

文章编号: 1000-8152(2008)06-1001-06

含有驱动器模型的移动机器人自适应跟踪控制

岳李勇, 谢 巍

(华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广东 广州 510640)

摘要: 本文针对包含驱动器模型的移动机器人, 考虑到其在粗糙表面上运动过程中所受的摩擦力以及不可建模的动态的影响, 使用反步设计法(Backstepping)给出了一种自适应跟踪控制策略. 其中对于不可建模的动态, 本文使用一种非线性函数对其影响进行抵消, 使得机器人的路径跟踪对不确定具有鲁棒性; 对于摩擦力项, 使用径向基神经网络(RBFNN)对其进行逼近, 在控制器中能够根据逼近值给予相应的摩擦力补偿量, 从而使移动机器人比较适合在粗糙度大的路面(如沙地)上进行路径跟踪. 仿真结果验证了该控制方法的有效性.

关键词: 移动机器人; 自适应控制; 反步设计; 路径跟踪; 径向基神经网络

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Adaptive tracking control of non-holonomic wheeled mobile robot including actuator dynamics

YUE Li-yong, XIE Wei

(College of Automation Science and Technology, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China)

Abstract: An adaptive controller for trajectory tracking of a wheeled mobile robot(WMR) including actuator dynamics is proposed. We use a nonlinear function to eliminate the influence of the disturbance on the tracking, which guarantees the robustness of the tracking performance. The radial basis function neural network(RBF NN) is used to compensate the influence of the surface friction on the tracking, which guarantees the WMR to track on a rough surface. The simulation results show the effectiveness of the proposed controller.

Key words: wheeled mobile robot(WMR); adaptive control; Backstepping technique; trajectory tracking; radial basis function neural network(RBF NN)

1 引言(Introduction)

移动机器人是具有不确定性的多输入多输出非线性系统. 由于移动机器人运动方程的非完整性约束, 通常情况下要对其进行跟踪控制器的设计是比较困难的.

在早期的研究中, 大多数研究者将目光主要集中于移动机器人的运动约束^[1,2]. 在这些工作中他们假设“速度完全匹配”. Doh-Hyun Kim 等给出了一种输入输出反馈线性化的方法^[2]. 比起输入输出线性化, Y. Kanayama 等人提到的控制器更具有优越性^[1]. 他们对于移动机器人运动学模型作者给出了一个非线性控制器. 由于该非线性控制器无近似化处理, 它被随后的大多数研究者所采用^[3~8]. 其中, 有一部分研究者(如 F. pourboghrat 等人^[5])对其进行了改进.

随着对移动机器人研究的深入, 越来越多的研究者开始关注其动态特性. 在这个时期内, 研究者

们提出的控制方法主要包括自适应控制^[5,6] 和智能控制, 而智能控制主要分为模糊控制^[3,4] 和神经网络控制^[7,8] 或者二者的结合. 对于移动机器人的运动学模型, 几乎所有的研究者都使用 Y. Kanayama 等人在给出的控制器(因为移动机器人系统的动力学模型比较复杂, 有的研究者并没有把系统的运动学模型与动力学模型分开考虑, 而是将整个系统视为黑匣子, 直接用PID算法或者智能控制算法进行轨迹跟踪. 如吴忻生等人采用经过遗传算法优化的模糊控制器进行移动机器人的轨迹跟踪^[9]), 而各种控制方法的不同之处主要在于其动力学模型所用的控制器. 比起智能控制方法, 自适应控制都是基于模型的, 他们假定移动机器人的某些参数未知, 而后根据Lyapunov方法设计参数调节规律估计参数从而设计出自适应控制器. 由于动力学模型的复杂性以及其不确定性, 智能控制方法一般不会基于模型或者

是不会完全基于模型,而模糊控制和神经网络控制一般可以被认为是等效的,它们都是对一不确定模型的整体重构.另外,为了设计出能够在实际中实施的控制器,T. Das等人^[3]研究了包含驱动器模型的移动机器人.本文将以这种机器人模型为研究对象.

在实际的移动机器人的应用中,运行的路面一般都是粗糙不平的,比方说消防机器人在火灾现场探路等.本文在这样的应用背景下,基于反步设计法给出了一种自适应跟踪控制策略.该控制策略考虑了移动机器人在粗糙的表面上运动的过程中所受到的摩擦力以及扰动的影响.其中对于扰动,笔者使用一种非线性函数对其影响进行抵消,使得机器人的路径跟踪对该不确定具有鲁棒性;对于摩擦力项,我们使用RBF神经网络对其进行逼近,控制器能够根据逼近值给予相应的摩擦力补偿量.最后通过仿真验证了该控制方法的有效性.

