

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2017.02.020

基于视觉分析的机器人最优避障路径识别方法^①

刘欣¹, 陈武²

1. 西南大学 信息中心, 重庆 400715; 2. 西南大学 计算机与信息科学学院, 重庆 400715

摘要: 传统的机器人避障路径识别方法存在识别不准确、误差大、效率低的问题. 对此, 本文提出基于视觉分析的机器人最优避障路径识别方法: 建立机器人避障路径观测模型以分析机器人运动状态, 采用基于 RBPF 的 SLAM 方法对避障路径进行降噪滤波处理, 在此基础上运用适应度函数排序避障路径, 并引入视觉分析法识别排序后的避障路径, 从而实现有效识别最优避障路径的目的. 实验结果证明, 与传统识别方法相比, 改进方法的识别精度较高, 运行耗费时间较短, 具有一定的实用性.

关键词: RBPF; SLAM; 识别方法; 视觉分析

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1673-9868(2017)02-0128-07

机器人是当代最重要的科技成果之一. 它是电子信息、自动化及计算机等技术合并发展的产物, 也是人类对机器和智能的探索达到新阶段的标志^[1-2]. 机器人技术的产生与发展, 使传统的工业生产面貌发生了基础性变化, 对人类的社会生活产生了深远影响^[3]. 近年来, 随着机器人技术的不断发展、完善和优化, 机器人已经广泛应用于各个领域. 在关于机器人的研究与应用中, 如何选取最优避障路径成为了亟待解决的问题^[4-5]. 目前提出的方法主要有如下几类: 一是基于视频的机器人避障路径识别方法^[6], 即通过采用 hough 变换确定路径边界, 在给定运动边界的条件下实时识别避障路径; 但该方法存在识别精度低的问题. 二是基于地理门槛的识别方法^[7], 即预先设定地理信息, 结合地理门槛算法分析机器人的即时环境, 实现避障路径的自动识别; 但该方法存在识别时间长、过程复杂的问题. 三是基于 SAO 分析的识别方法^[8], 即将挖掘技术与 SAO 结构分析法相结合, 针对识别时存在的关键性问题构建模型, 并引入定量指标对所有路径进行分析, 从而实现避障路径的识别; 但该方法存在误差较大, 在大范围、长时间的条件下效果不佳的问题.

针对已知方法的缺陷, 本文提出了基于视觉分析的机器人最优避障路径识别方法. 该方法通过建立机器人避障路径观测模型, 分析机器人的运动状态, 采用基于粒子滤波器(Rao-Blackwellized Particle Filter, RBPF)的即时定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)方法对避障路径进行降噪滤波处理, 在此基础上采用适应度函数对避障路径进行排序, 并引入视觉分析法识别排序后的避障路径, 从而实现对最优避障路径的有效识别. 实验结果证明, 较之传统的识别算法, 这一改进算法识别精度较高, 运行耗费时间较短, 具有一定的实用性.

1 机器人避障路径观测模型的建立

为准确识别机器人的避障, 我们需要建立针对机器人避障路径的观测模型, 以分析机器人的运动状

① 收稿日期: 2016-06-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(61262029).

作者简介: 刘欣(1982-), 女, 山东崂山人, 工程师, 主要从事人工智能、云计算、数据挖掘、计算机网络及信息系统等方面的研究.

态^[9-10]. 机器人在运动时, 其位置和姿态角在全局坐标系中用 $\mathbf{x}_t = (x, y, \phi)^T$ 表示. 其中, (x, y) 为机器人的具体位置; ϕ 为机器人纵轴与全局坐标系纵轴的夹角, ϕ 的方向设置中, 一般是将全局坐标系纵轴设定为 0° , 沿逆时针方向为正, 顺时针方向为负, 故姿态角 ϕ 的范围为 $-180^\circ \sim 180^\circ$. 若某一个较短时间间隔为 ΔT , 机器人运动速度为 V_t , 偏转角度为 α_t , 则机器人在此时间段里的运动距离是 $V_t \cdot \Delta T$. 在这种情况下, 机器人的运动模式可利用基于控制命令的运动模型表示, 在输入 $u_t = (V_t \alpha_t)$ 时, 对机器人运动情况进行分析的结果如下所示:

