

基于神经网络的不确定移动机器人 鲁棒自适应跟踪控制*

沈智达 杨卫华 于晋伟[†]

(太原理工大学 数学学院, 晋中 030600)

摘要 针对含运动学未知参数以及动力学模型不确定的非完整轮式移动机器人轨迹跟踪问题, 基于 Radical Basis Function(径向基函数)神经网络, 提出了一种鲁棒自适应控制器. 首先, 考虑移动机器人运动学参数未知的情况, 提出了一种含自适应参数的运动学控制器, 用以补偿参数不确定性导致的系统误差; 其次, 利用神经网络控制技术, 对于机器人在移动中动力学模型不确定问题, 提出了一种具有鲁棒性的动力学控制器, 使得移动机器人可以在不知道具体动力学模型的情况下跟踪到目标轨迹; 最后利用 Lyapunov 稳定性理论证明了整个系统的稳定性. 通过数值仿真验证了所设计的控制器的可行性.

关键词 轮式移动机器人, 非完整系统, 神经网络, 鲁棒性, 轨迹跟踪

中图分类号: TP242

文献标志码: A

Robust Adaptive Tracking Control of Uncertain Mobile Robot Based on Neural Network*

Shen Zhida Yang Weihua Yu Jinwei[†]

(College of Mathematics, Taiyuan University of Technology, Jinzhong 030600, China)

Abstract Aiming at the trajectory tracking problem of nonholonomic wheeled mobile robots with unknown kinematic parameters and uncertain dynamic models, a robust adaptive controller is designed based on Radical Basis Function neural network. Firstly, considering the unknown kinematic parameters of the mobile robot, a kind of kinematic controller with adaptive parameters is proposed to compensate the system error caused by parameter uncertainty; Secondly, by using neural network control technology, a robust dynamic controller is put forward to solve the problem of uncertain dynamic model of the robot in motion, so that the mobile robot can track the target trajectory without knowing the specific dynamic model; Finally, the stability of the whole system is proved by using the Lyapunov stability theory. Simulation results demonstrate the effectiveness of the designed controller.

Key words Wheeled mobile robot, Nonholonomic system, Neural network, Robustness, trajectory tracking

引言

随着科学技术的进步和社会需求的提高, 机器

人技术得到了迅速的发展. 轮式移动机器人集成自主决策, 路径规划, 信息获取, 运动控制等功能, 可在较大范围内存在外部干扰的环境下自主作业, 或

者完成一些指定工作.移动机器人是具有非完整约束的著名系统之一,由于非完整系统控制问题不能用线性控制理论的方法来解决^[1],所以设计能对参考轨迹实现实时跟踪的机器人控制器是一个难点.部分科研工作者利用移动机器人运动学模型设计其运动学控制器^[2].文献[3]利用模糊方法在速度动态控制级采用了两种自适应模糊PID控制器,实现了机器人的智能跟踪和转向控制.然而这些方法假定有一个可以产生与运动学控制器所需速度完全相同的动力学控制器.文献[4]利用逆运动学将非完整运动学和移动机器人动力学模型相结合,然而由于很难设计合适的逆运动学矩阵使得该方法具有一定的局限性.文献[5]基于机器人运动学推导了动力学姿态误差,基于此为两轮移动机器人设计了自适应轨迹跟踪系统.不过一般而言,在现实中不可能得到机器人精确的运动学参数和动力学模型.在文献[6]中针对运动学未知参数,设计了一种自适应算法,但该方法只验证了机器人追踪直线轨迹时,系统误差渐近收敛到零.对于非直线的情况,并未做更深入的探讨.文献[7]利用滑模控制,考虑机器人动力学的系统惯性不确定性,提出了一种自适应快速非奇异终端滑模控制律.文献[8]更进一步,在考虑系统非线性扰动的情况下,基于扰动观测器设计了机器人的鲁棒控制算法.文献[9,10]考虑移动机器人网络控制问题的不确定性,提出了一种跟踪性能量化反馈控制策略.文献[11]在同时考虑系统运动学和动力学不确定性的情况下,设计了自适应算法,且不需要预先知道扰动上界,但是仍然只局限于直线的情况.

近年来由于神经网络的兴起,基于其强大的曲线拟合能力,可以实时学习移动机器人的动力学特性,同时与速度误差结合构成转矩控制器,实现移动机器人的轨迹跟踪.如文献[12]和文献[13],利用神经网络补偿其动力学不确定性,分别实现了球平衡机器人和机械手臂的轨迹跟踪.文献[14]的自校正轮式移动机器人,利用神经网络自动改变控制器增益,加快控制器的收敛速度.文献[15]设计了基于神经网络的鲁棒控制方案,在系统存在模型不确定性和外部干扰的情况下,实现了多机器人的编队控制.由于与常规力矩控制相比,神经网络抗干扰能力强,能有效克服机器人模型未知参数和系统未建模扰动影响,提高跟踪性能.所以本文采用神

经网络设计系统的动力学控制器,并且在存在未知扰动的环境下,同时考虑系统的运动学和动力学不确定性,设计含自适应参数的运动学控制器,及扰动补偿器,保证系统的稳定性,且证明了机器人在跟踪非圆形轨迹时仍会收敛到目标轨迹.

