

# 基于虚拟领队的 uncertain 轮式移动机器人自适应编队控制

崔明月<sup>1,2†</sup>, 刘红钊<sup>1,2</sup>, 李永福<sup>3</sup>, 刘 伟<sup>1,2</sup>

(1. 南阳师范学院 机电工程学院, 河南 南阳 473061; 2. 南阳师范学院 石油装备与智能化控制河南省工程实验室, 河南 南阳 473061; 3. 重庆邮电大学 自动化学院, 重庆 400065)

**摘 要:** 针对包含不确定动力学因素的轮式移动机器人的编队控制问题, 运用虚拟领队的概念, 提出一种基于径向基神经网络的自适应编队控制方法. 首先通过虚拟领队的引入, 将高维编队控制问题转化为单个移动机器人的跟随问题; 然后, 利用权值自适应变化的径向基神经网络在线估计跟随机器人不确定部分的上界值, 大大简化了控制器的设计过程; 最后, 应用 Lyapunov 稳定性理论和 Barbalat 定理证明了闭环系统的稳定性. 仿真结果表明了所提出控制策略的有效性.

**关键词:** 自适应控制; 编队控制; 虚拟领队; 径向基神经网络; 轮式移动机器人

中图分类号: TP273

文献标志码: A

## Adaptive control of wheeled mobile robot formation with uncertainties based on virtual leader

CUI Ming-yue<sup>1,2†</sup>, LIU Hong-zhao<sup>1,2</sup>, LI Yong-fu<sup>3</sup>, LIU Wei<sup>1,2</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanyang Normal University, Nanyang 473061, China; 2. Oil Equipment Intelligent Control Engineering Laboratory of He'nan Province, Nanyang Normal University, Nanyang 473061, China; 3. College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** Based on the radial basis function neural network(RBFNN), an adaptive formation control method is proposed for the wheeled mobile robot with dynamic uncertainties by using the concept of virtual leader. Through the introduction of virtual leader, the high-dimensional formation control problem is transformed into following problem of a single mobile robot. Then, the RBFNN with the adaptive weights is introduced to estimate the upper bound of the nonlinear uncertain part of the followers, so that the design process of the overall control scheme is simplified significantly. Asymptotic stability of the close-loop system is ensured by using an appropriate Lyapunov function. Numerical results show the effectiveness of the proposed control strategy.

**Keywords:** adaptive control; formation control; virtual leader; RBF neural network; wheeled mobile robots

## 0 引 言

多个地面移动机器人(无人车)编队控制在民用生活及军事领域均有着广泛的应用前景,近年来得到了广泛研究<sup>[1]</sup>. 通常意义上,多个移动机器人的编队控制问题的目标是驱使所有的机器人跟踪一个给定的轨迹,同时保持特定的队形.

对于实际应用中的多个室外移动机器人而言,为多个机器人编队问题设计一个控制器,需要考虑许多问题,如模型的不确定性、外部干扰、控制精度以及不同队形的可控性等. 传统的控制策略包括领队-跟

随方法<sup>[2-4]</sup>、虚拟领队/虚拟架构方法<sup>[5-7]</sup>、基于行为的方法<sup>[8-10]</sup>、基于图论的方法<sup>[11]</sup>等. 其中,领队-跟随编队控制策略采用一个实体单元作为主单元,其他从属单元参考其位置来执行编队指令. 此编队控制策略的优点在于,编队过程中每个从属单元都能根据其自身与主单元的相对位置来调整自己在编队中的位置,形成编队而不发生碰撞. 但是,这种控制策略无法实现任意的编队队形,如主单元与从属单元不能平行跟随,因为平行跟随会使编队控制策略出现奇异值,是不可控的. 为了避免出现奇异值点,用虚拟领队作为

收稿日期: 2016-04-21; 修回日期: 2016-08-01.

基金项目: 国家自然科学基金河南联合基金项目(U1404614); 国家自然科学基金青年基金项目(61503202); 河南省科技攻关项目(152102210336); 河南省高等学校重点研究项目(17A413002, 14B120003).

作者简介: 崔明月(1974—), 男, 讲师, 博士, 从事移动机器人控制与规划等研究; 刘红钊(1979—), 男, 讲师, 硕士, 从事机器人控制与电机系统控制的研究.

†通讯作者. E-mail: cuiminyue@sina.com

编队的基准点,让所有的实体单元都跟随此基准点,以实现实体单元的任意编队。

另外,传统移动机器人编队控制<sup>[12-14]</sup>的一个共同特征是基于运动学模型设计控制器以保持编队,但是编队的稳定性完全依靠所设计的机器人跟踪控制速度,而这些控制器没有考虑机器人的动态特性,对外部扰动和模型不确定性缺乏鲁棒性.在工程实际中还存在许多不确定因素,如动态模型的部分已知,移动机器人系统具有时变的负载、扰动与摩擦等.为确保编队中的机器人都能跟踪期望轨迹且使编队误差收敛于零,单个机器人及编队的动力学因素也应予以考虑.文献[15-17]考虑了跟随机器人的动力学模型,但没有设计驱动电机的电流控制器,不易于实际应用.文献[18]通过反演方法设计状态反馈控制器,同时考虑到编队的动力学因素,并引入多层前向神经网络对机器人编队不确定的动力学部分进行了估计,但没有考虑编队机器人所受扰动及负载的变化。