$$\mathbf{X}_t = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ \phi_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{t-1} + (V_t + \sigma_v)\Delta T \cos(\phi_{t-1} + \alpha_t + \sigma_y) \\ y_{t-1} + (V_t + \sigma_v)\Delta T \sin(\phi_{t-1} + \alpha_t + \sigma_y) \\ \phi_{t-1} + \frac{(V_t + \sigma_v)\Delta T}{R} \sin(\alpha_t + \sigma_y) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, x_t, y_t 为机器人在空间坐标系中的坐标; ϕ_t 为机器人的朝向角; ΔT 是采样时长; R 是机器人的两轮中心间隔; σ_v 是机器人的速度噪声; σ_y 是机器人旋转时的角度噪声.

假设观测到的环境特征是静止的, 且其模型可用点特征表示. 在全局坐标系中, 环境特征 i 的位置 $S_i = (x_i, y_i)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, k$ 是环境特征个数. 如上所述, 假设机器人的环境特征为静止, 因而采用测距传感器可获取第 i 个环境特征和机器人间的距离 r_i , 以及与机器人的相对角度 θ_i . 则机器人的观测模型 $g(s_t, \lambda_m)$ 可表示为:

$$g(s_t, \lambda_m) = \begin{bmatrix} r_i \\ \theta_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_i - x_t)^2 + (y_i - y_t)^2} + \sigma_d \\ \arctan \frac{y_i - y_t}{x_i - x_t} - \phi + \sigma_\theta \end{bmatrix} = \nabla \mathbf{g}(\cdot) \cdot \mathbf{X}' + \mathbf{v}(t) = \nabla \mathbf{g}(\cdot) \cdot \mathbf{X}' + \begin{bmatrix} \sigma_d & 0 \\ 0 & \sigma_\theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{v}(t)$ 为噪声协方差矩阵; (x_i, y_i) 为第 i 个环境特征在空间坐标系中的坐标; (x_t, y_t) 为机器人在空间坐标系中的坐标; r_i 为机器人的位置与第 i 个路标的间距, θ_i 为相对角度; σ_d 为观测模型的距离噪声; σ_θ 为观测模型的角度噪声; \mathbf{X}' 为机器人位置 X_t 与第 i 个环境特征在空间坐标系中的坐标联合状态向量; $\nabla \mathbf{g}(\cdot)$ 为观测模型对于机器人位置 X_t 与第 i 个环境特征的坐标联合状态向量 \mathbf{X}' 的 Jacobian 矩阵, 可表示为:

$$\nabla \mathbf{g}(\cdot) = \frac{d\mathbf{g}}{d\mathbf{X}'} = \begin{bmatrix} -\frac{dx}{r} - \frac{dy}{r} & 0 & \frac{dx}{r} & \frac{dy}{r} \\ \frac{dy}{r^2} - \frac{dx}{r^2} & -1 & -\frac{dy}{r^2} & \frac{dx}{r^2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中,

$$r = \sqrt{(x_i - x_t)^2 + (y_i - y_t)^2} \quad dx = x_i - x_t \quad dy = y_i - y_t$$

2 机器人最优避障路径识别方法的改进

2.1 避障路径信息预处理

基于粒子滤波(Particle Filter, PF)的 SLAM 方法是将移动机器人的观测模型融入 PF 中, 通过随机采样点表示状态向量的后验概率密度函数. 但在高维状态空间中进行采样时, 需要用大量的样本来保障算法的性能, 而计算复杂度将随样本数量的增多显著增大. 因此, 本文采用基于 RBPF 的 SLAM 方法进行降噪滤波处理. RBPF 的基本思路可用下式表示:

$$p(s^t, \lambda^t | z^t, u^{t-1}, n^t) = p(s^t, \lambda^t | z^t, u^{t-1}, n^t) \prod_{k=1}^K p(s^t, \lambda^t | z^t, u^{t-1}, n^t) \quad (4)$$