本文的主要创新之处在于:1)将自适应控制与移动机器人的包含驱动器的模型结合了起来;2)着重考虑了摩擦力对系统的影响,而这一点在以往的设计中往往被忽略.

2 模型(Modeling)

考虑一辆在水平面运动的四轮移动机器人.如图1所示,它包含两个同轴运动的刚性驱动轮以及前后两个辅助轮.两个驱动轮分别由两个驱动器(直流电机)驱动,而其线速度和角速度是由两个驱动轮速度的和与差提供的.两个驱动轮有相同的半径 r ,它们之间的距离为 $2d$,移动机器人的几何中心点 C 位于两个驱动轮轴的中点上.

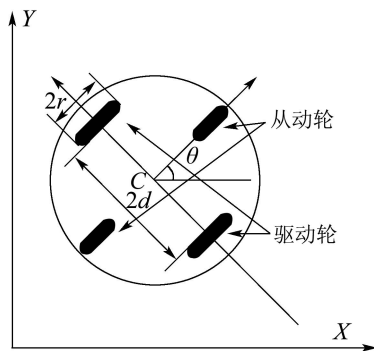


图1 移动机器人的平面几何模型

Fig. 1 Geometric model of a wheeled mobile robot

它有3个自由度,可用下面位姿向量来表示:

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

式中: $(x \ y)$ 是机器人的中心点 C 在笛卡尔坐标系中的坐标, θ 表示机器人的前进方向,其值为 $[-\pi \ \pi]$.

基于图1,可得其数学模型为^[3]

$$\begin{cases} \dot{q} = H(q)\nu, \\ \bar{M}(q)\dot{\nu} + \bar{F}(\dot{q}) + \bar{\tau}_d = -a_1\bar{B}X\nu + a_2\bar{B}u. \end{cases} \quad (2)$$

其中:

$$H(q) = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \bar{M}(q) = \begin{bmatrix} m & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix},$$

$$\bar{B}(q) = \frac{1}{r} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ d & -d \end{bmatrix},$$

$\bar{F}(\dot{q}) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 为表面摩擦力项; $\bar{\tau}_d \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 为扰动项; m 和 I 分别表示移动机器人的质量和转动惯量; $\nu = [\nu \ \omega]^T$. ν 和 ω 分别表示中心点 C 的线速度和角速度; $u = [u_r \ u_l]^T$ 是左右电机的输入电压矩阵; $X = \frac{1}{r} \begin{bmatrix} 1 & d \\ 1 & -d \end{bmatrix}$ 为其速度与左右驱动轮速度的关系矩阵; $a_1 = \frac{N^2 K_T K_b}{R_a}$ 和 $a_2 = \frac{N K_T}{R_a}$ 为未知参数; N 为电机齿轮与机器人驱动轮上的齿轮的齿数比; K_T 为未知的电机转矩常数; R_a 为未知电阻; K_b 是未知的反电动势系数.

3 问题描述(Problem formulation)

跟踪问题可以描述为: 给定参考轨迹 $q_r(t) = [x_r(t) \ y_r(t) \ \theta_r(t)]^T$ 及其相应的参考速度 $\nu_r(t) = [\nu_r \ \omega_r]^T$, 对系统(2)设计其控制器 u 使得

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow \infty} [q(t) - q_r(t)] &= 0, \\ \lim_{t \rightarrow \infty} [\nu(t) - \nu_r(t)] &= 0. \end{aligned} \quad (3)$$

在控制器的设计过程中, ν, ν_r 及其导数 $\dot{\nu}, \dot{\nu}_r$ 均为可测信号. 并且, 在实际系统中, ν, ν_r 以及 $\dot{\nu}, \dot{\nu}_r$ 均有界. 同时, 为了不引起移动机器人的抖动, 在控制器设计过程中, 对移动机器人的速度以及加速度做了限制. 在此, 不妨设 $|\nu| \leq \nu_{\max}, |\omega| \leq \omega_{\max}, |\dot{\nu}| \leq \dot{\nu}_{\max}, |\dot{\omega}| \leq \dot{\omega}_{\max}$.

设计控制器前, 先做下面4个假设:

假设 1 移动机器人始终在水平面运动, 因此重力项为零, 即 $G(q) = 0$;

假设 2 扰动有界, 即 $\|\bar{\tau}_d\| < d_B$;

假设 3 移动机器人的线速度 ν 和角速度 ω 不同时为零;

假设 4 摩擦力项 $\bar{F}(\dot{q})$ 为连续函数.