针对包含不确定因素的差速驱动轮式移动机器人的编队控制问题,本文基于动力学模型设计一个基于虚拟领队跟随协同策略的自适应神经网络的编队控制方法.此方法不仅能确保编队的跟踪精度,而且具有很强的鲁棒性和自适应能力.同时,该方法可以确保任意形状的编队没有奇异点.更重要的是,由于引入权值自适应变化的径向基神经网络在线估计跟随机器人不确定部分的上界值,不需要详细的机器人系统不确定信息.与传统方法相比,整个控制策略的计算量大大减少。

## 1 移动机器人的运动模型

如图1所示,为一个三轮差速移动机器人,两前轮为驱动轮,后轮为从动轮,只起支撑车体的作用而无导向作用。

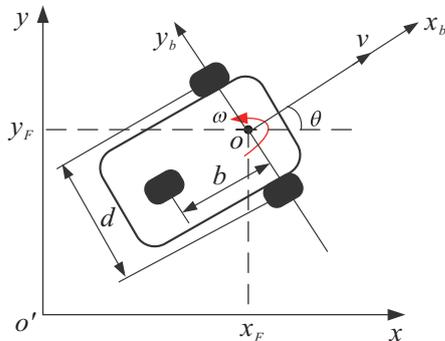


图1 移动机器人运动示意

移动机器人的运动方程为

$$\begin{cases} m\dot{v} = F_r + F_l + f_x, \\ J_o\ddot{\theta} = \frac{d}{2}(F_r + F_l) - f_y b. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $v$ 是机器人的前进速度, $\theta$ 是前进的方向角, $m$ 是机器人的质量, $J_o$ 是机器人相对于 $o$ 点的转动惯量; $b$ 是从动轮与驱动轮轴线间的距离, $d$ 是两驱动轮的轮间距离, $f_x$ 和 $f_y$ 是从动轮在 $x_b$ 和 $y_b$ 方向上地面摩擦力, $F_l$ 和 $F_r$ 分别是左右驱动轮上的驱动力。

左右驱动轮的直流电机的动力学模型为

$$\begin{cases} J_w\ddot{\theta}_l = K_t I_{ml} - F_l r - \lambda\dot{\theta}_l, \\ J_w\ddot{\theta}_r = K_t I_{mr} - F_r r - \lambda\dot{\theta}_r. \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\theta_l$ 和 $\theta_r$ 是左右驱动轮的转角, $J_w$ 是驱动轮的转动惯量, $r$ 是轮子半径, $\lambda$ 是摩擦系数, $K_t$ 是直流电机转矩常数, $I_{ml}$ 和 $I_{mr}$ 是左右驱动电机的驱动电流.若 $I_{cl}$ 和 $I_{cr}$ 表示实际的控制电流,通过放大电路可以得到实际的电机驱动电流,则有

$$\begin{cases} I_{ml} = K_{am} I_{cl}, \\ I_{mr} = K_{am} I_{cr}, \end{cases} \quad (3)$$

其中 $K_{am}$ 是电流的放大倍数.显然, $v$ 、 $\dot{\theta}$ 与 $\theta_l$ 、 $\theta_r$ 有如下关系:

$$\begin{cases} v = \frac{r}{2}(\dot{\theta}_r + \dot{\theta}_l - \dot{\theta}_{sr} - \dot{\theta}_{sl}), \\ \dot{\theta} = \frac{r}{d}(\dot{\theta}_r - \dot{\theta}_l - \dot{\theta}_{sr} + \dot{\theta}_{sl}), \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\theta_{sl}$ 、 $\theta_{sr}$ 是左右轮驱动电机的偏离角.由式(1)和(4)可得机器人的运动状态与控制电流的关系,即

$$\begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = K_t K_{am} \begin{bmatrix} m_1 & 0 \\ 0 & m_2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{cr} \\ I_{cl} \end{bmatrix} + Q. \quad (5)$$

其中

$$m_1 = 2J_w/r + mr, \quad m_2 = dJ_w/r + 2rJ_o/d,$$

$$Q = \begin{bmatrix} m_1 & 0 \\ 0 & m_2 \end{bmatrix}^{-1} \times$$

$$\begin{bmatrix} f_x - \lambda(\dot{\theta}_r + \dot{\theta}_l) - J_w(\ddot{\theta}_{sr} + \ddot{\theta}_{sl}) \\ -2rbf_y/d - \lambda(\dot{\theta}_r - \dot{\theta}_l) - J_w(\ddot{\theta}_{sr} - \ddot{\theta}_{sl}) \end{bmatrix}.$$