其中, t 为采样时间; $s^t = \{s_0, s_1, \dots, s_t\}$ 为机器人的位置集合; $u^{t-1} = \{u_0, u_1, \dots, u_{t-1}\}$ 为机器人的控制输入信息集合; $z^t = \{z_0, z_1, \dots, z_t\}$ 为机器人的观测数据集合; $\lambda_t = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_t\}$ 为观测的环境特征

集合; $\lambda_i^k = \{\lambda_1^k, \lambda_2^k, \dots, \lambda_n^k\}$ 为 t 时刻机器人观测到的第 k 个环境信息; n' 为数据关联参数。

首先,对机器人避障路径信息进行调整,将采样前的机器人避障路径信息集设置为 $\{S_i^t\} = \{S_i^t, W_i^t\}$, $i = 1, 2, \dots, M$; 其中, S_i^t 为预测采样时机器人位置状态的后验概率分布,对应的权重是 W_i^t 。在进行重采样时,需要针对机器人避障路径信息集 $\{S_i^t\}$ 重新计算避障路径信息分布,则避障路径选择速度及位置的更新公式如下所示:

$$\begin{cases} V_i^{t+1} = \omega V_i^t + c_1 r_1 (S_{\text{pbest}} - S_i^t) + c_2 r_2 (S_{\text{gbest}} - S_i^t) \\ S_i^{t+1} = \omega V_i^{t+1} + (1 - \epsilon) \cdot S_i^t \end{cases} \quad (5)$$

其中, V_i^t 为避障路径信息 S_i^t 采集时在 t 时刻的速度; S_i^t 为避障路径信息 i 在 t 时刻的位置; S_{pbest} 为机器人位置值的局部最优解; S_{gbest} 为机器人位置值的全局最优解; ω 为惯性权重算子; r_1, r_2 为时间均匀分布的随机数; c_1 和 c_2 为加速算子。为确保算法一直处于最优收敛速度, ω 需要满足以下条件:

$$\begin{cases} \epsilon = c_1 r_1 + c_2 r_2 \\ \omega = (\epsilon - 0.1) \cdot \text{rand}(0, 1) & 0 < \epsilon < 0.5 \\ \omega = (0.9 - \epsilon) \cdot \text{rand}(0, 1) & 0.5 \leq \epsilon < 1 \end{cases} \quad (6)$$

其次,我们对避障路径信息进行选择。在经过重新计算之后,避障路径信息集变为

$$\{S_i^{t+1}\} = \{S_i^{t+1}, W_i^{t+1}\}$$

按权重大小进行排列,并从避障路径次数中选择次数最少的路径信息,以 $\{S_i^{t+1}, W_i^{t+1}\}$ 进行表示。其中, W_i^{t+1} 为避障路径信息 S_i^{t+1} 对应的权值。在引入适应度函数 $Fit(\cdot)$ 和能效吸引力 $F_{i,k}$ 对避障路径信息进行选择时,结果如下所示:

$$d_{i,k} = \sqrt{(F_{i,k} - Fit(\cdot))^2} \quad (7)$$

其中, $F_{i,k} = Fit(s_i) - Fit(s_k)$, $Fit(s_i) = W_i^t$, $Fit(s_k) = W_k^t$, $F_{i,k}$ 为避障路径信息 i 对避障路径信息 k 的能效吸引力。

最后,我们对选取的避障路径信息进行滤波,降低周围环境对避障路径信息的干扰,实现对避障路径的预处理。设置滤波时的随机线性离散时间系统表达式为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{k+1} = \Phi_k \mathbf{X}_k + \Gamma_k \mathbf{U}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (8)$$

