

多移动机器人的目标跟踪研究

孟 静^{1,2}, 陈 罡¹, 高晓丁²

(1. 浙江纺织服装学院 机电学院, 浙江 宁波 315200; 2. 西安工程大学 机电工程学院, 西安 710000)

摘要: 针对多移动机器人对固定目标和动态目标跟踪问题进行了研究; 首先基于 $l-\varphi$ 闭环控率对多移动机器人进行刚性编队, 建立运动学模型, 采用 leader-follower 协调策略算法, 实现了多移动机器人的协调合作; 然后采用 SURF 算法识别目标, 通过路径规划实现对固定目标的跟踪以及利用卡尔曼滤波器实现对运动目标的跟踪, 设计了基于 Backstepping 方法的控制器, 使多移动机器人能稳定跟踪目标; 最后用 MATLAB 进行仿真; 仿真结果表明, 所设计的控制器和算法能使多移动机器人的跟踪误差快速收敛于零, 适用于多移动机器人对目标的跟踪。

关键词: 多移动机器人; 目标跟踪; 路径规划; 卡尔曼滤波器; Backstepping

Research on Target Tracking of Multiple Mobile Robots

Meng Jing^{1,2}, Chen Gang¹, Gao Xiaoding²

(1. Institute of Electromechanics, Zhejiang Textile Vocational Technology College, Ningbo 315200, China;

2. Institute of Electrical and Mechanical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710000, China)

Abstract: Aiming at the fixed target and dynamic target tracking problem of the multiple mobile robots is studied. Firstly, the rigid formation and kinematics model of the multiple mobile robots is established that is based on the $l-\varphi$ closed loop control, the coordination of the multiple mobile robots is achieved under the leader-follower coordination strategy algorithm; And then the target is identified by using SURF algorithm, through the path planning and Kalman filter, the fixed target and dynamic target can be tracked. The controller is designed based on Backstepping, the target can be tracked stably by the multiple mobile robots. Finally, Matlab is used to simulate, the results shows that the tracking errors of the multiple mobile robots is converged to zero quickly under the designed controller and the algorithm, which can be used for the target tracking of the multiple mobile robots.

Keywords: multiple mobile robots; target tracking; path planning; Kalman filter; Backstepping

0 前言

目标跟踪是机器人研究领域的一个重点, 在人机交互、太空探索以及灾区救援等方面已有广泛的应用^[1]。在固定目标跟踪中, 需先对机器人的路径进行规划, 对路径规划问题, 主要有 PRM (probabilistic roadmap method) 算法、模拟退火算法以及人工势场法和蚁群优化算法相结合。Yilmaz 等提出了一种基于互联网的移动机器人平台, 平台采用单个网络摄像头, 用户可以通过网络远程控制机器人实时跟踪路线^[2]。对动态目标跟踪主要采用帧间差分法、自适应背景消除法、匹配块法以及光流法等。Suluh 等同时使用线性视觉轨迹算法用于跟踪拦截在三维空间内运动的气球。随着气球上升, 机器人利用自适应控制算法自动调整摄像头转动角度, 保证气球质心始终出现在图像中心^[3-4]。文献 [5] 提出了一种扩展式卡尔曼滤波器的估计算法, 解决了机器人在未知环境下的动态目标追踪问题, 提高了目标状态估计的准确性; 文献 [6] 将 CMUcam3 控制算法应用于多种机动模式的移动机器人目标跟踪控制的研究,

保证了机器人在运动过程中保持低功耗。但以上的目标跟踪多是基于单机机器人系统及少数多机器人系统对固定目标的跟踪, 多机器人系统对运动目标跟踪的研究情况仍处于萌芽阶段, 而多机器人系统由于其时间、空间、功能、信息和资源的分布性特点, 能够完成单机机器人系统无法实现的复杂任务, 所以, 对于多移动机器人对运动目标的跟踪问题很有必要进行详细的研究。本文就多机器人系统对固定目标和运动目标的跟踪进行了研究, 通过对协调策略和目标跟踪算法进行设计, 最后通过仿真进行验证, 结果表明多机器人系统能够实现对目标的稳定跟踪。