4 控制器设计(Controller design)

考虑到系统(2)的结构, 用反步设计法来设计跟踪控制器. 首先, 在移动机器人自身的坐标系内定义其位姿跟踪误差^[1]:

$$e = T(q_r - q) = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r - x \\ y_r - y \\ \theta_r - \theta \end{bmatrix}. \quad (4)$$

对其求导有

$$\begin{cases} \dot{e}_1 = e_2 \omega - \nu + \nu_r \cos e_3, \\ \dot{e}_2 = -e_1 \omega + \nu_r \sin e_3, \\ \dot{e}_3 = \omega_r - \omega. \end{cases} \quad (5)$$

笔者的目的是设计控制器 $u = [u_1 \ u_2]^T$, 使得跟踪误差 e 趋向于零, 但是控制量 u 并没有在式(5)中出现. 因此用反步设计法, 令 $\nu_c = [\nu_c \ \omega_c]^T$ 为式(5)的虚拟控制量, 其与系统的实际速度之间的误差 $z = [z_1 \ z_2]^T$ 定义为

$$z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} = \nu_c - \nu = \begin{bmatrix} \nu_c - v \\ \omega_c - \omega \end{bmatrix}. \quad (6)$$

针对该问题, 文献[5]给出了一个虚拟控制器 ν_c :

$$\nu_c = \begin{bmatrix} \nu_c \\ \omega_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_r \cos e_3 + k_1(v_r, \omega_r) e_1 \\ \omega_r + k_2 v_r e_2 + k_3(v_r, \omega_r) \sin e_3 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

式中: $k_2 = b > 0$ 是一个控制器设计参数, $k_1 = k_3 = 2\xi\sqrt{\omega_r^2 + bv_r^2}$, ξ 为系统(5)使用控制器(7)在平衡点线性化后得到的线性系统的阻尼. 该控制器与文献[1]中提到的非常相似, 但是比起后者, 它具有以下优点: 只要假设3成立, 那么该控制器可以用来跟踪任何参考轨迹^[5].

将虚拟控制量 ν_c 代入式(5), 并注意式(6), 可得

$$\begin{cases} \dot{e}_1 = e_2\omega - k_1(v_r, \omega_r) e_1 + z_1, \\ \dot{e}_2 = -e_1\omega + v_r \sin e_3, \\ \dot{e}_3 = -k_2 v_r e_2 - k_3(v_r, \omega_r) \sin e_3 + z_2. \end{cases} \quad (8)$$

考虑以下候选 Lyapunov 函数:

$$V_1 = \frac{1}{2}e_1^2 + \frac{1}{2}e_2^2 + \frac{1}{k_2}(1 - \cos e_3). \quad (9)$$

易证 V_1 是正定函数. 根据式(8), V_1 的导数为

$$\dot{V}_1 = -k_1 e_1^2 - \frac{k_3}{k_2} \sin^2 e_3 + z_1 e_1 + \frac{1}{k_2} z_2 \sin e_3. \quad (10)$$

到此为止已经完成了反步设计法的第1步, 下面将进行第2步.

对式(6)求导, 并注意到系统(2)的第2式, 可以得到虚拟控制量 ν_c 与实际速度 ν 的误差 $z = [z_1 \ z_2]^T$ 的导数为

$$\begin{aligned} \bar{M}\dot{z} = & -a_1 \bar{B}Xz + \bar{F}(\dot{q}) + \bar{\tau}_d + \bar{M}\dot{\nu}_c + a_1 \bar{B}X\nu_c - a_2 \bar{B}u = \\ & -a_1 \bar{B}Xz + \bar{F}(\dot{q}) + \bar{\tau}_d + \begin{bmatrix} a_3 \dot{\nu}_c \\ a_4 \dot{\omega}_c \end{bmatrix} + a_1 \bar{B}X\nu_c - a_2 \bar{B}u. \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $a_3 = m, a_4 = I$ 是未知的移动机器人参数.

为了跟踪给定的参考轨迹和速度, 在零点镇定系统(11). 根据反馈线性化, 一个比较理想的控制器 u^* 为

$$u^* = \alpha_1 \bar{B}^{-1}Az + \alpha_1 X\nu_c + \bar{B}^{-1} \begin{bmatrix} \alpha_3 \dot{\nu}_c \\ \alpha_4 \dot{\omega}_c \end{bmatrix} + \alpha_2 \bar{B}^{-1} \left\{ \begin{bmatrix} e_1 \\ \frac{1}{k_2} \sin e_3 \end{bmatrix} + \bar{F}(\dot{q}) + \bar{\tau}_d \right\}. \quad (12)$$

式中: $\alpha_1 = \frac{a_1}{a_2} = NK_b, \alpha_2 = \frac{1}{a_2} = \frac{R_a}{NK_T}, \alpha_3 = \frac{a_3}{a_2} = \frac{R_a m}{NK_T}, \alpha_4 = \frac{a_4}{a_2} = \frac{R_a I}{NK_T}$; A 用来配置闭环线性系统的极点, 使得其闭环特征多项式为 $|sE + \bar{M}^{-1}(A + a_1 \bar{B}X)|$; $\begin{bmatrix} e_1 \\ \frac{1}{k_2} \sin e_3 \end{bmatrix}^T$ 用来消除反步设计法第1步中相应的项. 如果该控制器中所有的参数以及信号都已知, 那么笔者的设计就到此为止. 然而, $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 和 α_4 均为未知参数, 只知道其符号为正而并不知道其具体值; 并且摩擦力项 $\bar{F}(\dot{q})$ 和扰动项 $\bar{\tau}_d$ 均未知.