其中, \mathbf{X}_k 是 n 维状态向量; \mathbf{y}_k 是 m 维观测序列; Φ_k 是 $n \times n$ 维状态转移矩阵; Γ_k 是 $n \times p$ 维的输入噪声矩阵; \mathbf{H}_k 是 $m \times n$ 维的观测矩阵; \mathbf{U}_k 是 p 维噪声序列; \mathbf{V}_k 是 m 维观测噪声序列。此时的初始估计误差协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_0 = E\{[\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0][\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0]^T\} \quad (9)$$

其中, \mathbf{X}_0 为避障路径初始状态, $\hat{\mathbf{X}}_0$ 为初始状态的估计值。经 H_∞ 滤波后,结果如下所示

$$J_S = \inf \frac{\sum_{k=0}^N \|e_k\|^2}{\|\mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0\|_{p_0}^2 + \sum_{k=0}^N \|\mathbf{U}_k\|^2 + \|\mathbf{V}_k\|^2} \quad (10)$$

上式中 p_0 为对称正定阵,表示初始估计值 $\hat{\mathbf{X}}_0$ 和初始状态 \mathbf{X}_0 间偏差的大小。

综上所述,通过建立机器人观测模型,并对避障路径信息重采样后进行 H_∞ 滤波,可降低周围环境对避障路径信息的干扰,实现对避障路径的预处理,从而为机器人最优避障路径的识别提供基础依据。

2.2 识别方法的改进

在对路径信息进行滤波的基础上,依据适应度函数对机器人避障路径进行排序,并通过视觉分析法按排序结果依次识别,选出最优避障路径。换言之,在对避障路径进行滤波的基础上,主要以适应度函数为避障路径选取准确度的标准,进行避障路径排序。

假设避障路径上路标点 p_i 的绝对坐标为 (x_i, y_i) , $i=1,2,\dots,n$, 起始点坐标为 (x_0, y_0) , 目标点绝对坐标为 (x_{n+1}, y_{n+1}) , 则此时各避障路径的位置坐标方程表示为

$$y = \frac{y_i - y_{n+1}}{x_i - x_{n+1}} \quad (11)$$

适应度函数为

$$f_1 = \sum_{j=1}^q f_{1,j} \quad (12)$$

上式中, $f_{1,j} = d_f - r_j$, r_j 为机器人准确选取避障路径的概率; d_f 为第 j 条路径被机器人选取的概率.

在确定适应度函数的基础上, 对机器人避障路径进行排序, 其结果如下式所示

$$d(t) = \sqrt{(x_p(t) - x_q(t))^2 + (y_p(t) - y_q(t))^2} \quad (13)$$

上式中, $(x_q(t), y_q(t))$ 为路径 q 在 t 时刻的位置, $(x_p(t), y_p(t))$ 为路径 p 在 t 时刻的位置.

在排序基础上引入视觉分析法, 对已排序的避障路径进行分析, 必须先确定避障路径的特征线性频率尺度, 从而为识别最优避障路径提供依据. 特征线性频率尺度表达式如下所示

$$T = k \bar{A}_0 \sum_{n=0}^{N-1} \frac{1}{d(t)} \quad (14)$$

其中, N 为尺度个数, k 为比例因子, \bar{A}_0 为 2 个避障路径间中心频率的比例因子.

此时机器人避障路径识别结果可表示为

$$P(x, y) = \frac{\sqrt{\left(\sum_n e_{no}(x, y)\right)^2 - T}}{\sum_n A_{no}(x, y) + \epsilon} \quad (15)$$

上式中, $e_{no}(x, y)$ 为避障路径 (x, y) 的置信度, $A_{no}(x, y)$ 为避障路径 (x, y) 的估计值, T 为技术参数, ϵ 为机器人避障路径识别参数. 当 $\epsilon \leq 0$ 且 $T > 0$ 时, $P(x, y)$ 处于最优避障路径; 反之, 当 $\epsilon > 0$ 且 $T < 0$ 时, $P(x, y)$ 为最差的避障路径, 可直接忽略.