## 2 虚拟领队的主从编队误差模型

虚拟领队的移动机器人编队的几何关系是由虚拟领队与跟随机器人之间的相对位置确定的,如图2所示.其中: $x_o'y$ 表示地面坐标系, $(x_F, y_F)$ 和 $(x_{VL}, y_{VL})$ 分别表示跟随机器人和虚拟领队的绝对位置, $v_F$ 、 $v_{VL}$ 分别表示跟随机器人和虚拟领队的前进速度, $\theta_F$ 、 $\theta_{VL}$ 表示机器人和虚拟领队的前进方向角, $\rho$ 、 $\varphi$ 分别表示虚拟领队与跟随机器人的相对距离和相对前进方向角.编队控制的目标是让领队与跟随机器人之间的相对距离和相对前进方向角趋近于一组期望值,即

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |\rho - \rho_d| = 0, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} |\varphi - \varphi_d| = 0, \quad (6)$$

其中下标  $d$  表示期望值。

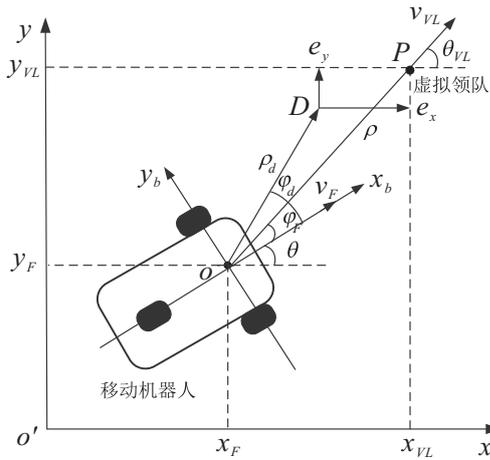


图2 虚拟领队的自主协同示意图

基于虚拟领队的协调策略,由图2可知,任意跟随机器人  $i$  在地面坐标系中的编队跟踪误差为

$$\begin{cases} e_x^i = x_{VL} - x_F^i - \rho_d^i \cos(\theta_F^i + \varphi_d^i), \\ e_y^i = y_{VL} - y_F^i - \rho_d^i \sin(\theta_F^i + \varphi_d^i). \end{cases} \quad (7)$$

另一方面,虚拟领队和跟随机器人的前进速度在地面坐标系上的投影为

$$\begin{aligned} \dot{x}_{VL} &= v_{VL} \cos \theta_{VL}, \quad \dot{y}_{VL} = v_{VL} \sin \theta_{VL}, \\ \dot{x}_F^i &= v_F^i \cos \theta_F^i, \quad \dot{y}_F^i = v_F^i \sin \theta_F^i. \end{aligned} \quad (8)$$

由式(7)和(8)可得跟随机器人的编队误差的微分方程

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_x^i \\ \dot{e}_y^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{VL} \cos \theta_{VL} \\ v_{VL} \sin \theta_{VL} \end{bmatrix} + C \begin{bmatrix} v_F^i \\ \dot{\theta}_F^i \end{bmatrix}, \quad (9)$$

其中矩阵  $C$  为

$$C = \begin{bmatrix} -\cos \theta_F^i & \rho_d^i \sin(\theta_F^i + \varphi_d^i) \\ -\sin \theta_F^i & -\rho_d^i \cos(\theta_F^i + \varphi_d^i) \end{bmatrix}. \quad (10)$$

**注1** 值得注意的是,由式(10)可知  $\det(C) = \rho_d^i \cos \varphi_d^i$ , 所以当  $\varphi_d^i = \pm 90^\circ$  或者  $\rho_d^i = 0$  时,矩阵  $C$  是奇异的. 但是,由于  $\rho_d^i$  和  $\varphi_d^i$  在编队规划时可以任意选取,而不取决于实际的环境,通过适当的编队规划,矩阵  $C$  的奇异值点是可以避免的.

由式(9)可得编队误差的二阶微分方程

$$\begin{bmatrix} \ddot{e}_x^i \\ \ddot{e}_y^i \end{bmatrix} = C \begin{bmatrix} \dot{v}_F^i \\ \dot{\theta}_F^i \end{bmatrix} + \dot{C} \begin{bmatrix} v_F^i \\ \dot{\theta}_F^i \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} v_{VL} \cos \theta_{VL} \\ v_{VL} \sin \theta_{VL} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

结合机器人的动力学方程(5),可得

$$\ddot{E} = CGI + H. \quad (12)$$

其中

$$E = [e_x^i, e_y^i]^T, \quad I = [I_{cr}, I_{cl}]^T,$$

$$G = K_t K_{am} \begin{bmatrix} m_1 & 0 \\ 0 & m_2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}, \quad (13)$$

$$H = CQ + \dot{C} \begin{bmatrix} v_F^i \\ \dot{\theta}_F^i \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} v_{VL} \cos \theta_{VL} \\ v_{VL} \sin \theta_{VL} \end{bmatrix}. \quad (14)$$

由式(12)可知,编队控制的目标转变为通过设计有效的控制电流使机器人编队误差收敛到零.

### 3 自适应神经网络控制器设计

由式(12)可以看出,即使对于单个机器人而言,误差动态方程也非常复杂.由式(14)可知,  $H$  是一个非常复杂的非线性部分,在工程实际中其精确值很难得到.同时,系统增益  $G$  也因为负载以及电流增益的不确定而只能部分可得.以上因素都要求设计一个性能更佳的专门控制器以达到编队控制目标.

