\theta = 0. \quad (2)$$

若令 $A(q) = [\sin\theta, -\cos\theta, 0]$ ,则以上非完整约束可写为

$$A(q)\dot{q} = 0. \quad (3)$$

定义矩阵 $S(q) \in R^{3 \times 2}$ 为 $A(q)$ 的化零矩阵,即 $S^T(q)A^T(q) = 0$ .则由以上约束,可得移动机器人的运动学模型为

$$\dot{q} = S(q)u. \quad (4)$$

式中: $u = [v, \omega]^T$ , $v, \omega$ 分别表示移动机器人的线速度和角速度;矩阵 $S(q)$ 定义为

$$S(q) = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 \\ \sin\theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

根据欧拉-拉格朗日原理,我们可得受非完整约束(3)下的移动机器人动力学模型为

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + \tau_d = A^T(q)\lambda + B(q)\tau \quad (5)$$

其中, $M(q) \in R^{3 \times 3}$ 为惯性矩阵, $C(q, \dot{q}) \in R^{3 \times 3}$ 为向心和哥氏矩阵, $G(q) \in R^3$ 为重力矩, $B(q) \in R^{3 \times 2}$ 为输入转换矩阵, $\lambda \in R$ 为约束力, $\tau_d \in R^3$ 为未建模动态及外界扰动, $\tau \in R^2$ 为控制力矩. $M(q), C(q, \dot{q}), G(q), B(q)$ 的定义如下:

$$M = \begin{bmatrix} m + \frac{2I_w}{r^2}\cos^2\theta & \frac{2I_w}{r^2}\sin\theta\cos\theta & -m_c d\sin\theta \\ \frac{2I_w}{r^2}\sin\theta\cos\theta & m + \frac{2I_w}{r^2}\sin^2\theta & m_c d\cos\theta \\ -m_c d\sin\theta & m_c d\cos\theta & I + \frac{2l^2 I_w}{r^2} \end{bmatrix};$$

$$C = \begin{bmatrix} -\frac{2I_w}{r^2}\dot{\theta}\sin\theta\cos\theta & \frac{2I_w}{r^2}\dot{\theta}\cos^2\theta & -m_c d\dot{\theta}\cos\theta \\ -\frac{2I_w}{r^2}\dot{\theta}\sin^2\theta & \frac{2I_w}{r^2}\dot{\theta}\sin\theta\cos\theta & -m_c d\dot{\theta}\sin\theta \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

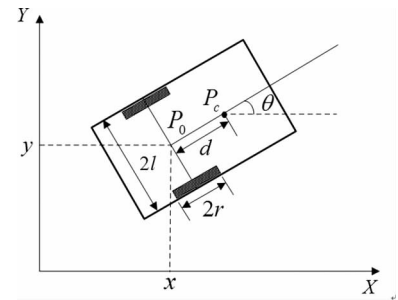


图1 两轮非完整移动机器人模型

$$\mathbf{B} = \frac{1}{r} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\theta \\ \sin\theta & \sin\theta \\ l & -l \end{bmatrix}, G = 0.$$

式中:  $m = m_c + 2m_w$ ;  $I = I_c + 2I_m + m_c d^2 + 2m_w l^2$ ;  $m_c$  为机器人本体的质量;  $m_w$  为电机及轮子的质量;  $I_c$  为机器人本体的转动惯量;  $I_w$  为电机及轮子关于轮子轴向的转动惯量;  $I_m$  为电机及轮子关于轮子径向的转动惯量.

通过适当的处理,我们可以消去约束力  $\lambda$ , 得到移动机器人的约化动力学模型如下:

$$\bar{\mathbf{M}}(q)\dot{u} + \bar{\mathbf{C}}(q,\dot{q})u + \bar{\mathbf{G}}(q) + \bar{\boldsymbol{\tau}}_d = \bar{\boldsymbol{\tau}}. \quad (6)$$

式中:  $\bar{\mathbf{M}}(q) = \mathbf{S}^T \mathbf{M}(q) \mathbf{S}$ ,  $\bar{\mathbf{C}}(q,\dot{q}) = \mathbf{S}^T (\mathbf{M}(q) \dot{\mathbf{S}} + \mathbf{C}(q,\dot{q}) \mathbf{S})$ ;  $\bar{\mathbf{G}}(q) = \mathbf{S}^T \mathbf{G}(q)$ ,  $\bar{\boldsymbol{\tau}}_d = \mathbf{S}^T \boldsymbol{\tau}_d$ ,  $\bar{\boldsymbol{\tau}} = \mathbf{S}^T \mathbf{B}(q) \boldsymbol{\tau}$ .