在本文中, 对于未知参数 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 和 α_4 , 采用自适应方法用其估计值代替真值. 对于扰动项 $\bar{\tau}_d$, 用 \tanh 函数来抵消其影响^[3].

至于摩擦力项 $\bar{F}(\dot{q})$, 由于它是 \dot{q} 的函数, 而 \dot{q} 又由 θ 和 ν 决定, 由此可知 $\bar{F}(\dot{q})$ 是 θ, ω 和 ν 的函数. 由于 θ, ω 和 ν 均有界, 由假设4得知摩擦力项 $\bar{F}(\dot{q})$ 连续, 因此可以采用 RBF 神经网络来逼近它^[8]. 注意到在 u^* 中, α_2 也是未知参数, 因此实际上用神经网络逼近 $\alpha_2 \bar{F}(\dot{q})$ 更方便. 又因为 $\bar{F}(\dot{q})$ 是二维向量函数, 令 $\alpha_2 \bar{F}(\dot{q}) = [f_1(x_{nn}) \ f_2(x_{nn})]^T$, 因此

$$\alpha_2 \bar{F}(\dot{q}) = \begin{bmatrix} f_1(x_{nn}) \\ f_2(x_{nn}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_1^{*T} S(x_{nn}) + \epsilon_1 \\ W_2^{*T} S(x_{nn}) + \epsilon_2 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

其中: $x_{nn} = [v \ \omega \ \theta]^T$ 为 RBF 神经网络的输入, 两个神经网络的输入相同; ϵ_1, ϵ_2 为神经网络逼近误差; W_1^*, W_2^* 为神经网络的权重, 它们均是三维未知向量, 用其估计值代替其真值, 即

$$\begin{cases} \hat{f}_1(x_{nn}) = \hat{W}_1^T S(x_{nn}), \\ \hat{f}_2(x_{nn}) = \hat{W}_2^T S(x_{nn}). \end{cases} \quad (14)$$

同时, 为了简单起见, 不失一般性地令 $A = 0$. 因此, 可以得到以下的控制器:

$$u = \hat{\alpha}_1 X\nu_c + \bar{B}^{-1} \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_3 \dot{\nu}_c \\ \hat{\alpha}_4 \dot{\omega}_c \end{bmatrix} + \bar{B}^{-1} \begin{bmatrix} \hat{W}_1^T S(x_{nn}) \\ \hat{W}_2^T S(x_{nn}) \end{bmatrix} + \hat{\alpha}_2 \bar{B}^{-1} \left\{ \begin{bmatrix} e_1 \\ \frac{1}{k_2} \sin e_3 \end{bmatrix} + K_v \begin{bmatrix} \tanh(\delta\psi_1) \\ \tanh(\delta\psi_2) \end{bmatrix} \right\}. \quad (15)$$

其中: $K_v = \text{diag}\{k_v\}$ 并且 $k_v > 0$; $\tanh \bar{x}$ 是非线性函数, 它可以描述为

$$\tanh \bar{x} = \frac{e^{\bar{x}} - e^{-\bar{x}}}{e^{\bar{x}} + e^{-\bar{x}}}. \quad (16)$$

$\Delta = \text{diag}\{\delta\}$ 且 $\delta > 0$; $\psi = [\psi_1 \ \psi_2]^T$ 是关于 z 的一个高阶滤波器, 它可以描述为

$$\dot{\psi} = -\beta K\psi + Kz. \quad (17)$$

式中: β 为正常数, $K = \text{diag}\{k\}$ 且 $k > 0$.