综上所述, 在采用基于 RBPF 的 SLAM 方法对机器人避障路径进行滤波预处理以降低外界对避障路径干扰的基础上, 依据适应度函数对避障路径进行排序, 并引入视觉分析法, 即可实现对机器人最优避障路径的有效识别.

3 实验结果分析

为验证改进的识别方法在真实环境中的有效性与可行性, 与传统基于地理门槛的机器人避障路径识别方法及 SAO 分析方法进行比对, 本文设计了如下实验: 选用 Data set 数据集中的数据, 利用指定的机器人(如图 1), 在指定大小为 $150 \times 150 \text{ m}^2$ 的公园(如图 2)中进行验证实验. 实验环境中主要障碍物为树木. 其中, $150 \times 150 \text{ m}^2$ 的仿真实验环境中共含有 150 个障碍物. 仿真环境的障碍物分布情况如图 3 所示.

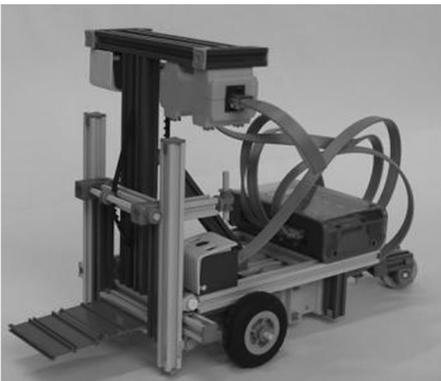


图 1 实验用简易机器人



图 2 实验环境

设定速度噪声 $\sigma_v=0.1$ m/s, 角度噪声 $\sigma_\gamma=2^\circ$, 测试硬件参数为 2.26 GHz. Intel Core i5 CPU, 4 GB 内存. 实验对比结果如图 4~6 所示.

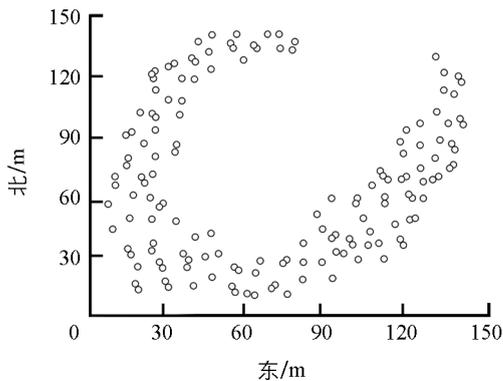
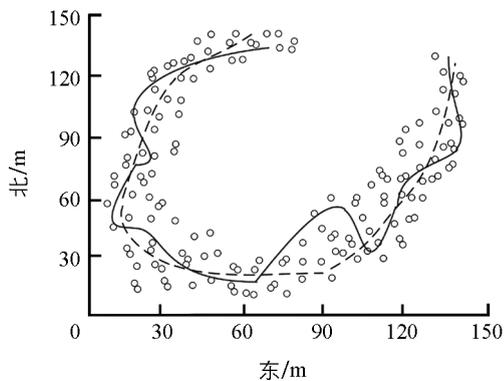
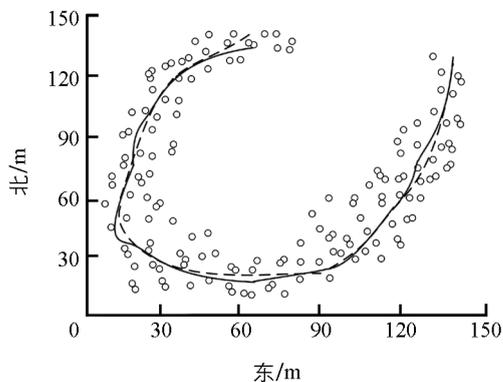


图 3 仿真环境



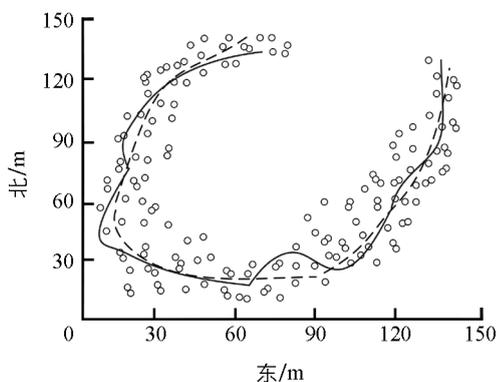
虚线为实际路径, 实线为机器人识别的最优避障路径.