**假设1** 跟随机器人所配置的传感器(GPS)能够测得位置坐标  $x_F^i$  和  $y_F^i$ , 虚拟领队和跟随机器人能够测得自己的线速度  $v_{VL}$  及方位  $\theta_F^i, \theta_{VL}$ .

**假设2** 跟随机器人与虚拟领队之间通过无线网络进行通讯且延迟为0.

**假设3** 虚拟领队利用通讯将其线速度  $v_{VL}$  和方位  $\theta_{VL}$  传递给跟随机器人.

**假设4** 虚拟领队的参考线速度有界.

定义误差  $s \in R^2$  为

$$s = \dot{E} + \beta E, \quad (15)$$

其中  $\beta$  为正的常数向量. 故可得闭环误差动态方程

$$\dot{s} = CGI + H + \beta \dot{E} + \tau_d = CGI + L. \quad (16)$$

其中:  $L = H + \beta \dot{E} + \tau_d, \tau_d$  为未知外部干扰.

控制器设计的最大难点在于  $G$  和  $L$  不能精确得到.传统的自适应设计方法  $L$  可以被近似为一些已知函数乘以未知参数向量的线性组合,因此需要设计自适应律,通过不断更新来估计未知参数.然而,编队控制中由于有多个车辆,会引入很多参数分解,带来很大的计算量.先前基于神经网络的控制方法是通过构造多个神经网络在线训练以达到准确估计  $G$  和  $L$ , 但是无法保证系统的稳定性.为了解决此问题,先后出现一些基于 Lyapunov 稳定性理论的在线稳定训练控制算法<sup>[17-18]</sup>, 然而大部分方法是通过构建神经网络来直接估计  $G$  和  $L$ , 使控制器的设计仍然很复杂,计算量也很大.

在此,本文使用一种与众不同的设计理念,即在控制器设计时不需要对  $G$  进行估计,只需估计  $L$  的上界值,即可使得控制器的设计过程大大简化.

**假设5** 假定  $G$  具有如下形式:

$$G = G^* \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}, \quad (17)$$

使得  $CG^*C^T$  为对称正定矩阵, 其中  $C$  为式(10)所示.

**注2** 由式(10)和(13)可以验证假设1成立. 在控制器设计中可以不用对  $G$  进行估计, 具体原因将在下面阐述.

**假设6** 假定式(16)中的  $L$  满足  $\|L\| \leq \eta(t)$ ,  $\eta(t)$  是一个未知的标量函数.

现在构建一个神经网络单元来逼近  $L$  的上界  $\eta(t)$ . 因为只需逼近非线性函数  $\eta(t)$ , 与传统方法相比其计算量要小得多.

RBF神经网络是一个正反馈神经网络, 它能够以一定精度逼近任何非线性函数<sup>[17]</sup>. 因此, 对于非线性函数  $\eta(t)$ , 有

$$\eta(t) = W^T \phi(z) + \varepsilon. \quad (18)$$

其中:  $W \in R^{n \times 1}$  为神经网络权值 ( $n$  为神经网络隐层的神经元个数);  $\varepsilon$  为逼近误差;  $\phi(z) = [\phi_1(z), \phi_2(z), \dots, \phi_n(z)]^T$  为神经网络的激活函数, 采用如下的径向基函数:

$$\phi_j(z) = \exp \left[ \frac{-(z - \mu_j)^T (z - \mu_j)}{2\beta_j^2} \right], \quad j = 1, 2, \dots, n;$$

$z =$

$$1 + \left\| \begin{bmatrix} v_F^i \\ \theta_F^i \end{bmatrix} \right\| + |\dot{\theta}_F^i| \left\| \begin{bmatrix} v_F^i \\ \theta_F^i \end{bmatrix} \right\| + \left\| \begin{bmatrix} \ddot{x}_{VL} \\ \ddot{y}_{VL} \end{bmatrix} \right\| + \|\beta \dot{E}\|. \quad (19)$$

$i$  是跟随机器人的顺序编号,  $z$  是输入变量,  $\mu_j$  是第  $j$  个神经节点的中心,  $\beta_j$  是第  $j$  个高斯函数的宽度.

**假设7** 式(18)中的神经网络逼近误差有上界值  $\varepsilon_0$ , 即  $|\varepsilon| \leq \varepsilon_0$ .

自适应神经网络控制器构建如下:

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}^{-1} (-k_0 C^T s + u_c). \quad (20)$$

其中:  $k_0$  为正常数,  $u_c$  由如下的RBF神经网络控制器计算:

$$u_c = -\hat{W}^T \phi(z) C^T s / \|s\| - \hat{\varepsilon}_0 C^T s / \|s\|. \quad (21)$$

神经网络理想权值  $W$  与逼近误差上界  $\varepsilon_0$  的自适应更新律为

$$\dot{\hat{W}} = \|s\| \phi(z), \quad \dot{\hat{\varepsilon}}_0 = \|s\|. \quad (22)$$

其中:  $\hat{W}$  为神经网络理想权值  $W$  的估计值,  $\hat{\varepsilon}_0$  为神经网络逼近误差  $\varepsilon$  的上界  $\varepsilon_0$  的估计.