根据移动机器人的特性,式(6)具有如下性质:

性质 1:  $\dot{\bar{\mathbf{M}}}(q) - 2\dot{\bar{\mathbf{C}}}(q,\dot{q})$  为反对称矩阵;

性质 2: 矩阵  $\bar{\mathbf{M}}(q)$  为有界的对称正定矩阵;

性质 3:  $\bar{\mathbf{M}}(q)$ ,  $\bar{\mathbf{C}}(q,\dot{q})$ ,  $\bar{\mathbf{G}}(q)$  和  $\bar{\boldsymbol{\tau}}_d$  都有界.

在本文中,我们定义机器人系统的输出变量为

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} x + D\cos\theta \\ y + D\sin\theta \end{bmatrix}. \quad (7)$$

式中:  $D$  为一个大于零的常数.

假定移动机器人参考位姿为  $\mathbf{q}_r = [x_r, y_r, \theta_r]^T$ , 参考速度为  $\mathbf{u}_r = [v_r, \omega_r]^T$ ,  $\mathbf{q}_r$  和  $\mathbf{u}_r$  满足  $\dot{\mathbf{q}}_r = \mathbf{S}(\mathbf{q}_r) \mathbf{u}_r$ .

对应的参考输出向量为  $\mathbf{z}_r = (x_r + D\cos\theta_r, y_r + D\sin\theta_r)^T$ . 本文的控制目标是设计合适的控制律  $\bar{\boldsymbol{\tau}}$  使得输出跟踪误差  $\mathbf{e} = \mathbf{z} - \mathbf{z}_r$  趋近于零.

## 2 控制系统设计

### 2.1 RBF 神经网络

由于良好的逼近能力,径向基函数(RBF)神经网络被广泛应用于非线性函数建模或逼近.理论上已经证明,RBF网络可以以任意精度逼近一个给定的非线性函数.RBF神经网络是一种特殊的3层前向神经网络,其中输入层和输出层由线性神经元组成.隐层节点一般取高斯核函数,该核函数能对输入矢量产生局部响应,输出节点对隐层节点的输出进行线性加权,从而实现输入空间到输出空间的映射.

考虑如图2所示的具有  $n_1$  个输入神经元,  $n_2$  个隐含层神经元和  $n_3$  个输出层神经元的RBF网络,其输出可表示为

$$\eta_k = \sum_{j=1}^{n_2} w_{jk} \varphi_j(\boldsymbol{\xi}), \quad k = 1, 2, \dots, n_3. \quad (8)$$

式中:  $\boldsymbol{\xi} = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_{n_1}]^T \in R^{n_1}$  为输入;  $w_{jk}$  为隐含层和输出层之间的连接权值;  $\varphi_j(\boldsymbol{\xi})$  为径向基函数,具有如下高斯函数的形式:

$$\varphi_j(\boldsymbol{\xi}) = \exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{\xi} - \mathbf{c}_j\|^2}{\sigma_j^2}\right). \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{c}_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn_1}]^T$  为中心矢量;  $\sigma_j$  为高斯函数的宽度参数.

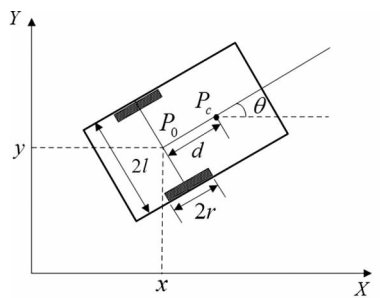


图2 RBF神经网络结构

如果我们记

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1n_3} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2n_3} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ w_{n_21} & w_{n_22} & \cdots & w_{n_2n_3} \end{bmatrix}; \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{\xi}) = [\varphi_1(\boldsymbol{\xi}), \varphi_2(\boldsymbol{\xi}), \cdots, \varphi_{n_2}(\boldsymbol{\xi})]^T; \quad (11)$$

则 RBF 神经网络的输出可改写为如下更紧凑的形式:

$$\mathbf{S}(\boldsymbol{\chi}) = \mathbf{W}^T \boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{\xi}). \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{S} = [\eta_1, \eta_2, \cdots, \eta_{n_3}]^T$  为神经网络的输出矢量;  $\mathbf{W} \in R^{n_2 \times n_3}$  为连接权值矩阵;  $\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{\xi})$  为基函数矢量.