本文主要研究了非完整移动机器人轨迹跟踪问题,主要创新体现在两个方面:(1)以上文献在设计控制器时一般只考虑了系统运动学的不确定性(如文献[6])或者系统动力学的不确定性(如文献[7]),而本文同时考虑系统运动学和动力学的不确定性.(2)同时考虑系统运动学和动力学的不确定性问题的文献一般采用自适应算法或是滑模控制方法(如文献[11]).本文利用RBF(径向基函数)神经网络设计自适应鲁棒控制器,学习机器人的动力学特性,同时与速度跟踪误差结合构成了转矩控制器,实现移动机器人轨迹跟踪控制.同时以上应对系统运动学不确定性采用类似自适应控制方法的文章,由于参数不确定对系统的影响,使得讨论系统的误差情况较为困难,一般只探讨移动机器人跟踪直线轨迹系统误差收敛到零的情况,并未详细讨论移动机器人在跟踪非直线轨迹时系统的误差.本文证明了在本文所设计的控制器下移动机器人在跟踪非圆形轨迹时系统误差依然会收敛到零,而在跟踪圆形轨迹时系统误差会收敛到一个有界值.

文章后续组织结构如下:在第2节中,介绍了一些预备知识,并对研究问题进行了描述.在第3节中,设计了含未知参数的系统运动学控制器和基于神经网络的动力学控制器,利用非线性动力学理论对控制器进行稳定性分析.在第4节中,利用数值模拟来证明理论结果的有效性.最后在第5节得出结论.

1 轮式移动机器人和神经网络数学模型

1.1 轮式移动机器人数学模型

如下图1所示,移动机器人的运动状态可由5个广义坐标确定 $q = (x, y, \theta, \phi_r, \phi_l)^T$, 其中 $(x, y)^T$ 为小车中心坐标, θ 为移动机器人的航向角, $(\phi_r, \phi_l)^T$ 为机器人右左驱动轮的旋转角度.

假设移动机器人轨迹限制在水平面上,车轮滚动不打滑则有:

$$A(q)\dot{q} = 0 \quad (1)$$

在本文模型中:

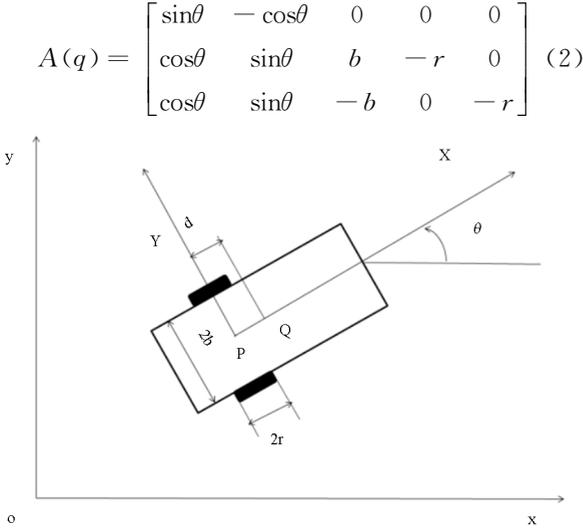


图1 轮式移动机器人构示意图

Fig.1 Structure diagram of mobile robot

其中: r 为车轮半径, $2b$ 为小车的宽度. 根据文献[6]小车的动力学模型为:

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) = B(q)\tau - \tau_d + A(q)^T\lambda \quad (3)$$

式中 $M(q) \in R^{n \times n}$ 是对称正定惯性矩阵, $C(q, \dot{q}) \in R^{n \times n}$ 是科氏阵, $G(q) \in R^n$ 是重力向量, $F(\dot{q}) \in R^n$ 是摩擦力向量, $\tau \in R^r$ 为输入扭矩, $B(q) \in R^{n \times r}$ 是输入转换矩阵, $A(q) \in R^{m \times n}$ 是约束矩阵, $\lambda \in R^m$ 是约束向量. $\tau_d \in R^n$ 为系统扰动. 由于本文仅研究平动, 所以 $G(q) = 0$. 再由非完整系统约束条件可得:

$$\begin{aligned} A(q)S(q) &= 0 \\ \dot{q} &= S(q)v(t) \\ \ddot{q} &= \dot{S}(q)v(t) + S(q)\dot{v}(t) \end{aligned} \quad (4)$$

在本文中:

$$S(q) = \begin{bmatrix} \frac{r}{2}\cos\theta & \frac{r}{2}\cos\theta \\ \frac{r}{2}\sin\theta & \frac{r}{2}\sin\theta \\ \frac{r}{2b} & \frac{r}{2b} \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