1 运动学模型

本文在跟随领航者法^[7]思想的基础上建立机器人的运动学模型。当一个机器人群体由多个机器人组成时, 需指定某个机器人为领航机器人, 即 leader, 其余机器人则作为它的跟随者, 也就是 followers, 要使跟随机器人能准确地跟踪领航机器人的位置和方向, 则需对领航机器人和跟随机器人之间的距离和相对位置角度进行合理的计算, 跟随机器人通过得到的距离和角度跟踪到领航机器人, 根据领航机器人与跟随机器人之间的相对位置关系, 可以形成所需队形。其运动学模型如图 1 所示。

在图 1 中, l 为两个机器人之间的相对距离, φ 为相对位置的角度, d 为机器人的两轮中心与其旋转中心之间的距离; Robot 1 是领航机器人 (即 leader), Robot 2 是跟随机器人 (即 follower)。为了使跟随机器人跟踪到领航机器人, 则需使 $l \rightarrow l_d^d$, 角度 $\varphi \rightarrow \varphi_d^d$ 。分别建立图 1 中两移动机器人的运动

收稿日期: 2015-09-29; 修回日期: 2015-11-02。

基金项目: 国家自然科学基金(61203068); 宁波市重大科技攻关项目(2013B10045); 智能纺织机电技术研发(2015B11009)。

作者简介: 孟 静(1988-), 女, 陕西榆林人, 硕士研究生, 主要从事机器人控制方向的研究。

陈 罡(1974-), 男, 浙江宁波人, 教授, 主要从事智能控制方向的研究。

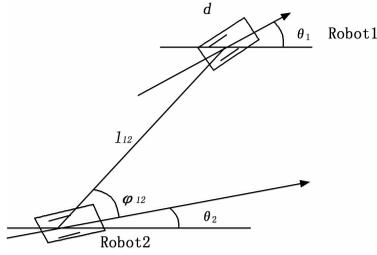


图 1 运动学模型

学方程。

Leader 机器人的运动学方程为：

$$\begin{cases} \dot{x} = v_1 \cos \theta_1 \\ \dot{y} = v_1 \sin \theta_1 \\ \dot{\theta} = \omega_1 \end{cases} \quad (1)$$

其中： v_1, ω_1 分别表示机器人的线速度与角速度。

Follower 机器人的运动学方程为：

$$\begin{cases} \dot{l}_{12} = v_2 \cos \gamma_1 - v_1 \cos \varphi_{12} + d\omega_2 \sin \gamma_1 \\ \dot{\varphi}_{12} = \frac{1}{l_{12}}(v_1 \sin \varphi_{12} - v_2 \sin \gamma_1 + \\ d\omega_2 \cos \gamma_1 - l_{12} \omega_1) \\ \dot{\theta}_2 = \omega_2 \end{cases} \quad (2)$$

其中：

$$\gamma_1 = \theta_1 + \varphi_{12} - \theta_2$$

对于 follower 机器人的控制输出 (v_2, ω_2) 为：

$$\begin{cases} v_2 = \rho_{12} - d\omega_2 \tan \gamma_1 \\ \omega_2 = \frac{\cos \gamma_1}{d}[a_2 l_{12} (\varphi_{12}^d - \varphi_{12}) - \\ v_1 \sin \varphi_{12} + l_{12} \omega_1 + \rho_{12} \sin \gamma_1] \end{cases} \quad (3)$$

其中：

$$\rho_{12} = \frac{a_1 (l_{12}^d - l_{12})}{\cos \gamma_1} + \frac{v_1 \cos \varphi_{12}}{\cos \gamma_1}$$

则 $l - \varphi$ 的闭环控制率可以表示为：

$$\begin{cases} \dot{l}_{12} = a_1 (l_{12}^d - l_{12}) \\ \dot{\varphi}_{12} = a_2 (\varphi_{12}^d - \varphi_{12}) \end{cases} \quad (4)$$

其中： a_1, a_2 为比例控制系数。

2 协调控制策略和算法

在得到多移动机器人的运动学模型后，还需要设计合适的协调控制策略和算法来实现对多移动机器人的队形控制。本文采用 Leader-follower 编队方法对多移动机器人的队形进行控制^[8-9]。Leader 的运动遵循基于势场的目标吸引力原则，引力势场为：

$$V_{at}^g = D \cdot (1 - e^{-\frac{\|R_{ij}^g\|^2}{L_g^2}}) \quad (5)$$

式中， $\|R_{ij}^g\|$ 为 leader 机器人与目标的距离； D 和 L_g 为常量参数。

对上式求导得：

$$\nabla V_{at}^g = -2D \cdot \frac{R_{ij}^g}{L_g^2} e^{-\frac{\|R_{ij}^g\|^2}{L_g^2}} \quad (6)$$