#### 4 稳定性分析

由式(10)、(13)和(17)可以验证矩阵  $CG^*C^T$  为对称正定矩阵. 有下面的引理:

**引理1** 对称正定矩阵  $CG^*C^T$  满足如下关系:

$$\lambda_{\min} \|x\|^2 \leq x^T (CG^*C^T) x \leq \lambda_{\max} \|x\|^2. \quad (23)$$

其中:  $x \in R^{2 \times 1}$ ,  $\lambda_{\min}$  和  $\lambda_{\max}$  分别为矩阵  $CG^*C^T$  的最小和最大特征值<sup>[19]</sup>.

**引理2** (Barbalat定理<sup>[20]</sup>) 对于函数  $f(t): R^+ \rightarrow R$ , 如果  $f(t) \in L_2 \cap L_\infty$ , 并且其导数  $\dot{f}(t) \in L_\infty$ , 则有  $\lim_{t \rightarrow \infty} f(t) = 0$ .

**定理1** 考虑移动机器人编队误差动态方程(16)和(15)所定义的误差函数  $s$ , 在式(20)、(21)所示的控制器与(22)所示的自适应律的作用下, 闭环系统的信号是一致有界的, 且编队跟踪误差渐近收敛到0.

**证明** 选取如下的Lyapunov函数:

$$V = \frac{1}{2} s^T s + \frac{1}{2\lambda_{\min}} \tilde{W}^T \tilde{W} + \frac{1}{2\lambda_{\min}} \tilde{\varepsilon}_0^2. \quad (24)$$

其中:  $\tilde{W} = W - \lambda_{\min}$ ,  $\tilde{\varepsilon}_0 = \varepsilon_0 - \lambda_{\min} \varepsilon_0$ . 式(24)对时间  $t$  求导, 可得

$$\dot{V} = s^T \dot{s} - \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} - \tilde{\varepsilon}_0 \dot{\tilde{\varepsilon}}_0. \quad (25)$$

将式(15)、(17)、(20)、(21)代入(25), 可得

$$\dot{V} = s^T [CG^* (-k_0 C^T s - \hat{W}^T \phi(z) C^T s / \|s\| - \hat{\varepsilon}_0 C^T s / \|s\|) + L] - \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} - \tilde{\varepsilon}_0 \dot{\tilde{\varepsilon}}_0. \quad (26)$$

由假设2、式(18)和引理1, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -k_0 \lambda_{\min} \|s\|^2 - \lambda_{\min} [\hat{W}^T \phi(z) + \hat{\varepsilon}_0] \|s\| + \\ &[W^T \phi(z) + \varepsilon_0] \|s\| - \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} - \tilde{\varepsilon}_0 \dot{\tilde{\varepsilon}}_0 = \\ &-k_0 \lambda_{\min} \|s\|^2 - \tilde{W}^T [\phi(z) \|s\| - \dot{\tilde{W}}] + \\ &\tilde{\varepsilon}_0 (\|s\| - \dot{\tilde{\varepsilon}}_0). \end{aligned} \quad (27)$$

将式(22)代入(27), 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -k_0 \lambda_{\min} \|s\|^2 - \tilde{W}^T [\phi(z) \|s\| - \dot{\tilde{W}}] + \\ &\tilde{\varepsilon}_0 (\|s\| - \dot{\tilde{\varepsilon}}_0) = -k_0 \lambda_{\min} \|s\|^2 \leq 0. \end{aligned} \quad (28)$$

由式(28)可得  $s \in L_2 \cap L_\infty$ ,  $\tilde{W} \in L_\infty$ ,  $\tilde{\varepsilon}_0 \in L_\infty$ , 从而得到  $\dot{s} \in L_\infty$ , 即  $s$  是一致连续的. 因此, 根据Barbalat引理<sup>[18]</sup>, 可以得到当  $t \rightarrow \infty$  时, 有  $s \rightarrow 0$ , 从而  $t \rightarrow \infty$  时,  $E \rightarrow 0$ ,  $\dot{E} \rightarrow 0$ .  $\square$

**注3** 为了避免控制器的非连续性, 将控制算法(21)作如下改进:

$$\begin{aligned} u_c &= -\hat{W}^T \phi(z) C^T s / (\|s\| + \delta) - \\ &\hat{\varepsilon}_0 C^T s / (\|s\| + \delta), \end{aligned} \quad (29)$$

其中  $\delta$  为一个较小的正数, 以保证跟踪误差最终一致有界.