故系统动力学方程可简化为:

$$\bar{M}(q)\dot{v} + \bar{C}(q, \dot{q})v + \bar{F}(\dot{q}) = \bar{B}(q)\tau - \bar{\tau}_d \quad (6)$$

式中 $\bar{M}(q) = S^TMS$, $\bar{V}(q) = S^T(MS + CS)$, $\bar{G}(q) = S^TG$, $\bar{B}(q) = S^TB$, $\bar{F}(q) = S^TF$, $\bar{\tau}_d =$

$S^T\tau_d$, 由文献[6]对任意 n 维向量有性质:

$$\chi^T(\dot{M}(q) - 2\bar{C}(q, \dot{q}))\chi = 0 \quad (7)$$

由于参数测量和建模的不精确导致移动机器人的车轮半径 r 、车体宽度 $2b$ 、运动惯量 $M(q)$ 等不能精确的获取到, 因此, 这就需要设计机器人控制器时, 尽可能使控制器实时学习以上这些机器人的运动学或动力学模型参数, 减少这些参数对系统的稳定性所造成的干扰.

1.2 RBF 神经网络设定

RBF 神经网络是具有三层的单隐层前馈神经网络, 由输入到输出的映射是非线性的, 而隐含层到输出空间的映射是线性的, 从而大大增加了学习速度并避免局部极小问题. 如图 2 所示, 有 m 个输入单元、 N 个输出单元和隐藏层中的 N 个单元的单层前馈神经网络由下式给出:

$$y_i(x) = \sum_{j=1}^n W_{ij}H_j(x) + \epsilon_i(x), i = 1, \dots, N \quad (8)$$

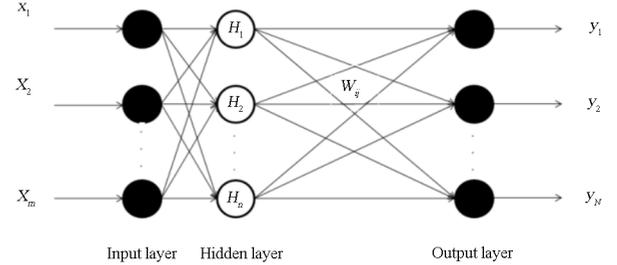


图2 RBF神经网络结构图

Fig.2 The structure of RBF neural network

式中 $H_j(\cdot)$ 是神经网络隐藏层的高斯函数, W_{ij} 是输出层权重, $x = [x_k]^T (k=1, \dots, m)$ 是神经网络输入, $\epsilon_i(x)$ 是神经网络建模误差, 其中 $|\epsilon_i(x)| < \xi, \xi$ 是正实数, 且本文中使用的的高斯函数为:

$$H_j = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2l_j^2}\right) \quad (9)$$

式中 c_j, l_j 分别为第 j 个隐藏节点高斯基函数的中心和宽度. 更进一步式可以简化为:

$$y(x) = W^T H(x) + \epsilon \quad (10)$$

RBF 神经网络的估值逼近输出为:

$$\hat{y}(x) = \hat{W}^T H(x) \quad (11)$$

$$y(x) = \hat{y}(x) + \bar{y}(x) \quad (12)$$

式中 \hat{W}^T 为权重估计值, $\bar{y}(x)$ 为估计误差.

2 轮式移动机器人控制器设计

2.1 轮式移动机器人运动学控制器

对移动机器人的轨迹跟踪而言,系统的输入为期望的速度和轨迹,在本文中分别为 $v_r, \omega_r, q_r = (x_r, y_r, \theta_r, \phi_{rr}, \phi_{lr})^T$. 输出为车轮的输入扭矩. 一般选择车轮的角速度为控制目标,其中移动机器人在一点处的线速度和角速度 v, ω 有:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 \\ \sin\theta & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{r} & \frac{b}{r} \\ \frac{1}{r} & -\frac{b}{r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中 v_1, v_2 分别为机器人右轮和左轮的角速度. 系统(13)为移动机器人的运动学模型. 参考机器人和实际机器人的跟踪位置误差可以定义为:

$$e_p = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r - x \\ y_r - y \\ \theta_r - \theta \end{bmatrix} \quad (15)$$

为了方便控制器的设计本文引入如下假设:

假设 1: 移动机器人追踪的参考速度 \dot{q}_r , 和参考加速度 \ddot{q}_r , 以及系统扰动 τ_d 都是有界的. 根据文献[6]可以将系统运动学控制器设计为:

$$\begin{bmatrix} v_f \\ \omega_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_r \cos e_3 + K_1 e_1 \\ \omega_r + v_r K_2 e_2 + K_3 \sin e_3 \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中 $K_1, K_2, K_3 > 0$, 求得系统误差的导数为:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{bmatrix} &= v \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \omega \begin{bmatrix} e_2 \\ -e_1 \\ -1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_r \cos e_3 \\ v_r \sin e_3 \\ \omega_r \end{bmatrix} = \\ v_1 \begin{bmatrix} -\frac{r}{2} + \frac{r}{2b} e_2 \\ -\frac{r}{2b} e_1 \\ -\frac{r}{2b} \end{bmatrix} &+ v_2 \begin{bmatrix} -\frac{r}{2} - \frac{r}{2b} e_2 \\ \frac{r}{2b} e_1 \\ \frac{r}{2b} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_r \cos e_3 \\ v_r \sin e_3 \\ \omega_r \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (17)$$