通过控制器(15), 式(11)可以重新写为

$$\begin{aligned} \bar{M}\dot{z} = & -a_1\bar{B}Xz + \bar{\tau}_d + \\ & a_2 \begin{bmatrix} (W_1^* - \hat{W}_1)^T S(x_{nn}) + \epsilon_1 \\ (W_2^* - \hat{W}_2)^T S(x_{nn}) + \epsilon_2 \end{bmatrix} + \\ & a_2(\alpha_1 - \hat{\alpha}_1)\bar{B}X\nu_c + \begin{bmatrix} a_2(\alpha_3 - \hat{\alpha}_3)\dot{v}_c \\ a_2(\alpha_4 - \hat{\alpha}_4)\dot{\omega}_c \end{bmatrix} - \\ & a_2\hat{\alpha}_2 \left\{ \begin{bmatrix} e_1 \\ \frac{1}{k_2} \sin e_3 \end{bmatrix} + K_v \begin{bmatrix} \tanh(\delta\psi_1) \\ \tanh(\delta\psi_2) \end{bmatrix} \right\}. \end{aligned} \quad (18)$$

考虑候选Lyapunov函数

$$\begin{aligned} V = & V_1 + \frac{1}{2}z^T\bar{M}z + \frac{a_2\tilde{\alpha}_1^2}{2r_1} + \frac{a_2\tilde{\alpha}_2^2}{2r_2} + \frac{a_2\tilde{\alpha}_3^2}{2r_3} + \frac{a_2\tilde{\alpha}_4^2}{2r_4} + \\ & \begin{bmatrix} \sqrt{\ln \cosh(\delta\psi_1)} \\ \sqrt{\ln \cosh(\delta\psi_2)} \end{bmatrix}^T K_v K^{-1}\Delta^{-1} \begin{bmatrix} \sqrt{\ln \cosh(\delta\psi_1)} \\ \sqrt{\ln \cosh(\delta\psi_2)} \end{bmatrix} + \\ & \frac{a_2}{2}\tilde{W}_1^T\Gamma_1^{-1}\tilde{W}_1 + \frac{a_2}{2}\tilde{W}_2^T\Gamma_2^{-1}\tilde{W}_2. \end{aligned} \quad (19)$$

其中: r_1, r_2, r_3, r_4 为正的参数自适应增益; $\tilde{\alpha}_i = \hat{\alpha}_i - \alpha_i, i = 1, \dots, 4$ 为其相对应的估计偏差; Γ_1, Γ_2 为正定的权重自适应增益矩阵; $\tilde{W}_1 = \hat{W}_1 - W_1^*, \tilde{W}_2 = \hat{W}_2 - W_2^*$ 为权重的估计偏差.

容易验证 V 是正定的, 注意到式(18), 可以得到 V 的导数为

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -k_1e_1^2 - \frac{k_3}{k_2} \sin^2 e_3 - a_1z^T\bar{B}Xz - \\ & a_2\tilde{\alpha}_1(z^T\bar{B}X\nu_c - \frac{1}{r_1}\dot{\tilde{\alpha}}_1) - a_2\tilde{\alpha}_2 \left\{ z^T \begin{bmatrix} e_1 \\ \frac{1}{k_2} \sin e_3 \end{bmatrix} + \right. \\ & \left. z^T K_v \begin{bmatrix} \tanh(\delta\psi_1) \\ \tanh(\delta\psi_2) \end{bmatrix} - \frac{1}{r_2}\dot{\tilde{\alpha}}_2 \right\} - a_2\tilde{\alpha}_3(z_1\dot{v}_c - \frac{1}{r_3}\dot{\tilde{\alpha}}_3) - \\ & a_2\tilde{\alpha}_4(z_2\dot{\omega}_c - \frac{1}{r_4}\dot{\tilde{\alpha}}_4) + z^T\bar{\tau}_d + a_2z_1\epsilon_1 + a_2z_2\epsilon_2 - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \beta\psi^T K_v \begin{bmatrix} \tanh(\delta\psi_1) \\ \tanh(\delta\psi_2) \end{bmatrix} - a_2\tilde{W}_1^T[z_1S(x_{nn}) - \\ & \Gamma_1^{-1}\dot{\tilde{W}}_1] - a_2\tilde{W}_2^T[z_2S(x_{nn}) - \Gamma_2^{-1}\dot{\tilde{W}}_2]. \end{aligned} \quad (20)$$

考虑自适应控制器(15)的参数调节规律:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\alpha}}_1 = \dot{\tilde{\alpha}}_1 = r_1z^T\bar{B}X\nu_c, \\ \dot{\hat{\alpha}}_2 = \dot{\tilde{\alpha}}_2 = \\ r_2z^T \begin{bmatrix} e_1 \\ \frac{1}{k_2} \sin e_3 \end{bmatrix} + r_2z^T K_v \begin{bmatrix} \tanh(\delta\psi_1) \\ \tanh(\delta\psi_2) \end{bmatrix}, \\ \dot{\hat{\alpha}}_3 = \dot{\tilde{\alpha}}_3 = r_3z_1\dot{v}_c, \\ \dot{\hat{\alpha}}_4 = \dot{\tilde{\alpha}}_4 = r_4z_2\dot{\omega}_c, \\ \dot{\hat{W}}_1 = \dot{\tilde{W}}_1 = z_1\Gamma_1S(x_{nn}), \\ \dot{\hat{W}}_2 = \dot{\tilde{W}}_2 = z_2\Gamma_2S(x_{nn}). \end{cases} \quad (21)$$