Leader 机器人受到目标的引力势场向目标位置移动。

在多机器人编队控制中，当确定了机器人 leader 后，队形的控制主要由跟随机器人 follower 的人工势场函数 V_{ij}^l 和 V_{ij}^{φ}

来实现，其中， V_{ij}^l 用来控制 leader 机器人与 follower 机器人之间的相对距离 l ，是一个关于距离 $\|r_{ij}\|$ 的可微、无界、非负的函数， $r_{ij} = r_i - r_j$ ，且满足下列条件：

1) 当 $\|r_{ij}\| \rightarrow 0$ 时， $V_{ij}^l (\|r_{ij}\|) \rightarrow \infty$ 。

2) 当机器人 j 与机器人 i 之间的距离 $\|r_{ij}\|$ 达到平衡点 r^d 时， V_{ij}^l 存在最小。

$r_i = (x_i, y_i)$ 为机器人 i 的位置矢量。

势场函数 V_{ij}^l 定义为：

$$V_{ij}^l = A \left(\frac{(L^d)^2}{\|r_{ij}\|^2} + \log \|r_{ij}\|^2 \right) \quad (7)$$

式中， L^d 为机器人 j 和机器人 i 之间的期望距离， A 为常量参数。

对 (7) 式求导，得到关于 l 的势场力函数：

$$\nabla V_{ij}^l = \frac{\partial V_{ij}^l}{\partial r_{ij}} \Rightarrow \nabla V_{ij}^l = A \left(-\frac{2L^d}{\|r_{ij}\|^3} + \frac{2}{\|r_{ij}\|} \right) \quad (8)$$

同理，人工势场函数 V_{ij}^{φ} 用来控制机器人 leader 与机器人 follower 之间的相对角度 φ ，是一个关于夹角 $\|\varphi_{ij}\|$ 的无界、可微、非负的函数，且满足下列条件：

1) 当 $\|\varphi_{ij}\| \rightarrow 0$ 时， $V_{ij}^{\varphi} (\|\varphi_{ij}\|) \rightarrow \infty$ ；

2) 当机器人 j 与机器人 i 之间的夹角 $\|\varphi_{ij}\|$ 达到平衡点 φ^d 时， V_{ij}^{φ} 存在最小值。

$\varphi_{ij} = \arcsin\left(\frac{|x_i - y_j|}{\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}\right)$ 为机器人 j 与机器人 i 之间的相对夹角。

势场函数 V_{ij}^{φ} 定义为：

$$V_{ij}^{\varphi} = B \left(\frac{(\Phi^d)^2}{\|\varphi_{ij}\|^2} + \log \|\varphi_{ij}\|^2 \right) \quad (9)$$

对式 (9) 求导，得到 φ 的势场力函数为：

$$\nabla V_{ij}^{\varphi} = \frac{\partial V_{ij}^{\varphi}}{\partial \varphi_{ij}} \Rightarrow \nabla V_{ij}^{\varphi} = B \left(-\frac{2\Phi^d}{\|\varphi_{ij}\|^3} + \frac{2}{\|\varphi_{ij}\|} \right) \quad (10)$$

式中， Φ^d 为机器人 j 和机器人 i 之间的期望夹角， B 为常量参数。

由式 (7)、式 (9) 得到关于队形控制的总势场函数为：

$$V^{total} = V_{ij}^l + V_{ij}^{\varphi} = A \left(\frac{(L^d)^2}{\|r_{ij}\|^2} + \log \|r_{ij}\|^2 \right) + B \left(\frac{(\Phi^d)^2}{\|\varphi_{ij}\|^2} + \log \|\varphi_{ij}\|^2 \right) \quad (11)$$

对式 (11) 求导，得出队形控制总势场力函数为：

$$F^{formation} = \nabla V_{ij}^l + \nabla V_{ij}^{\varphi} = A \left(-\frac{2L^d}{\|r_{ij}\|^3} + \frac{2}{\|r_{ij}\|} \right) + B \left(-\frac{2\Phi^d}{\|\varphi_{ij}\|^3} + \frac{2}{\|\varphi_{ij}\|} \right) \quad (12)$$