**注4** 为了避免估计的权值漂移, 可以将式(21)中更新律作如下改进:

$$\dot{\hat{W}} = -a_0 \hat{W} + a_1 \|s\| \phi(z),$$

$$\dot{\hat{\epsilon}}_0 = -b_0 \hat{\epsilon}_0 + b_1 \|s\|. \quad (30)$$

其中:  $a_0$ 、 $a_1$ 、 $b_0$  与  $b_1$  均为正的设计常数, 以保证跟踪误差最终一致有界。

### 5 仿真验证

为了验证本文所设计的自适应编队控制算法的正确性, 使用 Matlab/Simulink 对 3 个完全相同的移动机器人进行编队控制仿真。

仿真过程中 3 个移动机器人系统模型物理参数完全相同, 物理参数如表 1 所示; 控制参数经过反复试验比较确定, 如表 2 所示。

表 1 机器人参数物理参数

参数符号	标称值
$d, r, b$	0.30 m, 0.1 m, 0.30 m
$m, K_{am}, K_t$	8 kg, 20, 10 N·m
$J_0, J_w, \lambda$	0.5 kg·m <sup>2</sup> , 0.1 kg·m <sup>2</sup> , 0.01

表 2 机器人控制参数

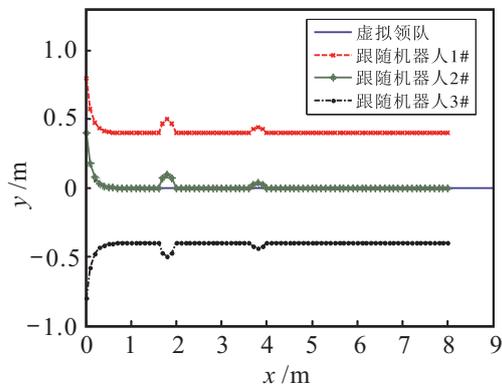
参数	取值
$k_0, \delta, \beta_j$	5, 0.001, 1
$\mu_j, a_0, a_1$	0.5( $j - 1$ ), 1, 1
$b_0, b_1$	1, 1

### 5.1 直线轨迹跟踪

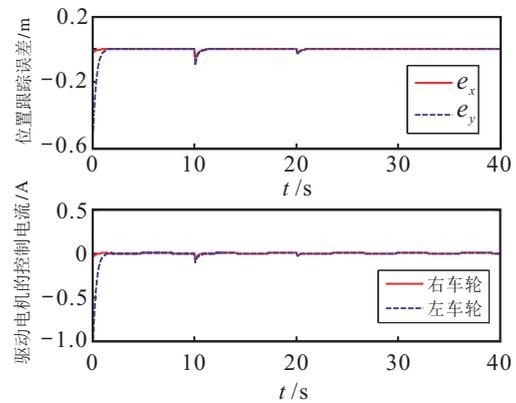
在此情形下, 仿真时虚拟领队沿直线轨迹前进, 3 个移动机器人从任意初始位置开始呈线性编队前进, 编队队列与前进方向垂直。假设在  $t = 10$  s 时有一外部干扰  $\tau_d = 2 \sin(t - 10)$  同时作用于 3 个跟随机器人。机器人在实际应用中, 由于路况的不同, 容易引起车轮与地面的摩擦系数的变化。为了验证所设计控制算法的鲁棒性, 假设 3 个跟随机器人车轮与地面的摩擦系数  $\lambda$  在  $t = 20$  s 时由 0.01 跳变为 0.02。编队中各个机器人的初始位置与参数如表 3 所示。

表 3 机器人的初始位置与队形参数

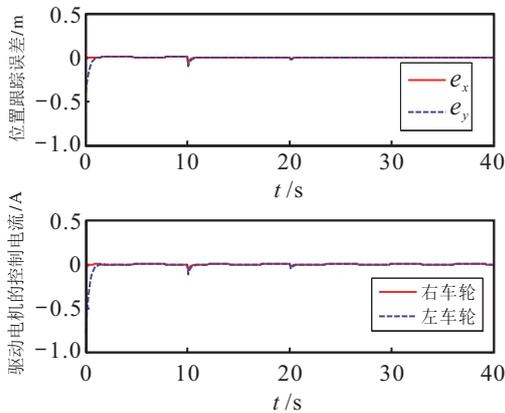
虚拟领队	(0.5, 0)
跟随机器人 1#	(0, 0.8)
跟随机器人 2#	(0, 0.4)
跟随机器人 3#	(0, -0.8)
虚拟领队速度	$v_{VL} = 0.2$ m/s
跟随机器人 1#	$\rho_d^1 = 0.6$ m, $\varphi_d^1 = -30^\circ$ , $\theta_F^1 = 0^\circ$
跟随机器人 2#	$\rho_d^2 = 0.3\sqrt{3}$ m, $\varphi_d^2 = 0^\circ$ , $\theta_F^2 = 0^\circ$
跟随机器人 3#	$\rho_d^3 = 0.6$ m, $\varphi_d^3 = 30^\circ$ , $\theta_F^3 = 0^\circ$



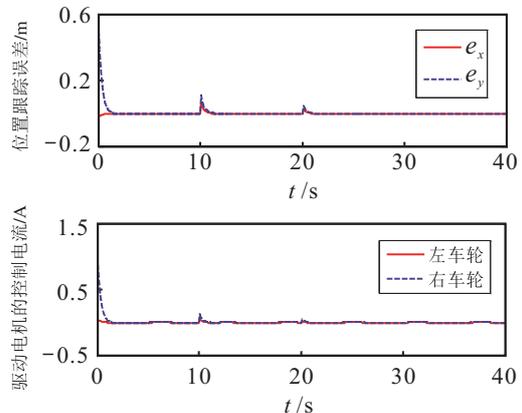
(a) 编队轨迹跟踪结果



(b) 跟随机器人 1# 控制结果



(c) 跟随机器人 2# 控制结果



(d) 跟随机器人 3# 控制结果

图 3 直线轨迹的编队跟踪

在跟踪直线轨迹情形下, 移动机器人编队跟踪控制效果如图3所示, 在外部干扰和系统参数摄动的影响下, 3个机器人位于不同的初始位置, 在本文设计的控制器的驱动下能够跟随虚拟领队, 最后呈线性编队前进. 3个跟随机器人的跟踪误差和控制电流分别如图3(b)~图3(d)所示. 由此可以看出控制精度较好, 控制信号是平滑有界的.