并注意到假设2, 式(20)可转变为

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -V_2 + a_2z_1\epsilon_1 + a_2z_2\epsilon_2 + z^T\bar{\tau}_d \leq \\ & -V_2 + a_2z_1\epsilon_1 + a_2z_2\epsilon_2 + \|z\|d_B. \end{aligned} \quad (22)$$

其中

$$\begin{aligned} V_2 = & k_1e_1^2 + \frac{k_3}{k_2} \sin^2 e_3 + a_1z^T\bar{B}Xz + \\ & \beta\psi^T K_v \begin{bmatrix} \tanh(\delta\psi_1) \\ \tanh(\delta\psi_2) \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (23)$$

在式(23)中, 由于 $\bar{B}X = \frac{2}{r^2} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & d^2 \end{bmatrix}$ 是正定矩阵,

$\bar{x} \tanh(\bar{x})$ 是正定函数, 因此 V_2 是正定的. 基于此, 可以证明: 如果满足条件 $V_2 \geq a_2z_1\epsilon_1 + a_2z_2\epsilon_2 + \|z\|d_B$, 那么 \dot{V} 就是半负定的. 根据Lyapunov定理, 该系统便是局部稳定的. 至此, 已经得到了一个局部稳定的控制器, 通过增加 k_v 的值可以增大稳定收敛域的大小.

到此为止, 已经完成了自适应跟踪控制器的设计. 控制框图如图2所示.

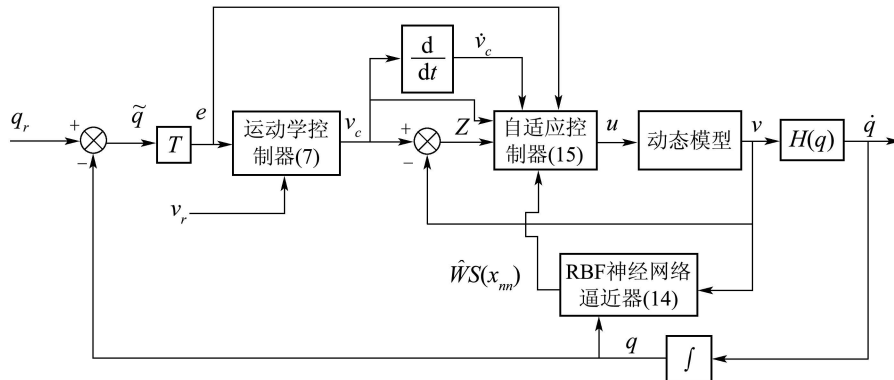


图2 移动机器人的自适应控制框图

Fig. 2 Block diagram of adaptive tracking control of mobile robot

5 仿真研究(Simulation results)

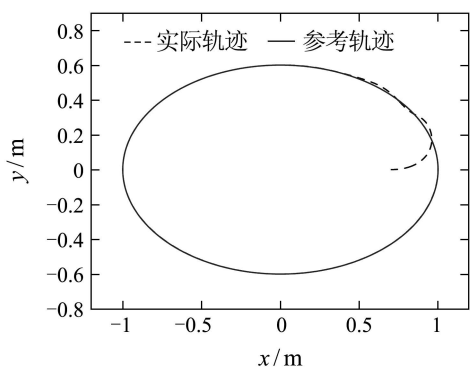
为了说明本文所提控制方法的有效性, 笔者进行了仿真研究. 其中参考轨迹和参考速度分别为

$$\begin{cases} x_r(t) = \cos(t/5), \\ y_r(t) = 0.6 \sin(t/5), \\ \theta_r = \tan^{-1}(\dot{y}_r/\dot{x}_r), \end{cases} \begin{cases} v_r(t) = \sqrt{\dot{x}_r^2 + \dot{y}_r^2}, \\ \omega_r(t) = \frac{\dot{y}_r \dot{x}_r - \dot{x}_r \dot{y}_r}{\dot{x}_r^2 + \dot{y}_r^2}. \end{cases}$$