通用逼近理论表明, 对任意给定的非线性函数  $g(\boldsymbol{\xi}): R^{n_1} \rightarrow R^{n_3}$ , 它可由如下神经网络输出来逼近:

$$g(\boldsymbol{\xi}) = \mathbf{W}^{*T} \boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{\xi}) + \varepsilon. \quad (13)$$

式中:  $\varepsilon$  为逼近误差;  $\mathbf{W}^* \in R^{n_2 \times n_3}$  为最优权值矩阵. 对于逼近误差, 我们做如下合理假定:

假设: 逼近误差  $\varepsilon$  有界, 即存在常数  $L > 0$ , 使得:  $\varepsilon \leq L$ .

## 2.2 控制器设计

由于式(4)和式(6)具有严格反馈系统的形式, 因此我们将采用反演控制的方法设计系统的控制律. 控制律的设计分为 2 步, 首先我们对运动学模型式(4)设计虚拟速度控制律, 然后利用反演方法设计动力学模型式(6)的转矩控制律. 对于动力学模型中的不确定性, 我们采用 RBF 神经网络进行逼近. 控制律设计过程如下:

Step 1: 对方程(7)微分得

$$\dot{\mathbf{z}} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -D\sin\theta \\ \sin\theta & +D\cos\theta \end{bmatrix} \mathbf{u} \equiv \mathbf{H}\mathbf{u}. \quad (14)$$

则输出跟踪误差满足:

$$\dot{\mathbf{e}} = \dot{\mathbf{z}} - \dot{\mathbf{z}}_r = \mathbf{H}\mathbf{u} - \dot{\mathbf{z}}_r. \quad (15)$$

若将速度  $\mathbf{u}$  看作控制量, 选择  $\mathbf{u}$  的虚拟控制律  $\mathbf{u}_d$  为

$$\mathbf{u}_d = \mathbf{H}^{-1}(-\mathbf{K}_1 \mathbf{e} + \dot{\mathbf{z}}_r). \quad (16)$$

式中:  $\mathbf{K}_1$  为对称正定矩阵.

将式(16)代入式(15)得

$$\dot{\mathbf{e}} = \dot{\mathbf{z}} - \dot{\mathbf{z}}_r = -\mathbf{K}_1 \mathbf{e} + \mathbf{H}(\mathbf{u} - \mathbf{u}_d). \quad (17)$$

然而  $\mathbf{u}$  并非实际的控制输入, 因此, 下一步的设计应使  $\mathbf{u}$  与  $\mathbf{u}_d$  之间的误差尽可能的小.

Step 2: 定义速度跟踪误差:  $\tilde{\mathbf{u}} = \mathbf{u} - \mathbf{u}_d$ , 则由式(6)得

$$\overline{\mathbf{M}}(q) \dot{\tilde{\mathbf{u}}} + \overline{\mathbf{C}}(q, \dot{q}) \tilde{\mathbf{u}} + \overline{\mathbf{G}}(q) = \overline{\boldsymbol{\tau}} - \mathbf{f}. \quad (18)$$

其中非线性函数  $\mathbf{f}$  定义为

$$\mathbf{f} = \overline{\mathbf{M}}(q) \dot{\mathbf{u}}_d + \overline{\mathbf{C}}(q, \dot{q}) \mathbf{u}_d + \overline{\mathbf{G}}(q) + \overline{\boldsymbol{\tau}}_d. \quad (19)$$

当移动机器人系统模型精确已知, 且不存在外界扰动时, 采用传统的计算转矩控制可保证式(17)的速度跟踪性能. 然而, 在实际应用中, 移动机器人系统不可避免地存在各种不确定性和外界扰动, 使得非线性函数  $\mathbf{f}$  一般难以精确获得. 在这里, 我们利用神经网络的通用逼近能力来估计  $\mathbf{f}$ .