定义 V_0 为:

$$V_0 = \frac{1}{2}(e_1^2 + e_2^2) + \frac{1 - \cos e_3}{K_2} \quad (18)$$

代入式(17)则 V_0 的导数满足:

$$\dot{V}_0 = -K_1 e_1^2 - \frac{K_3 \sin e_3^2}{K_2} \leq 0 \quad (19)$$

如果式(14)中参数 r, b 未知, 不能采用式(16)的输入, 但是可以使用这些参数的估计, 并为控制器设计学习这些参数的算法. 不妨设: $a_1 = 1/r, a_2 = b/r$ 则存在常数 β 有 $0 < \beta \leq a_2$ 控制输入可以表示为:

$$v_d = \begin{bmatrix} v_{c1} \\ v_{c2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{a}_1 & \hat{a}_2 \\ \hat{a}_1 & -\hat{a}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_f \\ \omega_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 + \bar{a}_1 & a_2 + \bar{a}_2 \\ a_1 + \bar{a}_1 & a_2 - \bar{a}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_f \\ \omega_f \end{bmatrix} \quad (20)$$

其中 \hat{a}_1, \hat{a}_2 分别为 a_1, a_2 的估计值, \bar{a}_1, \bar{a}_2 为估计误差. 将式(20)中的车轮角速度换为式(17)中的速度控制输入, 则等式变为:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \end{bmatrix} &= \left(1 + \frac{\bar{a}_1}{a_1}\right) v_f \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \\ \left(1 + \frac{\bar{a}_2}{a_2}\right) \omega_f &\begin{bmatrix} e_2 \\ -e_1 \\ -1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_r \cos e_3 \\ v_r \sin e_3 \\ \omega_r \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (21)$$

定义 $V_1, \dot{a}_1, \dot{a}_2, (\gamma_1, \gamma_2 > 0)$ 为:

$$V_1 = V_0 + \frac{1}{2\gamma_1 a_1} \bar{a}_1^2 + \frac{1}{2\gamma_2 a_2} \bar{a}_2^2 \geq 0 \quad (22)$$

$$\dot{a}_1 = \gamma_1 e_1 v_f, \dot{a}_2 = \gamma_2 \frac{\omega_f \sin e_3}{K_2} + f_a$$

$$f_a = 0, \quad \dot{a} > \beta$$

$$f_a = (1 - \frac{\dot{a}_2}{\beta})^2 (f_0^2 + 1), \dot{a} \leq \beta$$

$$f_0 = \gamma_2 \frac{\omega_f \sin e_3}{K_2} \quad (23)$$

将式(23)代入式(22)则 V_1 的导数满足为:

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= \dot{V}_0 + \frac{\bar{a}_1}{\gamma_1 a_1} (\dot{a}_1 - \gamma_1 e_1 v_f) + \\ \frac{\bar{a}_2}{\gamma_2 a_2} &\left(\dot{a}_2 - \gamma_2 \frac{\omega_f \sin e_3}{K_2}\right) = \\ \dot{V}_0 + \frac{\dot{a}_2 - a_2}{\gamma_2 a_2} f_a &\leq 0 \end{aligned} \quad (24)$$

2.2 基于神经网络的移动机器人动力学控制器

在本节中需要基于系统动力学设计一种控制器, 使得能在建模不确定性和外部扰动下, 可以追踪必要的速度. 在本文中, 定义速度误差向量:

$$s = v_s - v_d \quad (25)$$

式中 $v_s = \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix}$ 为机器人实际速度.使用公式(6)和公式(10),系统的动力学方程可表示为:

$$\bar{M}(q)\dot{s} + \bar{C}(q, \dot{q})s = \bar{B}(q)\tau - \bar{\tau}_d - f \quad (26)$$

式中机器人非线性函数可以表示为:

$$f = \bar{M}(q)\dot{v}_d + \bar{C}(q, \dot{q})v_d + \bar{F}(\dot{q}) \quad (27)$$

利用 RBF 神经网络对该函数进行逼近,故神经网络的输入为 $q, \dot{q}, v_d, \dot{v}_d$, 系统的转矩控制器可以设计为:

$$\tau = \bar{B}^{-1}(q)(-ks + \dot{f} + \sigma) \quad (28)$$

式中 k 为正定对角矩阵, \dot{f} 为 f 估计值是 RBF 神经网络的输出, σ 为之后定义的自适应补偿向量.将 τ 和式(12)代入(26),则原式可写为:

$$\bar{M}(q)\dot{s} = -ks - \bar{C}(q, \dot{q})s - \tilde{f} - \bar{\tau}_d + \sigma \quad (29)$$