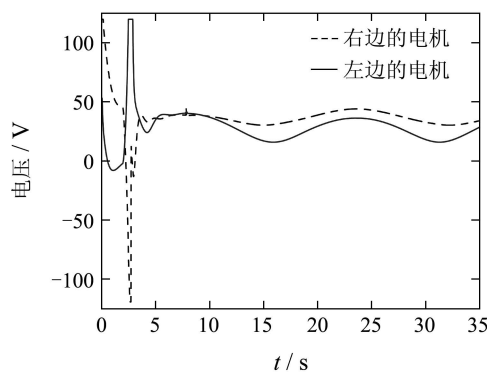
RBF神经网络的隐层节点选为 $l_{nn} = 125$, 高斯函数中心点均匀分布在 $[-v_{\max}, v_{\max}] \times [-\omega_{\max}, \omega_{\max}] \times [-\pi, \pi]$ 中, v_{\max} 和 ω_{\max} 分别选为0.8 m/s和0.5 rad/s, 高斯函数宽度为 $\eta = 1$; 参数调节规律中的设计参数选择为 $r_1 = 8, r_2 = 10, r_3 = 20, r_4 = 15, \Gamma_1 = 1000 \text{eye}(125), \Gamma_2 = 500 \text{eye}(125)$; 辅助控制器的参数选为 $b = 80$; 与函数tanh相关的参数选为 $k_v = 0.1, \delta = 0.01, k = 0.02, \beta = 0.02$; 移动机器人的结构参数假设为 $r = 0.05 \text{ m}, d = 0.16 \text{ m}$. 为了仿真的需要, 假设机器人和电机的相关参数为 $m = 2 \text{ kg}, I = 5 \text{ kg} \cdot \text{m}^2, K_T = 5, K_b = 2, N = 5, R_a = 20 \Omega$. 参考轨迹的初始值选为 $q_r(0) = [1 \ 0 \ \pi/2]$, 参考初始速度可由上述公式求出; 移动机器人的初始状态选为 $q(0) = [0.7 \ 0 \ 0]$, 初始速度为0. 正如前文所述, 摩擦力项与移动机器人的速度和渐进方向有关, 因此, 在仿真中假设扰动项和摩擦力项分别为

$$\begin{cases} \bar{\tau}_{d1}(t) = \sin(t) + 0.1, \\ \bar{\tau}_{d2}(t) = \sin(t/5), \\ \bar{F}_1(\dot{q}) = 60m(v^2 + 2w^2)|\theta|, \\ \bar{F}_2(\dot{q}) = 60m(2v^2 + w^2)|\theta|. \end{cases}$$

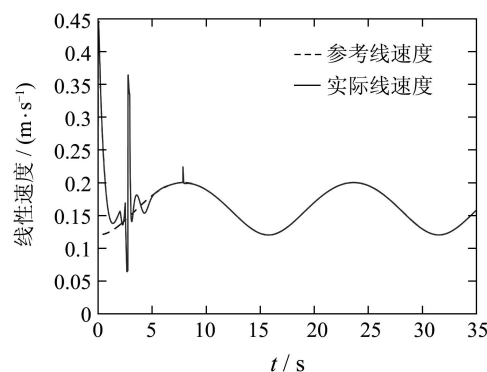
图3给出了仿真结果. 其中图3(a)为跟踪的效果, 可以看到除了在初始阶段跟踪有些偏差外, 以后几乎实现了完美的跟踪. 图3(b)为对左右轮电机所输入的电压, 在仿真中电压的最大值被设为120 V. 图3(c)和(d)分别为机器人对参考速度的跟踪.



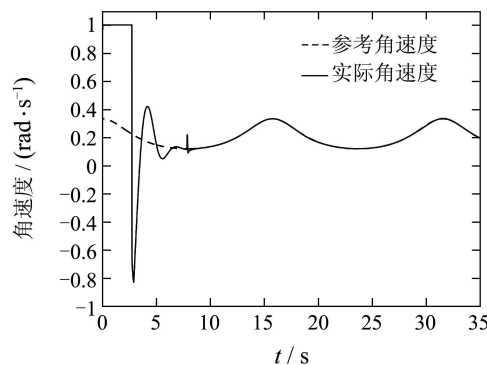
(a) 跟踪特性



(b) 两个电机的输入电压



(c) 线速度的跟踪



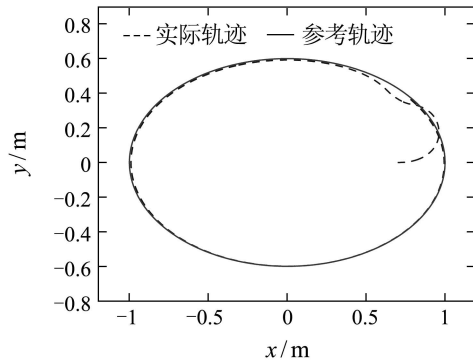
(d) 角速度的跟踪

图3 移动机器人跟踪椭圆轨迹

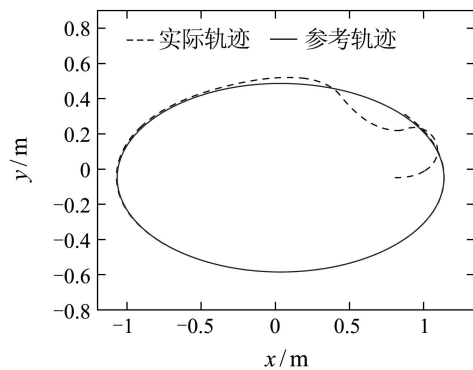
Fig. 3 The tracking performance of the WMR