根据神经网络逼近理论, 存在一个最佳逼近  $\mathbf{f}^*(\boldsymbol{\xi})$ , 使得:

$$\mathbf{f} = \mathbf{f}^*(\boldsymbol{\xi}) + \varepsilon = \mathbf{W}^{*T} \boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{\xi}) + \varepsilon. \quad (20)$$

式中:  $\boldsymbol{\xi} = [\mathbf{q}^T, \dot{\mathbf{q}}^T, \mathbf{u}_d^T, \dot{\mathbf{u}}_d^T]^T$ ,  $\varepsilon$  为有界的逼近误差:  $\varepsilon \leq L$ ;  $\mathbf{W}^*$  为最佳逼近权值.

然而, 在实际中最佳逼近参数  $\mathbf{W}^*$  难以直接获得. 一般只能获得参数的近似估计值  $\hat{\mathbf{W}}$ , 此时取控制力矩为

$$\boldsymbol{\tau} = -\mathbf{K}_2 \tilde{\mathbf{u}} + \hat{\mathbf{f}} - L \text{sign}(\tilde{\mathbf{u}}). \quad (21)$$

式中:  $K_2$  为对称正定矩阵;  $\hat{f} = \hat{W}^T \varphi(\xi)$  为 RBF 神经网络的输出.

将式(21)代入式(18), 此时闭环系统为

$$\bar{M}(q) \dot{\tilde{u}} + \bar{C}(q, \dot{q}) \tilde{u} = -K_2 \tilde{u} - \tilde{W}^T \varphi(\xi) - L \text{sign}(\tilde{u}) - \varepsilon. \quad (22)$$

式中:  $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$ .

下面我们将根据 Lyapunov 稳定性理论设计网络权值  $\hat{W}$  的自适应律, 并给出闭环控制系统的稳定性证明.

### 2.3 稳定性分析

定理 1: 考虑移动机器人系统式(4)和式(5)的输出跟踪问题. 如果动力学控制律由式(21)给出, 且其中的网络连接权值  $\hat{W}$  更新率为

$$\dot{\hat{W}} = -\Gamma \varphi(\xi) \tilde{u}^T. \quad (23)$$

式中:  $\Gamma$  为对称正定矩阵.

则闭环控制系统式(17)和式(22)渐近稳定, 此时, 跟踪误差  $e = z - z_r$  渐近收敛于零.

证明: 对闭环控制系统式(17)和式(22)定义如下 Lyapunov 函数:

$$V = V_1 + V_2; \quad (24)$$

$$V_1 = \frac{1}{2} e^T e; \quad (25)$$

$$V_2 = \frac{1}{2} \tilde{u}^T \bar{M} \tilde{u} + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \tilde{W}). \quad (26)$$

则  $V_1$  对于时间的导数为

$$\dot{V}_1 = e^T \dot{e} = -e^T K_1 e + e^T H \tilde{u}. \quad (27)$$

对  $V_2$  关于时间求导得:

$$\dot{V}_2 = \tilde{u}^T \dot{\bar{M}} \tilde{u} + \frac{1}{2} \tilde{u}^T \dot{\bar{M}} \tilde{u} + \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}) = \tilde{u}^T (-K_2 \tilde{u} - \tilde{W}^T \varphi(\xi) - L \text{sign}(\tilde{u}) - \varepsilon) + \frac{1}{2} \tilde{u}^T (\dot{\bar{M}} - 2\bar{C}) \tilde{u} +$$

$$\text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}) = -\tilde{u}^T K_2 \tilde{u} + \tilde{u}^T (-L \text{sign}(\tilde{u}) - \varepsilon) + \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}} - \tilde{W}^T \varphi(\xi) \tilde{u}^T). \quad (28)$$

将式(23)代入式(28)得

$$\dot{V}_2 = -\tilde{u}^T K_2 \tilde{u} - L \tilde{u}^T \text{sign}(\tilde{u}) - \tilde{u}^T \varepsilon \leq -\tilde{u}^T K_2 \tilde{u} - (L - \varepsilon) \tilde{u} \leq -\tilde{u}^T K_2 \tilde{u}. \quad (29)$$

结合式(27)和式(29), 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = \dot{V}_1 + \dot{V}_2 &\leq -e^T K_1 e - \tilde{u}^T K_2 \tilde{u} + e^T H \tilde{u} \leq -e^T K_1 e - \tilde{u}^T K_2 \tilde{u} + \frac{H}{2} (e^T e + \tilde{u}^T \tilde{u}) \leq -e^T (\lambda_{\min}(K_1) - \frac{H}{2}) e - \\ &\tilde{u}^T (\lambda_{\min}(K_2) - \frac{H}{2}) \tilde{u}. \end{aligned} \quad (30)$$

式中:  $\lambda_{\min}(K_1)$  和  $\lambda_{\min}(K_2)$  分别为对称正定矩阵  $K_1$  和  $K_2$  的最小特征值.