使用径向基函数近似 f , 闭环系统可以更进一步表示为:

$$\bar{M}(q)\dot{s} = -ks - \bar{C}(q, \dot{q})s - \tilde{W}H - \eta + \sigma \quad (30)$$

其中 $\tilde{W} = W - \hat{W}$ 为神经网络权重估计误差, $\eta = \bar{\tau}_d + \epsilon$ 是修正的扰动项,且满足 $\|\eta\| < \rho$, 其中 ρ 是一个正常数.为了消除扰动项的干扰,选择了一个扰动补偿器如下:

$$\sigma = -\frac{\hat{\rho}^2 s}{\hat{\rho} \|s\| + \delta} \quad (31)$$

其中 $\dot{\delta} = -\mu\delta$ 且 $\delta(0) > 0, \mu > 0, \rho$ 是正有界函数的估计,且 $\rho = \hat{\rho} + \bar{\rho}$, $\bar{\rho}$ 为估计误差,系统的自适应率设计为:

$$\dot{\hat{W}} = \Gamma H s^T \quad (32)$$

$$\dot{\hat{\rho}} = k_p \|s\| \quad (33)$$

式中 Γ 为正定增益矩阵, k_p 为正常数.

2.3 系统的稳定性分析

对于(28)中设计的系统动力学控制器,为验证其稳定性造成如下形式 Lyapunov 函数:

$$L = V_1 + \frac{1}{2} s^T \bar{M} s + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W} \Gamma^{-1} \tilde{W}) + \frac{1}{2k_p} \tilde{\rho}^T \tilde{\rho} + \frac{\delta}{\mu} \geq 0 \quad (34)$$

等式两边同时对时间 t 求导得:

$$\dot{L} = \dot{V}_1 + s^T \bar{M} \dot{s} + \frac{1}{2} s^T \dot{\bar{M}} s + \text{tr}(\tilde{W} H s^T) -$$

$$\tilde{\rho}^T \|s\| + \frac{\dot{\delta}}{\mu} \quad (35)$$

式中代入式(31)、式(32)、式(33),以及满足性质(7)则有:

$$\begin{aligned} \dot{L} &= \dot{V}_1 - s^T k s + s^T \sigma - s^T \eta - \tilde{\rho}^T \|s\| - \delta \\ &\leq \dot{V}_1 - s^T k s + s^T \sigma + \rho^T \|s\| - \tilde{\rho}^T \|s\| - \delta \\ &\leq \dot{V}_1 - s^T k s - \frac{\delta^2}{\tilde{\rho} \|s\| + \delta} \leq 0 \end{aligned} \quad (36)$$

显然 $\dot{L} \leq 0$, 故 Lyapunov 函数的半负定性得到了证明.结合假设 1 可得, \dot{L} 是有界的,由 Barbalat 引理可得: $\dot{L} \rightarrow 0$, 从而 $s \rightarrow 0, e_1, \text{sign}_3 \rightarrow 0$, 并且由文献[6]可知,在满足一定初值条件下有 $e_3 \rightarrow 0$.由文献[6]可知 \ddot{e}_1, \ddot{e}_3 有界,故由 Barbalat 引理可得: $\dot{e}_1, \dot{e}_3 \rightarrow 0$.故当机器人做直线运动时,即 $\omega_r = 0$ 时,将式(16)代入式(21)有:

$$\dot{e}_3 = -\left(1 + \frac{\tilde{a}_2}{a_2}\right)(\omega_r + v_r K_2 e_2 + K_3 \text{sign}_3) + \omega_r \quad (37)$$

由 $t \rightarrow \infty, \dot{e}_3, \text{sign}_3 \rightarrow 0$.由文献[6]有 $\tilde{a}_2 > 0$, 故当机器人做直线运动时, $e_2 \rightarrow 0$.对非直线运动有机器人线速度和角速度的关系,

$$v_r = \omega_r R, \quad \dot{v}_r = \dot{\omega}_r R + \omega_r \dot{R} \quad (38)$$

式中 R 为机器人的矢径.当 $t \rightarrow \infty, \dot{e}_1, \dot{e}_3 \rightarrow 0$ 代入式(21)故有:

$$0 = -\left(1 + \frac{\tilde{a}_2}{a_2}\right)\omega_f + \omega_r \quad (39)$$

再代入式(21)中的 \dot{e}_1 有:

$$\omega_r e_2 + v_r \text{cose}_3 = \left(1 + \frac{\tilde{a}_1}{a_1}\right)v_f \quad (40)$$

对该式求导,由 $t \rightarrow \infty, v_r \text{cose}_3 \rightarrow v_r$, 代入式有:

$$\dot{\omega}_r e_2 + \omega_r \dot{e}_2 + \dot{v}_r = \left(1 + \frac{\tilde{a}_1}{a_1}\right)\dot{v}_f + \frac{\dot{a}_1}{a_1} v_f \quad (41)$$