5.2 曲线轨迹跟踪

在此情形下, 仿真时虚拟领队沿曲线轨迹前进, 曲线轨迹为  $y = 10 \sin(0.2\pi x)$ . 3个移动机器人从任意初始位置开始呈三角编队前进. 假设在  $t = 10$  s 时有一外部干扰  $\tau_d = 2 \sin(t - 10)$  同时作用于3个跟随机器人, 为了验证所设计控制算法的鲁棒性, 与直线轨迹相同, 也假设跟随机器人车轮与地面的摩擦系数  $\lambda$  在  $t = 20$  s 时由 0.01 跳变为 0.02. 编队中各个机器人的初始位置和参数如表4所示. 机器人的物理参数和控制参数均与直线轨迹相同.

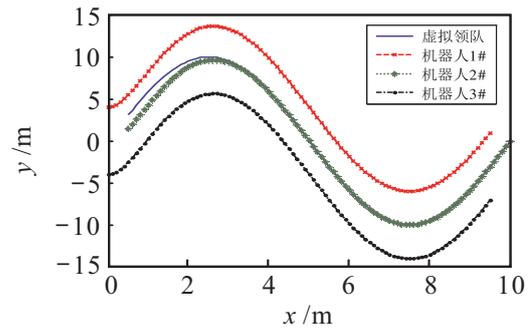
表4 机器人的初始位置与队形参数

虚拟领队	(0.5, 0.3)
跟随机器人1#	(0, 4)
跟随机器人2#	(0.5, 1.5)
跟随机器人3#	(0, -4)
虚拟领队速度	$v_{VL} = 0.2$ m/s
跟随机器人1#	$\rho_d^1 = 0.6$ m, $\varphi_d^1 = -30^\circ$ , $\theta_F^1 = 0^\circ$
跟随机器人2#	$\rho_d^2 = 2.8$ m, $\varphi_d^2 = 0^\circ$ , $\theta_F^2 = 0^\circ$
跟随机器人3#	$\rho_d^3 = 0.6$ m, $\varphi_d^3 = 30^\circ$ , $\theta_F^3 = 0^\circ$

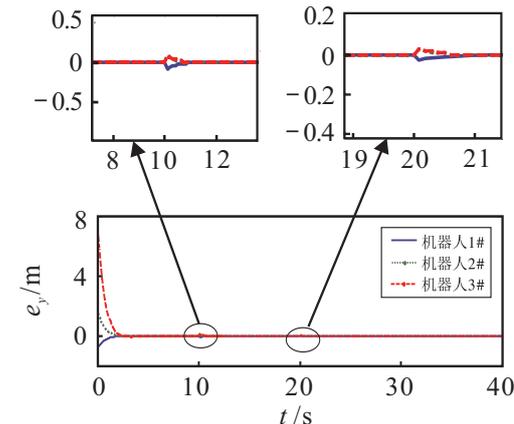
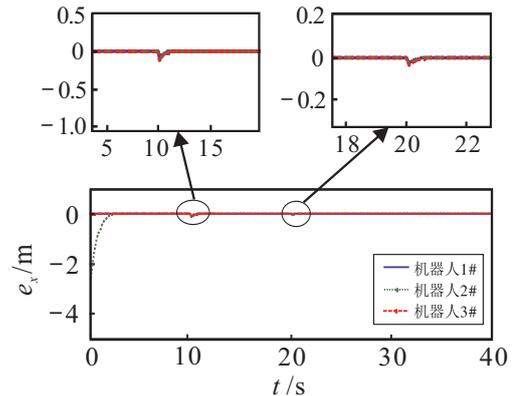
当跟踪曲线轨迹时, 移动机器人编队跟踪控制效果如图4所示, 3个机器人位于不同的初始位置, 在本文设计的控制器的驱动下跟随虚拟领队, 能够克服在外部干扰和系统参数摄动的影响, 最后呈三角编队前进. 3个跟随机器人的跟踪误差分别如图4(b)所示. 在此可以看出, 即使编队系统存在外部干扰和不确定因素, 机器人编队也能跟踪一个曲线轨迹. 值得注意的是, 本文设计的控制器避免了传统的领队-跟踪方法存在的奇异值的问题.

6 结论

针对包含不确定因素的轮式移动机器人, 本文提出了一个基于虚拟领队跟随协同策略的自适应神经网络的编队控制方法. 此方法不仅能确保编队的跟踪精度, 而且具有很强的鲁棒性和自适应能力. 同时, 该方法可以确保任意形状的编队没有奇异点. 更重要的是, 由于引入权值自适应变化的径向基神经网络



(a) 编队的轨迹跟踪结果



(b) 编队跟踪误差

图4 曲线轨迹的编队跟踪

在线估计跟随机器人不确定部分的上界值, 不需要详细的机器人系统不确定信息. 与传统方法相比, 整个控制策略的计算量大大减少.