考虑到  $H \leq \sqrt{D^2 + 1}$ , 因此只要我们选择  $K_1$  和  $K_2$  使得  $\lambda_{\min}(K_1) > \frac{\sqrt{D^2 + 1}}{2}$ ,  $\lambda_{\min}(K_2) > \frac{\sqrt{D^2 + 1}}{2}$ ,

根据 Lyapunov 稳定性定理, 可得闭环系统是稳定的. 此时  $V$  有界, 且不难验证是一致连续的, 故由 Barbalat 引理可得收敛于零, 进而跟踪误差也收敛于零. 定理 1 得证.

### 3 仿真结果

为验证本文控制方法的有效性, 本节以在平面移动的两轮差分驱动的移动机器人为对象进行 Matlab 仿真实验. 仿真中移动机器人系统参数为  $l = 0.3, d = 0.05, r = 0.1, m_c = 10, m_w = 0.2, I_c = 2, I_w = 0.01, I_m = 0.002$ . 另外, 为显示本文方法对扰动的鲁棒性, 假定机器人系统中存在未建模动态及外界扰动

$$\bar{\tau}_d = \begin{bmatrix} 0.8 \cos(0.5t) + 0.8u_1 + 0.6 \text{sign}(u_1) \\ 0.5 \cos(0.5t) + 0.8u_2 + 0.6 \text{sign}(u_2) \end{bmatrix}.$$

机器人以圆形曲线为参考轨迹,其中参考线速度为  $v_r = 1 \text{ m/s}$ , 参考角速度为  $\omega_r = 0.75 \text{ rad/s}$ . 参考机器人和实际机器人的初始位置分别为  $\mathbf{q}_r(0) = [0 \quad -1 \quad 0]^T$  和  $\mathbf{q}(0) = [0.5 \quad -1.5 \quad 0]^T$ .

仿真中 RBF 神经网络隐含层神经元个数选为 30; 隐含层高斯基函数的宽度参数为 2; 中心矢量参数在区间  $[-5, 5]$  中均匀选取. 神经网络的连接权值在  $[-1, 1]$  区间随机初始化. 其他的控制参数取为  $D = 0.5, K_1 = 5, K_2 = 15, L = 1$ . 根据以上参数可知对应的参考输出向量:  $\mathbf{z}_r = (\frac{4}{3}\sin(0.75t) + 0.5\cos(0.75t), \frac{1}{3} - \frac{4}{3}\cos(0.75t) + 0.5\sin(0.75t))^T$ . 在以上仿真配置下所得仿真结果如图 3~图 5 所示.

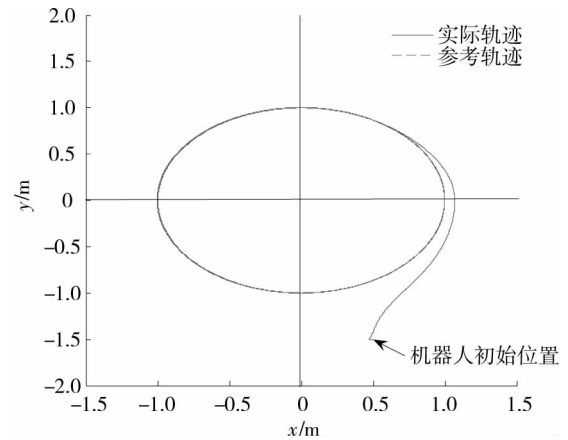


图 3 机器人实际轨迹及其参考轨迹

图 3 显示了机器人在本文所设计控制律下的实际轨迹和其参考轨迹的对比效果. 图 4 和图 5 给出了机器人系统的两个输出变量及其参考输出的实时曲线. 由图 3~图 5 可知, 本文提出的控制方法能够实现对期望轨迹快速而稳定的跟踪. 另外, 为突出本文方法的优越性, 我们将其与计算转矩控制方法进行了对比, 两者的跟踪误差如图 6 和图 7 所示. 比较跟踪误差可知, 本文提出的基于 RBF 神经网络的控制方法的跟踪效果明显优于基于模型的计算力矩方法, 且对于未建模的有界扰动具有很强的鲁棒性.