图 4 地理门槛方法



虚线为实际路径, 实线为机器人识别的最优避障路径.

图 5 改进的算法



虚线为实际路径, 实线为机器人识别的最优避障路径.

图 6 SAO 分析方法

由图 4~6 可知, 采用传统的基于地理门槛的避障路径识别方法时, 机器人初期便远离实际路径, 虽在中途回归实际路径, 但随即又出现偏离, 实验全程偏离及回归实际路径达到 9 次. 这表明, 传统基于地理门槛的识别方法对周围环境及路径识别的准确度偏低. 采用 SAO 分析方法时, 全程共出现 6 次偏离实际路径的情况, 偏离幅度较大, 且实验大部分时间内机器人所识别路径与实际路径不吻合. 这表明, 基于 SAO 分析的识别方法, 同样存在对周围环境及路径识别准确度低的问题. 采用改进的算法时, 全程共出现 4 次偏离实际路径的情况, 均在偏离幅度不大的情况下, 并在较短时间内回归实际路径, 而且在实验的大部分时间内均与实际路径吻合. 由此可证, 本文提出的改进方法对避障路径和周围环境的识别精度较高, 适合大范围、长时间使用, 具有一定的优势.

在仿真环境中, 将 3 种方法分别运行 30 次, 以识别精度和运行耗费时间为标准进行比较, 结果如图 7~8 所示.

由图 7 可知, 在采用传统基于地理门槛的机器人避障路径识别方法时, 识别精度约为 84.5%, 且在第 10~20 次实验时出现了精度显著下降的情况, 此后虽有所回升, 但回升幅度有限. 采用基于 SAO 分析的识别方法时, 识别精度约为 76.8%, 且随实验次数的增加出现大幅度波动. 采用本文所提出的改进方法时, 其识别精度约为 93.4%, 相比地理门槛方法、SAO 分析法, 分别提高了约 8.9%, 16.6%, 且随着实验次

数的增加,在相当程度上呈现了学习曲线,具有一定的优势.

由图 8 可知,采用传统的基于地理门槛的机器人避障路径识别方法时,运行耗费时间约为 51.2 min,且在第 10~20 次实验时出现耗时大幅度增加的现象.采用基于 SAO 分析的方法时,运行耗费时间约为 58.9 min,且耗时随实验次数大幅度增加.采用本文所提出的改进方法时,运行时间耗费约为 35.9 min,耗时随实验次数增加的幅度不大.总体上,改进的方法与地理门槛方法、SAO 分析法比较,平均运行时间分别降低了约 15.3 min, 23 min,说明改进的方法具有一定的鲁棒性.