参考文献(References)

[1] Farinelli A, Locchi L, Nardi D. Multi-robot systems: A classification focused on coordination[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(5): 2015-2028.

[2] 杨丽, 曹志强, 谭民. 不确定环境下多机器人的动态编队控制[J]. 机器人, 2010, 32(2): 283-288. (Yang L, Cao Z Q, Tan M. Dynamic formation control for multiple robots in uncertain environments[J]. Robot, 2010, 32(2): 283-288.)

[3] Consolini L, Morbidi F, Prattichizzo D, et al. Leader-follower formation control of nonholonomic

mobile robots with input constraint [J]. Automatica, 2008, 44(5): 1343-1349.

[4] Shao J, Xie G, Wang L. Leader-following formation control of multiple mobile vehicles[J]. IET Control Theory and Applications, 2007, 1(2): 545-555.

[5] Wei R, Sorensen N. Distributed coordination architecture for multirobot formation control[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56(4): 324-333.

[6] Ghommam J, Mehrjerdi H, Saad M, et al. Formation path following control of unicycle-type mobile robots[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2010, 58(5): 727-736.

[7] Mehrjerdi H, Ghommam J, Saad M. Nonlinear coordination control for a group of mobile robots using a virtual structure[J]. Mechatronics, 2011, 21(7): 1147-1155.

[8] Balch T, Arkin R C. Behavior-based formation control for multirobot teams[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1998, 14(6): 926-939.

[9] Lawton J R T, Beard R W, Young B J. A decentralized approach to formation maneuvers[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 2003, 19(6): 933-941.

[10] 杨帆, 刘士荣, 董德国. 编队控制中的机器人行为与基于服务的运动行为结构设计[J]. 机器人, 2012, 34(1): 120-128.  
(Yang F, Liu S R, Dong D G. Robot behavior and service-based motion behavior structure design in formation control [J]. Robot, 2012, 34(1): 120-128.)

[11] Dong W J, Farrell Jay A. Decentralized cooperative control of multiple nonholonomic dynamic systems with uncertainty[J]. Automatica, 2009, 45(3): 706-710.

[12] Das A, Fierro R, Kumar V, et al. A vision -based formation control framework[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 2002, 18(5): 813-825.

[13] Li X H, Xiao J Z, Cai Z. Backstepping based multiple mobile robots formation control[C]. 2005 IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and Systems. Edmonton, 2005: 887-892.

[14] 王保防, 张瑞雷, 李胜, 等. 基于轨迹跟踪车式移动机器人编队控制[J]. 控制与决策, 2015, 30(1): 176-180.  
(Wang B F, Zhang R L, Li S, et al. Formation control for car-like mobile robots based on trajectory tracking[J]. Control and Decision, 2015, 30(1): 176-180.)

[15] Breivik M, Subbotin M, Fossen T. Guided formation control for wheeled mobile robots[C]. The 9th Int Conf on Control, Automation, Robotics and Vision. Singapore. 2006: 1-7.

[16] Do K D. Formation-tracking control of unicycle-type mobile robots with limited sensing ranges[J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2008, 16 (3): 527-538.

[17] 朱玲, 李艳东, 孙明, 等. 移动机器人编队的神经网络滑模控制[J]. 电机与控制学报, 2014, 18(3): 113-118.  
(Zhu L, Li Y D, Sun M, et al. Sliding mode control of mobile robot formations based on neural networks[J]. Electric Machines and Control, 2014, 18 (3): 113-118.)

[18] Diersk T, Jagannathan S. Neural network control of mobile robot formations using RISE feedback[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2009, 39(2): 332-347.

[19] 方保镕, 周继东, 李医民. 矩阵论[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 158-168.  
(Fang B R, Zhou J D, Li Y M. Matrix theory[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004: 158-168.)

[20] Slotine J, Li W. Applied nonlinear control[M]. New Jersey: Prentice-Hall, 1991: 122-126.

(责任编辑: 李君玲)

## 下 期 要 目

深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战 ..... 任 浩, 等

利用提升-预估法设计离散时间时滞线性系统的预见控制器 ..... 廖永龙, 等

多等级蓄意攻击下的第三方物流可靠性网络设计 ..... 李 锐, 等

随机时滞系统的神经网络输出反馈动态面控制 ..... 司文杰, 等

一种基于群体分布特征的自适应多目标粒子群优化算法 ..... 耿焕同, 等

基于方向约束的A\*算法 ..... 李 冲, 等

基于扩展  $L_1$  自适应的战斗机大迎角非线性控制 ..... 陈 海, 等

一阶伪线性系统的模型参考输出跟踪控制 ..... 许 刚, 等

基于TDOA和RSS的可行域粒子滤波非视距定位算法 ..... 黄越洋, 等

维度概率摘要模型及其层次聚类算法 ..... 刘世华, 等