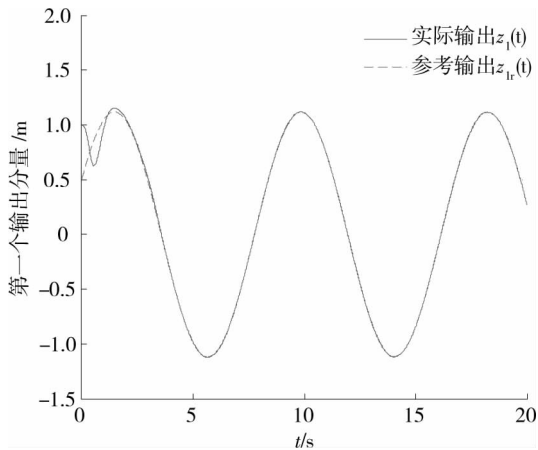


图 4 第一输出分量  $z_1(t)$  及其参考输出  $z_{1d}(t)$

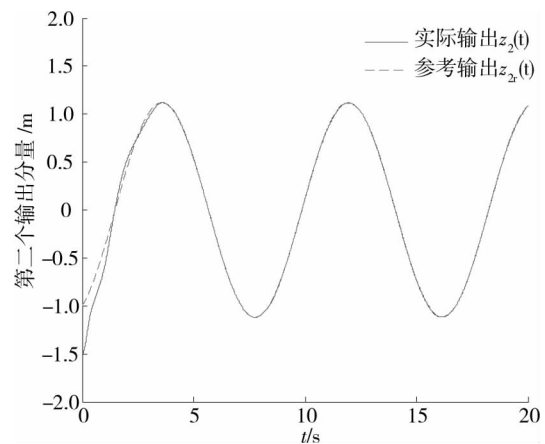


图 5 第二输出分量  $z_2(t)$  及其参考输出  $z_{2d}(t)$

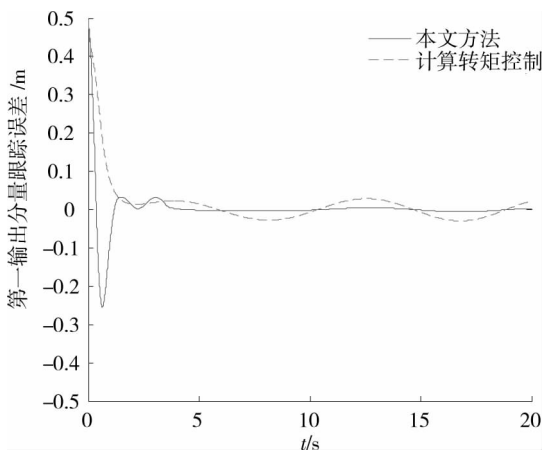


图 6 第一输出分量跟踪误差  $z_1(t) - z_{1d}(t)$  对比

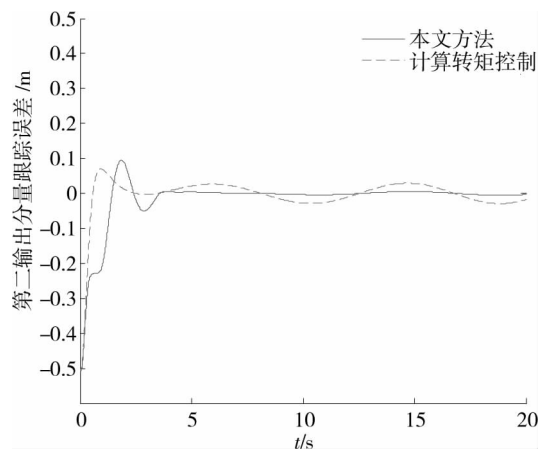


图 7 第二输出分量跟踪误差  $z_2(t) - z_{2d}(t)$  对比

## 4 结论

本文提出了一种与模型无关的智能控制方法,实现了对非完整移动机器人的输出跟踪控制.所提出的控制方案保证了闭环控制系统的稳定性和鲁棒性,同时在两轮非完整移动机器人上对本文提出的方法进行对比,显示了本文方法的有效性和优越性.本文将神经网络用于移动机器人的轨迹跟踪控制,能有效地克服系统不确定性对系统跟踪性能的影响,提高了机器人系统对环境的适应能力.在下一步的研究中,我们将考虑机器人运动空间中存在障碍物情形,研究移动机器人避障问题,进一步提高本文方法的实用性.