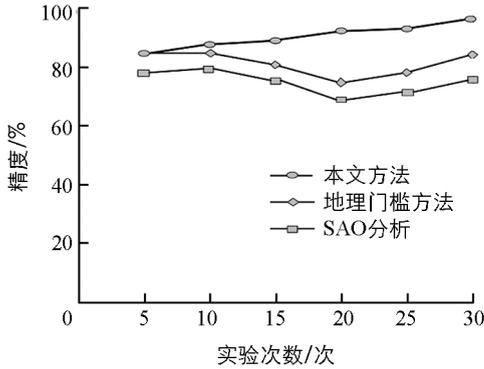


图 7 不同算法下精度对比图

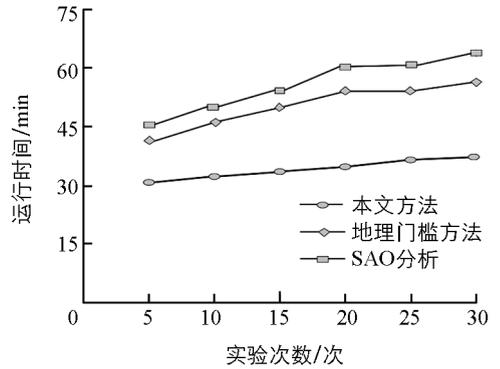


图 8 不同算法下运行耗费时间对比图

4 结 论

针对传统识别方法准确度低、效率差的问题,本文提出了一种基于视觉分析的机器人最优避障路径识别方法.通过建立机器人避障路径观测模型,对机器人的运动状态进行分析;采用基于 RBPF 的 SLAM 方法对避障路径进行降噪滤波处理;在此基础上依据适应度函数对避障路径进行排序,再引入视觉分析法对排序后的避障路径进行识别,最终实现对最优避障路径的有效识别.实验结果证明,改进的方法与传统的识别方法相比,识别精度较高,运行耗费时间较短,具有一定的实用性.

参考文献:

- [1] 葛耿育,王宇俊.四足偏心轮腿机器人的越障研究[J].西南师范大学学报(自然科学版),2014,39(10):96-100.
- [2] 钟宇平,王丽丹,段书凯,等.基于神经网络及强化学习的智能控制系统[J].西南大学学报(自然科学版),2013,35(11):172-179.
- [3] 刘莹,祝毅鸣.水下机器人最优逃生线路规划研究与仿真[J].计算机仿真,2015,32(3):352-355,411.
- [4] BLACKLER K, BEATTY E L, JOBIDON M E, et al. The Effects of Memorization Technique, Fluid Intelligence, and Cognitive Load on Route Recognition: Behavioural and fMRI Evidence[J]. Canadian Journal of Experimental Psychology, 2014, 68(4): 282-283.
- [5] DIGIAMPAOLO E. Mobile Robot Localization Using the Phase of Passive UHF RFID Signals[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(1): 365-376.
- [6] 向宇,孟庆虎.RoboCup 标准组机器人队员识别仿真[J].计算机仿真,2015,32(4):334-338,354.
- [7] 刘振武,宋蛰存,王海滨.基于地理门槛的公交车站点识别算法研究[J].青岛理工大学学报,2014,35(1):100-105.
- [8] XU J X, GUO Z Q, LEE T H. Design and Implementation of Integral Sliding-Mode Control on an Underactuated Two-Wheeled Mobile Robot[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(7): 3671-3681.

[9] 陈 瑶, 陈阿莲, 李向东, 等. 变电站智能巡检机器人全局路径规划设计 [J]. 山东科学, 2015, 28(1): 114—119.

[10] 王启明, 李玮瑶. 水下机器人最优逃生线路规划研究与仿真 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23(2): 577—579.

Improvement of the Identification Method of Robot Optimal Obstacle Avoidance Route Based on Visual Analysis

LIU Xin¹, CHEN Wu²

1. Information Center, Southwest University, Chongqing 400715, China;

2. School of Computer and Information Science, Southwest University, Chongqing 400715, China

Abstract: The traditional robot obstacle avoidance route recognition methods are disadvantaged by their poor recognition accuracy, great error and low efficiency. With this problem in mind, the authors of this paper propose a visual analysis-based identification method of robot optimal obstacle avoidance route. First, a robot obstacle avoidance route observation model is set up for the analysis of robot motion. Then, the RBPF-based SLAM method is used to solve the problem of noise and screen out wave from the obstacle avoidance route. Hereon the fitness function is adopted to sequence the obstacle avoidance routes and, furthermore, the visual analysis method is introduced to identify the sequenced obstacle avoidance routes, thus achieving a robot optimal obstacle avoidance route. The experimental results show that compared with the traditional recognition algorithms, the improved algorithm described herein possesses the advantages of higher identification accuracy and shorter operation time and hence is applicable in practice.

Key words: RBPF; SLAM; identification method; visual analysis

责任编辑 崔玉洁