由 $t \rightarrow \infty, \dot{e}_2 = -\omega_f \left(1 + \frac{\tilde{a}_2}{a_2}\right)e_1 + v_r \text{sign}_3 \rightarrow 0, \dot{a}_1 = \dot{a}_1 = \gamma_1 e_1 v_f \rightarrow 0$, 及式(21)代入式(41)消去

$$\left(1 + \frac{\tilde{a}_1}{a_1}\right) \text{再将式(38)代入有:} \quad \omega_r^2 e_2 \dot{R} = 0 \quad (42)$$

故当机器人跟踪非圆形轨迹时,即 $\dot{R} \neq 0$ 时,有 $e_2 \rightarrow 0$ 时.而当机器人跟踪圆形轨迹时,将式(38)代入式(37)有:

$$e_2 = -\frac{\tilde{a}_2}{a_2 K_2 R} \quad (43)$$

故当移动机器人不做圆周运动时设计的控制律可使其追踪目标轨迹,且所有位置误差均渐进收敛到零.当其做圆周运动时,设计的控制律在 e_2 上存在一个有界误差,我们可以通过调试 K_2 控制误差最终收敛的大小.

3 仿真及结果分析

在本节中,设计了以轮式移动机器人为研究对象的仿真实验,以证明在前一节所提出的基于神经网络的鲁棒自适应跟踪控制器的有效性,移动机器人选择的参数如下:

3.1 参数设定

假设移动机器人的动力学模型为:

$$\bar{M}(q)\dot{v} + \bar{C}(q, \dot{q})v + \bar{F}(\dot{q}) = \bar{B}(q)\tau - \bar{\tau}_d$$

其中,惯性矩阵,科里奥利力和离心力矩阵,重力向量分别表示为:

$$\bar{M} = \begin{bmatrix} \frac{r^2}{4b^2}(mb^2 + I) + I_w & \frac{r^2}{4b^2}(mb^2 - I) \\ \frac{r^2}{4b^2}(mb^2 - I) & \frac{r^2}{4b^2}(mb^2 + I) + I_w \end{bmatrix},$$

$$\bar{C}(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} 0 & \frac{r^2}{2b^2}m_c d \dot{\theta} \\ -\frac{r^2}{2b^2}m_c d \dot{\theta} & 0 \end{bmatrix}, \bar{B} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

式中 $m = m_c + 2m_w$, $I = m_c d^2 + 2m_w b^2 + I_c + 2I_m$, 取车体质量 $m_c = 30\text{kg}$, $d = 0.3\text{m}$, $r = 0.15\text{m}$, $b = 0.75\text{m}$, 单个驱动轮连同电机的质量 $m_w = 1\text{kg}$, 机器人对于纵向对称轴的转动惯量 $I_c = 15.625\text{kg} \cdot \text{m}^2$, 单个驱动轮连同电机对于驱动轮轴的转动惯量 $I_w = 0.005\text{kg} \cdot \text{m}^2$, 单个驱动轮连同电机对于驱动轮直径的转动惯量 $I_m = 0.0025\text{kg} \cdot \text{m}^2$.

文中控制器的设计参数如下:外部扰动选择为: $K_1 = K_3 = 5$, $K_2 = 3.5$, $k = \text{diag}(5, 5)$, $k_p = 15$, $\gamma_1 = 2$, $\gamma_2 = 13$, $\mu = 2$, $\Gamma = \text{diag}(1, 1)$. 外部扰动选择为: $\bar{\tau}_d = [1, \cos(t)]^T$.