通过所设计的总势场函数，对势场函数 V_{ij}^{φ} 和 V_{ij}^l 形成的总势场 V^{total} 中的夹角参数 φ 和距离参数 l 进行调整，从而使各个 follower 机器人到达所需机器人队形中的理想位置并跟踪 leader 机器人。

3 控制器的设计

为了使多机器人系统中的 leader 快速而准确地跟踪确定目标，本文采用基于 Backstepping 控制方法^[10]设计的控制器。移动机器人对确定目标的跟踪可描述为寻求一个控制矩阵 K 。

$$K = \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} \end{bmatrix}, k_{ij} = k(t, p_e) \quad (13)$$

使得 $v(t)$ 和 $\omega(t)$ 的控制：

$$\begin{bmatrix} v(t) \\ w(t) \end{bmatrix} = \mathbf{K} \cdot \mathbf{p}_e = \mathbf{K} \begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ \theta_e \end{bmatrix} \quad (14)$$

使 \mathbf{p}_e 趋向于零, 即 $(x_e, y_e, \theta_e)^T$ 有界且 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|(x_e, y_e, \theta_e)^T\| = 0$ 。

对位姿误差方程 \mathbf{p}_e 求微分, 可得移动机器人位姿误差模型为:

$$\dot{\mathbf{p}}_e = \begin{bmatrix} \dot{x}_e \\ \dot{y}_e \\ \dot{\theta}_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega y_e - v + v_r \cos \theta_e \\ -\omega x_e + v_r \sin \theta_e \\ \omega_r - \omega \end{bmatrix} \quad (15)$$

定义新的误差变量: $\bar{\theta}_e = \theta_e - \alpha$, 其中 $\alpha = \arctan(v_r, y_e)$, 取 Lyapunov 函数为:

$$V = \frac{1}{2} x_e^2 + \frac{1}{2} y_e^2 + 2(1 - \cos \frac{\bar{\theta}_e}{2}) \quad (16)$$

对式 (16) 求导可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= x_e \dot{x}_e + y_e \dot{y}_e + \dot{\theta}_e \sin \frac{\bar{\theta}_e}{2} = \\ & x_e (\omega y_e - v + v_r \cos \theta_e) + y_e (-\omega x_e + \\ & v_r \sin \theta_e) + (\omega_r - \omega - \frac{\partial \alpha}{\partial v_r} \dot{v}_r - \frac{\partial \alpha}{\partial y_e} \dot{y}_e) \sin \frac{\bar{\theta}_e}{2} = \\ & x_e (v_r \cos \theta_e - v) + (\omega_r - \omega - \frac{\partial \alpha}{\partial v_r} \dot{v}_r - \\ & \frac{\partial \alpha}{\partial y_e} \dot{y}_e) \sin \frac{\bar{\theta}_e}{2} + y_e v_r \sin \theta_e = \\ & x_e (v_r \cos \theta_e - v) + [\omega_r - \omega - \frac{\partial \alpha}{\partial v_r} \dot{v}_r - \\ & \frac{\partial \alpha}{\partial y_e} (-\omega x_e + v_r \sin \theta_e)] \sin \frac{\bar{\theta}_e}{2} + y_e v_r \sin \theta_e = \\ & x_e (v_r \cos \theta_e - v) + [\omega (x_e \frac{\partial \alpha}{\partial y_e} - 1) + \omega_r - \\ & \frac{\partial \alpha}{\partial v_r} \dot{v}_r - v_r \sin \frac{\theta_e}{2} \frac{\partial \alpha}{\partial y_e}] \sin \frac{\bar{\theta}_e}{2} + y_e v_r \sin \theta_e \end{aligned} \quad (17)$$

设计控制律为:

$$\begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_r \cos \theta_e + c_1 x_e \\ \frac{-y_e v_r \sin \theta_e}{\sin \frac{\theta_e}{2}} + v_r \sin \frac{\theta_e}{2} \frac{\partial \alpha}{\partial y_e} + \frac{\partial \alpha}{\partial v_r} \dot{v}_r - \omega_r \\ x_e \frac{\partial \alpha}{\partial y_e} - 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