### 参考文献:

- [1] Brockett R W, Millman R S, Sussmann H J, et al. Differential Geometric Control Theory [M]//Brockett R W. Asymptotic stability and feedback stabilization. Boston: Birkhauser, 1983: 181-191.
- [2] Kolmanovsky I, McClamroch N H. Developments in nonholonomic control problems [J]. IEEE Control Syst. Mag., 1995, 15(6): 20-36.
- [3] 李艳东, 王宗义, 朱玲. 非完整移动机器人的神经网络鲁棒自适应控制[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(29): 211-214.
- [4] Kanayama Y, Kimura Y, Miyazaki F, et al. A stable tracking control method for an autonomous mobile robot [C]//Proc. Of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 1990: 384-389.
- [5] 金娟, 王耀南. 基于模糊 CMAC 的移动机器人轨迹跟踪控制[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(1): 54-58.
- [6] Jiang Z P, Nijmeijer H. Tracking control of mobile robots: a case study in Backstepping [J]. Automatica, 1997, 33(7): 1393-1399.
- [7] Fierro R, Lewis F L. Control of a nonholonomic mobile robot: backstepping kinematics into dynamics [J]. J Robot Syst, 1997, 14(3): 149-163.
- [8] 陈智勇, 陈力. 柔性关节空间机器人基于神经网络的自适应反演控制[J]. 工程力学, 2013, 30(4): 397-401.
- [9] 胡剑波, 李飞. 不确定系统反推滑模变结构理论及其应用[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(3): 519-526.
- [10] Fukao T, Nakagawa H, Adachi N. Adaptive tracking control of a nonholonomic mobile robot [J]. IEEE Trans Robot Autom, 2000, 16(5): 609-615.
- [11] Martins F N, Celeste W C, Carelli R, et al. Adaptive dynamic controller for autonomous mobile robot trajectory tracking [J]. Control Engineering Practice, 2008, 16: 1354-1363.
- [12] Kim M S, Shin J H, Hong S G, et al. Designing a robust adaptive dynamic controller for nonholonomic mobile robots under modeling uncertainty and disturbances [J]. Mechatronics, 2003, 13: 507-519.
- [13] Lewis F L, Yesildirek A, Liu K. Multilayer neural-net robot controller with guaranteed tracking performance [J]. IEEE Trans Neural Netw, 1996, 7(2): 388-399.
- [14] Seshagiri S, Khalil H K. Output feedback control of nonlinear systems using RBF neural networks [J]. IEEE Trans. Neural Netw, 2000, 11(1): 69-79.
- [15] Li Y, Qiang S, Zhuang X, et al. Robust and adaptive backstepping control for nonlinear systems using RBF neural networks [J]. IEEE Trans Neural Netw, 2004, 15(3): 693-701.
- [16] Fierro R, Lewis F L. Control of a nonholonomic mobile robot using neural networks [J]. IEEE Trans Neural Netw, 1998, 9(4): 589-600.
- [17] Park B S, Yoo S J, Choi Y H. Adaptive neural sliding mode control of nonholonomic wheeled mobile robots with model uncertainty [J]. IEEE Trans Control Syst Technol, 2009, 17(1): 207-214.
- [18] Sun T, Pei H, Pan Y, et al. Robust adaptive neural network control for environmental boundary tracking by mobile robots [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2013, 23(2): 123-136.
- [19] Ye J. Tracking control of two-wheel driven mobile robot using compound sine function neural networks [J]. Connection Science, 2013, 25(2): 139-150.
- [20] Rossomando F G, Soria C, Carelli R. Sliding mode control for trajectory tracking of a non-holonomic mobile robot using adaptive neural networks [J]. Control Engineering and Applied Informatics, 2014, 16(1): 12-21.