3.2 仿真结果及分析

图3代表移动机器人利用前馈神经网络(使用理论见参考文献[13]),传统PD控制方法(使用理

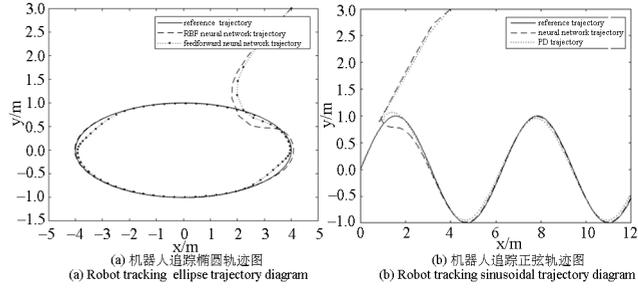


图3 机器人轨迹追踪图

Fig.3 Trajectory tracking diagram of mobile robot

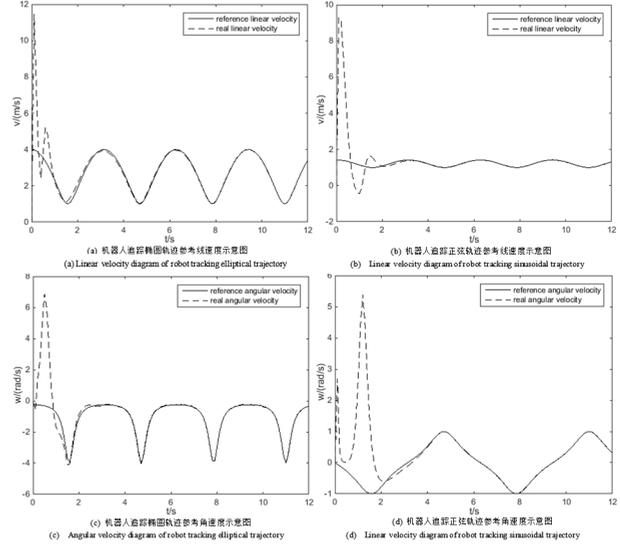


图4 机器人速度追踪图

Fig.4 Velocity tracking diagram of mobile robot

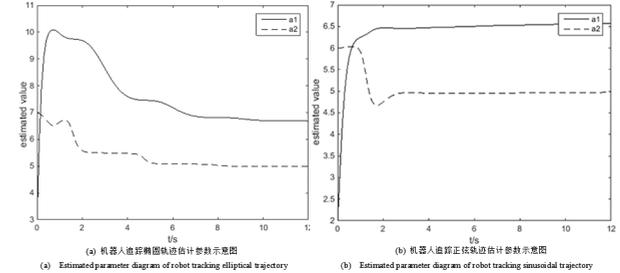


图5 估计参数示意图

Fig.5 Diagram of estimated parameters

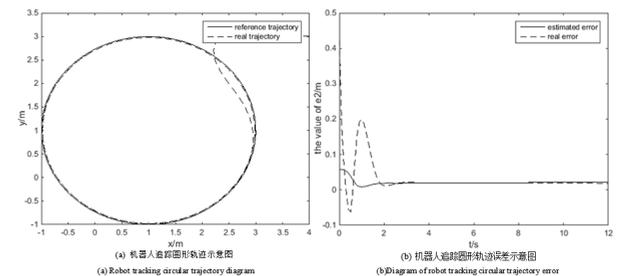


图6 圆形轨迹示意图

Fig.6 Diagram of circular trajectory

论见参考文献[23]),和RBF神经网络方法追踪参考的椭圆轨迹和正弦轨迹的追踪情况.如图所示,在一定时间内,移动机器人都追踪到了目标轨迹,

且位置误差逐渐收敛到零.图4表示移动机器人跟踪参考的椭圆轨迹和正弦轨迹时的线速度和角速度跟踪情况,可以看到在一定时间内,移动机器人速度误差逐渐收敛到零.图5代表移动机器人跟踪参考的椭圆轨迹和正弦轨迹时估计参数的变化.图6代表移动机器人跟踪到参考圆形轨迹的跟踪情况,如图所示,系统的误差不会渐近收敛到零,而是会收敛到理论计算的有界误差.综上,通过仿真,可证明基于RBF神经网络的轨迹跟踪算法的正确性,同时与前馈神经网络轨迹跟踪算法,传统PD控制系统的轨迹跟踪算法相比跟踪效果有明显的提高,稳态误差很小,达到了更好的跟踪效果.此外在设计控制器时我们运动学和动力学模型的先验信息,控制器可以实时学习这些信息.同时,扰动补偿器抵消了系统建模的不确定性和外部扰动影响,在机器人跟踪到非圆形目标轨迹后,系统的误差会渐近收敛到零,跟踪到圆形目标轨迹后,系统的误差会渐近收敛到有界值,不会再发生较大的波动,使得系统具有较强鲁棒性.即通过仿真,证明了本文所提出的基于RBF神经网络的鲁棒控制器是正确有效的.

4 结论

本文对非完整轮式移动机器人控制问题进行了研究,提出了一种基于RBF神经网络的自适应鲁棒控制算法.相较于其他方法,本文提出的控制器可以同时不知道系统的动力学模型以及运动学参数的情况下,使得移动机器人跟踪到目标轨迹.且本文在文献[6]的基础下,进一步证明了机器人仅在跟踪圆形轨迹时存在误差,其他情况下移动机器人实际轨迹与参考轨迹之间的误差都会渐进收敛到零.通过Lyapunov稳定性理论进行了稳定性分析,数值仿真实验表明了算法的有效性.