将式 (18) 代入式 (17) 得:

$$\dot{V} = -c_1 x_e^2 - c_2 \sin^2 \bar{\theta}_e \leq 0 \quad (19)$$

其中: c_1, c_2 为大于零的数, 由式 (19) 可以看出 $\dot{V} \leq 0$, 由于 V 为连续可微的正定函数且有界, \dot{V} 为半负定连续函数, 根据 Lyapunov 稳定性判据可知, 由式 (18) 表示的控制律能使移动机器人的位姿误差收敛到零。

4 目标跟踪

4.1 目标识别

要实现移动机器人对目标的跟踪, 首先必须识别目标, 本文采用 SURF (speeded up robust features) 算法^[11-12] 识别目标。先将视觉获取的图像通过遗传算法提取 ROI (region of interest) 区域 F_{ROI} 和模板 $M(x, y)$, 从而提取 SURF 特征点, 分别得到两个点集 $F_s = (a_1, a_2, \dots, a_p)$ 和 $M_s = (b_1, b_2, \dots, b_q)$, 假设 $p \geq q$ 。每个特征点均由一个 64 维的向量组成, 点集 F_s 中的点 a_i 的特征向量表示为: $V_{a_i} = \{X_{a_i}^0, X_{a_i}^1, \dots, X_{a_i}^{63}\}$ 。在 SURF 特征点的匹配过程中, 采用欧氏距离对两个特

征点的相似性度量进行计算, 对于 M_s 中的任一特征点 b_i , 先求出 F_s 中与 b_i 的欧氏距离最小的特征点 $a_j, j \in [1, p]$, 则对应的欧氏距离为:

$$Dis_{ij} = \left[\sum_{k=0}^n (X_{a_j}^k - X_{b_i}^k)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

式中, $X_{a_j}^k$ 表示 a_j 中的特征向量的第 k 个元素, $X_{b_i}^k$ 表示 b_i 中的特征向量的第 k 个元素。然后求出次最小距离的特征点为 a_h , 对应的点与 a_h 之间的欧氏距离为:

$$Dis_{sh} = \left[\sum_{k=0}^n (X_{a_h}^k - X_{b_i}^k)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

然后设定阈值 τ , 当满足: $d_{sh} = \frac{d_{ij1}}{d_{ij2}} < \tau$ 时, 则认为 a_{j1} 和 b_i 是一对匹配点。最终可选出 k 个匹配的特征点, 这些特征点在 $F(x, y)$ 中的坐标分别为 $d_i(x, y), i = 1, 2, \dots, k$ 。

对选出的所有匹配特征点求平均得:

$$\bar{d}(x, y) = \left(\frac{\sum_{i=1}^k d_i(x, y)}{k} \right) = (\bar{d}_x, \bar{d}_y) \quad (20)$$

则式 (20) 就是所要求的目标位置。

4.2 固定目标跟踪

当移动机器人对固定目标进行跟踪时, 需先进行路径规划, 找到到固定目标的最优路径, 再进行目标跟踪, 本文采用遗传算法进行路径规划, 假设在路径规划过程中不存在障碍物。设路径点的坐标为 (x_i, y_i) , 路径最短的适应度函数^[13]为:

$$fit = \sum_{i=0}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (21)$$

其算法的具体步骤为:

- 1) 对于初始种群的形成, 可随机地在工作空间中垂直于 x_1, x_2, \dots, x_n 的垂线上选择, 本文中种群规模取为 40;
- 2) 按式 (21) 可得到群体内各个体的适应度, 得到相应的累计值为 S_i , 最后一个累计值记为 S_n ;
- 3) 在区间 $[0, S_n]$ 内产生均匀分布的随机数 R ;
- 4) 依次用 S_i 与 R 相比较, 当出现第一个 S_i 大于或等于 R 的个体 i 将会被选为复制对象;
- 5) 重复 3)、4), 直至满足需要的个体数目;
- 6) 对于复制得到的个体, 首先进行两两随机配对, 然后按杂交概率 P_c , 采用双点交叉对匹配的个体进行交叉繁殖, 产生一对新的个体;
- 7) 对得到的新的个体加入随机扰动, 本文取 $[-0.15, 0.15]$ 范围内的零均值高斯白噪声作为扰动, 找出最优解;
- 8) 终止条件。