为了说明RBF神经网络在控制器中的作用, 我们分别使用不同的控制器在不同的摩擦力下进行仿真. 其中, 图4(a)为在相同的摩擦力项下, 控制策略不包含RBF神经网络时的效果. 从图中可以看出当摩擦力比较小时, 该控制策略也能跟踪椭圆轨迹, 只是精度没有控制器中包含RBF神经网络项时高. 图4(b)和(c)给出了在摩擦力项的函数值增加一倍时的轨迹跟踪, 可以看出, 包括RBF神经网络项的控制策略在最初的比较大的振荡之后, 还是能够完成轨迹跟踪的; 而相应的不包含RBF神经网络的控制策略由于未考虑到比较

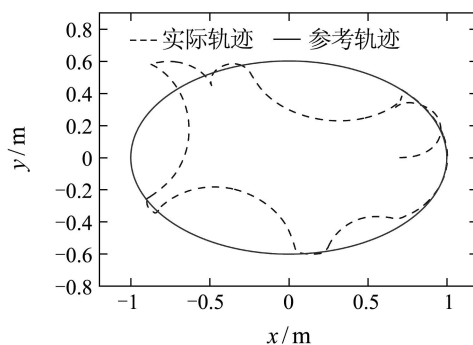
大的摩擦力,显然已经不能够跟踪了.由此可以看出在摩擦力比较大时,用RBF神经网络进行逼近的必要性.



(a) 没有RBF神经网络时的跟踪特性



(b) 在粗糙表面包含RBF神经网络时的跟踪特性



(c) 在粗糙表面没有RBF神经网络时的跟踪特性

图4 在不同摩擦力下不同控制策略的对比

Fig. 4 The tracking performance of the WMR

6 结论(Conclusions)

本文给出了移动机器人的一个自适应跟踪控制器,通过RBF神经网络对未知的摩擦力项进行了逼近,并用tanh函数来抵消系统中扰动的影响.仿真结果证明了该控制方法的有效性.

参考文献(References):

- [1] KANAYAMA Y, KIMURA Y, MIYAZAKI F, et al. A stable tracking control method for an autonomous mobile robot[C]//*Proceedings of 1990 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Cincinnati, OH, USA: IEEE Press, 1990, 1: 384 – 389.
- [2] KIM D H, OH J H. Tracking control of a two-wheeled mobile robot using input-output linearization[J]. *Control Engineering Practice*, 1999, 7(3): 369 – 373.
- [3] DAS T, KAR I N. Design and implementation of an adaptive fuzzy logic-Based controller for wheeled mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2006, 14(3): 501 – 510.
- [4] TOPALOV A V, KIM J H, PROYCHEV T P. Fuzzy-net control of non-holonomic mobile robot using evolutionary feedback-error-learning[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 1998, 23(3): 187 – 200.
- [5] POURBOGHRAT F, KARLSSON M P. Adaptive control of dynamic mobile robots with nonholonomic constraints[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2002, 28(4): 241 – 253.
- [6] FUKAO T, NAKAGAWA H, ADACHI N. Adaptive tracking control of a nonholonomic mobile robot[J]. *IEEE Transactions Robotics and Automation*, 2000, 16(5): 609 – 616.
- [7] FIERRO R, LEWIS F L. Control of a nonholonomic mobile robot using neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1998, 9(4): 589 – 600.
- [8] GE SHUZHUI S, WANG C. Direct adaptive NN control of a class of nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(1): 214 – 221.
- [9] 吴忻生, 任华瑛. 非完整移动机器人轨迹跟踪的最优模糊控制[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2004, 32(3): 369 – 373. (WU Xinsheng, REN Huaying. An optimized fuzzy control approach to the trajectory tracking of nonholonomic mobile robots[J]. *Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition)*, 2004, 32(3): 369 – 373.)

作者简介:

岳李勇 (1982—), 男, 华南理工大学自动化学院研究生, 主要研究方向为神经网络控制、自适应控制, E-mail: ylyam@163.com;

谢巍 (1974—), 男, 华南理工大学自动化学院副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为鲁棒控制, 自适应控制、模糊控制, E-mail: weixie@scut.edu.cn.