参考文献

- [1] CLARK L. Nonlinear systems analysis [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1980, 25(3): 613-614.
- [2] KANAYAMA Y, KIMURA Y, MIYAZAKI F, et al. A stable tracking control method for an autonomous mobile robot [C]. In: IEEE International Conference on Robotics and Automation, Cincinnati: IEEE, 1990: 384-389.
- [3] MAI T A, DANG T S, DUONG D T, et al. A combined backstepping and adaptive fuzzy PID approach for trajectory tracking of autonomous mobile robots [J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2021, 43(3).
- [4] MARKUS M. Robust tracking control of nonholonomic dynamic systems with application to the bi-steerable mobile robot [J]. Automatica, 2008, 44(10): 2588-2592.
- [5] UDDIN N. Adaptive trajectory tracking control system of two-wheeled robot [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1373.
- [6] TAKANORI F, HIROSHI N, NORIHIKO A. Adaptive tracking control of a nonholonomic mobile robot [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2000, 16(5): 609-615.
- [7] ZHAI J Y, SONG Z B. Adaptive sliding mode trajectory tracking control for wheeled mobile robots [J]. International Journal of Control, 2018, 92(10): 1-16.
- [8] 尤鑫焯 陈力. 外部扰动下空间机器人基于扰动观测器的鲁棒控制 [J]. 动力学与控制学报, 2021, 19(2): 37-42.
- YOU X Y, CHEN L. Robust control of space robot based on disturbance observer under external disturbance [J]. Journal of Dynamics and Control, 2021, 19(2): 37-42. (in Chinese)
- [9] TOMOHISA H, HIDEAKI I, KOJI T. Adaptive quantized control for nonlinear uncertain systems [J]. Systems & Control Letters, 2009, 58(9): 625-632.
- [10] Sung J Y, Bong S P. Quantized feedback control strategy for tracking performance guarantee of nonholonomic mobile robots with uncertain nonlinear dynamics [J]. Applied Mathematics and Computation, 2021, 407.
- [11] WU J B, XU G H, YIN Z P. Robust adaptive control for a nonholonomic mobile robot with unknown parameters [J]. Journal of Control Theory and Applications, 2009: 212-218.
- [12] JANG H G, HYUN C H, PARK B S. Neural network control for trajectory tracking and balancing of a ball-balancing robot with uncertainty [J]. Applied Sciences, 2021, 11(11): 4739.
- [13] KUMAR N, PANWAR V, SUKAVANAM N, et

- al. Neural network-based nonlinear tracking control of kinematically redundant robot manipulators [J]. *Mathematical & Computer Modelling An International Journal*, 2011, 53(9-10):1889-1901.
- [14] PANAHANDI P, ALIPOUR K, TARVIRDI-ZADEH, et al. A self-tuning trajectory tracking controller for wheeled mobile robots [J]. *Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application*, 2019, 46(6):828-838.
- [15] YU J W, JI J C, MIAO Z H, et al. Neural network-based region reaching formation control for multi-robot systems in obstacle environment [J]. *Neurocomputing*, 2019, 333:11-21.
- [16] WANG M Y, CHEN B, LIN C. Fixed-time backstepping control of quadrotor trajectory tracking based on neural network [J]. *IEEE Access*, 2020, 8:177092-177099.
- [17] OU M, SUN H, ZHANG Z, et al. Fixed-time trajectory tracking control for multiple nonholonomic mobile robots [J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2021, 43(7):1596-1608.
- [18] 王耀南, 孙炜. 机器人鲁棒轨迹跟踪控制系统 [J]. *动力学与控制学报*, 2004, 2(1):75-81.
Wang Y N, Sun W. A robot robust trajectory tracking control system [J]. *Journal of Dynamics and Control*, 2004, 2(1):75-81. (in Chinese)
- [19] 刘丽霞. 网络约束环境下非完整机器人系统一致性问题研究 [D]. 上海: 上海大学, 2020.
LIU L X. Research on cooperative consensus for nonholonomic wheeled mobile robot systems over the network constraint environments [D]. Shanghai: Shanghai University, 2020. (in Chinese)
- [20] 周柏李. 具有非完整约束移动机器人的超宽带-惯导-里程计融合定位与能观测性分析 [J]. *动力学与控制学报*, 2022, 20(6):64-75.
ZHOU B L. UWB-IMU-odometer fusion localization and observability analysis for mobile robots with nonholonomic constraints [J]. *Journal of Dynamics and Control*, 2022, 20(6):64-75. (in Chinese)
- [21] 许承宇, 徐绍凯, 李博闻. 基于视觉延时补偿的无人机室内实时导航系统 [J]. *动力学与控制学报*, 2022, 20(1):78-84.
XU C Y, XU S K, LI B W. UAV indoor real-time navigation system based on visual delay compensation [J]. *Journal of Dynamics and Control*, 2022, 20(1):78-84. (in Chinese)
- [22] MEI R, WU Q X, JIANG C S. Robust adaptive backstepping control for a class of uncertain nonlinear systems based on disturbance observers [J]. *Science China Information Sciences*, 2010, 53(6):1201-1206.
- [23] 陈启军, 王月娟, 陈辉堂. 基于PD控制的机器人轨迹跟踪性能研究与比较 [J]. *控制与决策*, 2003(01):53-57.
CHEN Q J, WANG Y J, CHEN H T. Comparative research of trajectory tracking performance of robotic manipulator based on PD control scheme [J]. *Control and Decision*, 2003(01):53-57. (in Chinese)