4.3 动态目标跟踪

卡尔曼滤波器^[14-15]能快速而准确地估计运动目标的运动参数。系统的状态方程为:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{X}_k + \boldsymbol{\xi}_k \quad (22)$$

观测方程为:

$$\mathbf{V}_{k+1} = \mathbf{C}_k \mathbf{X}_{k+1} + \boldsymbol{\eta}_{k+1} \quad (23)$$

\mathbf{A}_k 为状态转移矩阵, $\boldsymbol{\xi}_k$ 为系统动态噪声矢量, \mathbf{X}_k 为系统状态矢量; \mathbf{C}_k 为观测系数矩阵, $\boldsymbol{\eta}_{k+1}$ 为系统观测噪声矢量, \mathbf{V}_{k+1} 为系统观测矢量, $\boldsymbol{\eta}_{k+1}$ 和 $\boldsymbol{\xi}_k$ 是零均值高斯白噪声序列, 且彼此相互独立, 协方差矩阵分别为 \mathbf{Q}, \mathbf{R} 。

根据已知条件, 预测下一刻系统的状态, 状态向量预测方程为:

$$X_{k+1|k} = A_k X_k + \xi_{k+1} \quad (24)$$

状态向量协方差矩阵为:

$$P_{k+1|k} = A_k P_k A_k^T + Q \quad (25)$$

其中: P_k 和 $P_{k+1|k}$ 分别为 X_k 和 $X_{k+1|k}$ 的协方差矩阵。

根据预测值和测量值可得现在状态的最优估计值为:

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_{k+1|k} + K G_k (V_{k+1} - C_k \hat{X}_{k+1|k}) \quad (26)$$

$$K G_k = P_{k+1|k} C_k^T (C_k P_{k+1|k} C_k + R)^{-1} \quad (27)$$

$K G_k$ 为卡尔曼增益。

更新 \hat{X}_{k+1} 的协方差矩阵为:

$$P_{k+1} = (I - K G_k H) P_{k+1|k} \quad (28)$$

其中: I 是单位矩阵。

通过以上公式不断进行递推运算, 即可得出卡尔曼滤波的最优估计值。

当移动机器人跟踪运动目标时, 假设运动目标作匀速运动, 因此, 运动目标的运动状态可以用其某时刻在图像中的位置和速度来表示。先对 X 轴方向的滤波过程进行讨论, Y 轴方向同理, 目标物体运动状态方程为:

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + v_k T \\ v_{k+1} = v_k + a_k T \end{cases} \quad (29)$$

式 (29) 中, x_k 为运动目标在 $t=k$ 时刻时 X 轴方向上的位置; v_k 为运动目标在 $t=k$ 时刻 X 轴方向上的速度; a_k 为运动目标在 $t=k$ 时刻 X 轴方向上的加速度; T 为运动目标在第 k 帧图像和 $k+1$ 帧图像之间的时间间隔, $a_k T$ 和 $v_k T$ 为白噪声序列。将式 (29) 写为矩阵形式为:

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ v_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ v_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ a_k T \end{bmatrix} \quad (30)$$

则系统的状态矢量为:

$$S_k = [x_k \quad v_k]^T \quad (31)$$

状态转移矩阵为:

$$H(k) = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (32)$$

系统的动态噪声矢量为:

$$n_k = \begin{bmatrix} 0 \\ a_k T \end{bmatrix} \quad (33)$$

由于上述的观测值是目标在图像中的像素位置, 即:

$$x_{k+1} = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ v_{k+1} \end{bmatrix} \quad (34)$$

则卡尔曼滤波器系统观测矢量为:

$$V(k+1) = \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ v_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ v_{k+1} \end{bmatrix} \quad (35)$$

系统的观测系数矩阵为:

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (36)$$

通过上述系统建立的状态方程和观测方程, 经过递推, 就可以不断预测目标在下一帧图像中的位置。

在 $t=k$ 时刻, 利用 SURF 算法识别出运动目标在第 k 帧图像中的位置记为 x_k , 当运动目标第一次出现时, 根据此时运动目标的观测位置 x_0 初始化滤波器:

$$X(0) = [x_0 \quad 0]^T \quad (37)$$

在对角线上对系统初始状态向量协方差矩阵取较大值, 取

值根据实际测量情况来获得, 本文取为:

$$P_0 = \begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix} \quad (38)$$

系统的动态噪声协方差矩阵 N 取为:

$$N = \begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix} \quad (39)$$

通过计算得到运动目标在下一帧图像中的预测位置 $X(1|0)$ 。在该位置附近, 继续对运动目标在下一帧图像中的位置进行局部搜索, 识别出的运动目标质心位置即为 $X(1|1)$ 。同理, 运动目标在第 $k+1$ 帧图像中的预测位置位为 $X(k+1|k)$, 在该预测位置附近进行局部搜索, 通过 SURF 算法识别出的目标位置坐标为 $X(k+1)$ 。

5 仿真结果

根据以上的控制算法, 采用 Matlab 进行算法编程仿真, 仿真中假设有两台跟随机器人随一台领航机器人运动, 其距离参数 $l=0.8$ m, 夹角参数 $\varphi = \frac{\pi}{3}$ 。图 2 为多移动机器人对固定目标进行跟踪, 取节点数 $n=35$, 群体规模 $m=40$, 遗传算子 $P_r=0.25$, $P_c=0.65$, 通过采用遗传算法得到领航机器人的最优路径为 $y=x+0.3$, 领航机器人在该路径下带领跟随机器人到达目标点。图 3 为移动机器人的位姿误差曲线图, 在 $t=3$ s 时位姿误差趋近于零。

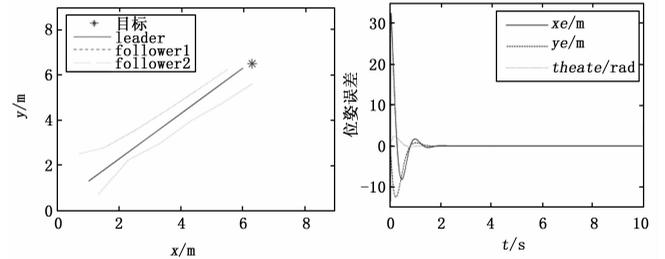


图 2 固定目标跟踪

图 3 位姿误差

图 4~图 6 为多移动机器人对运动目标的跟踪。假设动态目标的初始位置为 $(-2000, 500)$, 运动速度为 $v=10$ m/s, 扫描周期 $T=5$ s, 且运动轨迹为一条直线, 则由图 4 可以看出, 移动机器人根据卡尔曼滤波器得出的估计轨迹跟踪动态目标, 由图 5 和图 6 可以看出根据所设计的控制器位移误差逐渐趋近于零, 最终稳定地跟踪动态目标。

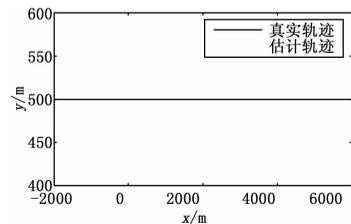


图 4 动态目标跟踪

6 结语

本文讨论了多移动机器人对固定目标和运动目标的跟踪问题, 利用 SURF 算法识别目标, 对固定目标的跟踪, 先进行路径规划, 找出最优路径, 机器人根据找出的最优路径跟踪固定目标。对运动目标的跟踪则采用卡尔曼滤波器得出运动目标的

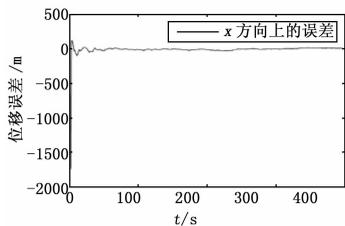


图 5 横坐标位姿误差

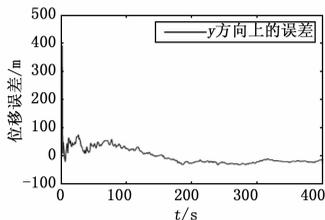


图 6 纵坐标位姿误差

最优估计值, 移动机器人根据得出的估计值进行路径规划, 跟踪动态目标, 最后通过 MATLAB 仿真, 仿真结果表明, 通过所设计的控制器和算法能实现多移动机器人对固定目标与运动目标的跟踪。该研究对多移动机器人对运动目标的跟踪具有一定的参考价值, 以及为实际的救援工作提供了模拟平台, 在后续的工作中, 将对多移动机器人协调的稳定性做进一步的研究。

参考文献:

[1] Chwa D. Sliding-mode tracking control of nonholonomic wheeled mobile robots in polar coordinates [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2004, 12 (4): 637-644.

[2] 戴博, 肖晓明, 蔡自兴. 移动机器人路径规划技术的研究现状与展望 [J]. 控制工程, 2005, 12 (3): 198-202.

[3] Lee T L, Lai L C, Wu C J. A fuzzy algorithm for navigation of mobile robots in unknown environments [A]. Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 3039-3042.

[4] 许伟. 基于激光雷达环境信息处理的机器人定位导航技术研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2006.

[5] 伍明, 孙继银. 基于扩展式卡尔曼滤波的移动机器人未知环境下动态目标跟踪 [J]. 机器人, 2010, 32 (3).

[6] 沈义平. 多机动模式下移动机器人目标跟踪控制研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.

[7] 彭林. 多移动机器人集群运动控制研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2006.

[8] 胡玮韬. 多机器人编队及运动控制研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010.

[9] 王佳, 吴晓蓓, 徐志良. 一种基于势能函数的多智能体编队控制新方法 [J]. 信息与控制, 2008, 37 (3): 263-268.

[10] 王家军. 非完整控制系统的非线性控制策略研究 [D]. 天津: 天津大学, 2003.

[11] 贾伟, 张清, 席庆彪, 等. 基于 SURF 的 UAV 快速目标识别算法 [J]. 计算机工程与应用, 2013, 49 (23): 132-136.

[12] 李凤英. 移动机器人目标识别及跟踪搬运策略研究 [D]. 大连: 大连海事大学, 2009.

[13] 刘玲. 基于智能计算的移动机器人路径规划方法研究 [D]. 湖南: 湖南大学, 2007.

[14] 刘士荣, 孙凯, 张波涛, 等. 基于改进 Camshift 算法的移动机器人运动目标跟踪 [J]. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2011, 39 (2): 224-226.

[15] Chui C K, Chen G R. 卡尔曼滤波及其实时应用 [M]. 第 4 版. 北京: 清华大学出版社, 2013.

(上接第 140 页)

来将研究运用机器学习进行智能图像增强问题, 使更多的步骤实现自适应操作。

参考文献:

[1] 张广燕, 王俊平, 汪松, 等. 一种 SLIP 模型的图像增强新算法 [J]. 西安电子科技大学学报 (自然科学版), 2014, 41 (2): 105-109.

[2] 黄仁, 梁笑. 基于多尺度子带划分的雾霾天气图像增强方法 [J]. 计算机应用, 2014, 31 (4): 215-218.

[3] Yunhong L, Liang G, Yi X, et al. Method of medical image enhancement based on wavelet fusion [J]. Laser & Infrared, 2013, 43 (10): 1188-1191.

[4] 汤晓春. 遥感图像增强方法的研究及实现 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2008.

[5] Gorai A, Ghosh A. Hue-preserving color image enhancement using particle swarm optimization [A]. Recent Advances in Intelligent Computational Systems (RAICS), 2011 IEEE [C]. IEEE, 2011: 563-568.

[6] 方志军, 刘心韵, 伍世虔, 等. 基于子带加权融合的多尺度 Ret-

inex 图像增强算法 [J]. 山东大学学报 (理学版), 2013, 48 (11): 93-98.

[7] Nikolova M. A Fast Algorithm for Exact Histogram Specification. Simple Extension to Colour Images [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2013, 34 (3): 174-185.

[8] Grundl M, Dodgson N A. Color Histogram Specification by Histogram Warping [J]. Color Imaging X Processing Hardcopy & Applications, 2005, 56 (2): 610-624.

[9] 秦绪佳, 王慧玲, 杜铁诚, 等. HSV 色彩空间的 Retinex 结构光图像增强算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25 (4): 488-493.

[10] Chen C, Shi-Qiang H U, Zhang J. Application of exposure fusion to single image dehazing [J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32 (1): 241-246.

[11] 尹士畅, 喻松林. 基于小波变换和直方图均衡的红外图像增强 [J]. 激光与红外, 2013, 43 (2): 225-228.

[12] 蒋盛益, 李霞. 一种改进的 BIRCH 聚类算法 [J]. 计算机应用, 2009, 29 (1): 293-296.

[13] 冈萨雷斯. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.