

基于楼宇场景分类的激光导航与地图构建

宋薇^{1*}, 梁晶¹, 张海桥², 沈林勇¹, 章亚男¹, 周洋³

¹上海大学机电工程与自动化学院, 上海 200444;

²重庆大学机械传动国家重点实验室, 重庆 400044;

³中国科学院上海光学精密机械研究所高功率激光物理联合实验室, 上海 201800

摘要 提出一种基于 Adaboost 算法的楼宇场景分类方法, 用于移动机器人在未知楼宇环境中进行自主环境感知和地图构建。所提方法采用激光传感器获得环境局部栅格地图, 并对该地图进行特征提取; 然后利用 Adaboost 算法构建场景分类器, 针对不同场景选择有效边界点; 采用基于边界的遍历式路径规划策略, 由边界点确定移动机器人的导航路径。实验结果表明, 移动机器人能够在未知楼宇环境中进行自主巡视, 并利用自带的同步定位与建图 (SLAM) 技术将探测到的局部栅格地图拼接为完整的楼宇环境地图, 实现自主导航。

关键词 探测器; 自主导航; 激光传感器; 地图构建; 楼宇场景分类

中图分类号 TP242

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1404001

Laser Navigation and Mapping Based on Building Environment Classification

Song Wei^{1*}, Liang Jing¹, Zhang Haiqiao², Shen Linyong¹, Zhang Ya'nan¹, Zhou Yang³

¹ School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

² State Key Laboratory of Mechanical Transmissions, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

³ Joint Laboratory of High Power Laser and Physics, Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China

Abstract In this paper, we propose a building environment classification method based on the Adaboost algorithm for autonomous environment perception and mapping of mobile robots in unknown building environments. In the proposed method, laser sensor is used to obtain the raster map of local environment, whose features are extracted. Then, the Adaboost algorithm is used to construct a scene classifier by selecting representative boundary points of different scenarios. We use a boundary-based path planning strategy, in which boundary points determine the navigation path of a mobile robot. Experimental results show that a mobile robot can conduct autonomous inspection in unknown building environments. Simultaneously, the detected local raster maps are spliced into a complete building environment map using built-in simultaneous localization and mapping (SLAM) technology to realize autonomous navigation.

Key words detectors; autonomous navigation; laser sensor; mapping; building environment classification

OCIS codes 040.1880; 150.5758; 100.3008

1 引言

移动机器人在未知环境中工作时, 需要自主决

策运动路径、巡视整个空间范围并构建出完整的环境地图, 以实现无人干预的自主导航^[1]。GPS 等全球定位系统不适用于室内环境, 因此工作于楼宇环

收稿日期: 2020-09-28; 修回日期: 2020-10-29; 录用日期: 2020-11-16

通信作者: * song_wei@shu.edu.cn

境中的机器人需要利用自身携带的传感器完成环境感知和地图构建。红外传感器和超声波传感器由于精度低、特征匹配困难、感知距离较短等问题,很难在实际中独立完成导航任务,往往需要搭配其他传感器弥补探测盲区,导致探测过程繁琐、效率低^[2]。近年来,基于图像传感器的视觉同步定位与建图(SLAM)理论日趋成熟,如回环检测、基于图像的深度学习、语义分割等方法,不仅有效地减小了累计误差^[3],还推进了对复杂场景的描述和理解^[4-5],使导航更加智能化。

但在楼宇环境中,视觉 SLAM 并没有体现出突出的优势,原因之一是楼宇环境结构规整,往往不需要构建丰富的语义地图与之对应(多数情况下,用门牌标注的方法即可解决对场景的理解);二是视觉 SLAM 图像中动态物体较多时,会引入误差,影响地图构建的准确性,而楼宇环境在多数情况下都存在走动的行人,不利于地图的构建。一些基于视觉 SLAM 的算法引入了运动物体的检测来提高准确性,如利用稠密光流对图像序列进行运动分割^[6]、利用帧差法对运动物体进行分割^[7]等,但耗时较长,不能达到实时性的要求。相比之下,激光雷达具有扫描速度快、点数据信息密集等优势,在障碍物检测和环境地图构建方面具有优势。因此本文采用激光传感器获取环境局部栅格地图,在此基础上进行环境的感知和场景的分类。

在陌生环境中,移动机器人的行为规划主要是解决对未知环境的探索,探索的目的是通过遍历使未知环境变为已知环境,从而构建出地图用于自主导航。研究方法有最优控制法、局部子图法和基于边界的方法等。最优控制法通过评价系统不确定性,将达到最小值的输入作为目标导航点,该方法能取得良好的建图效果,但机器人在运动的过程中容易陷入局部区域^[8]。局部子图法更加适用于多机协同的主动 SLAM 轨迹规划,对于单个移动机器人来说,并没有明显的优势^[9]。基于边界的方法利用边缘检测算法,从传统 SLAM 构建的栅格地图中不断寻找边界,以引导机器人向未知区域移动^[10-11]。这些方法算法简单、容易实现,但主要适用于室内房间等结构简单的环境。在楼宇环境中,由于转角和尽头的墙壁遮挡,传统的基于边界的方法无法实现完整遍历下的全局探索。

本文通过对激光传感器获取的栅格地图进行特征提取,利用 Adaboost 算法构建楼宇走廊场景分类器,用于区分走廊直行、走廊转角和走廊尽头三种

主要场景;并针对不同场景寻找对应可用边界点,由边界点确定局部导航点,实现移动机器人在不同场景下的自主路径规划,完成自动巡视,构建楼层平面地图,实现机器人的自主导航。

2 激光扫描地图预处理及特征提取

使用的移动机器人平台如图 1 所示,机器人底部配置有 360°激光雷达传感器,可构建精度达 5 cm 的栅格地图,所提方法在该设备所输出的栅格地图基础上进行。

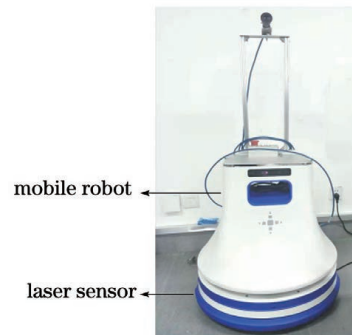


图 1 移动机器人

Fig. 1 The mobile robot

2.1 环境局部栅格地图预处理

在激光雷达有效距离内,截取地图中约 $6\text{ m} \times 6\text{ m}$ 的有效范围作为局部栅格地图进行处理,对应的图像大小为 $120\text{ pixel} \times 120\text{ pixel}$ 。针对普通办公楼宇环境,所截取的局部地图包含走廊两侧地边线特征,用于后续的导航控制。图 2 为机器人在二维平面的位姿示意图,根据移动机器人在全局栅格地图中的位置 (x, y) 和偏航角 θ ,可以确定机器人的唯一位姿,其中原点为构建栅格地图的起始点, $\theta \in (-180^\circ, 180^\circ]$ 。

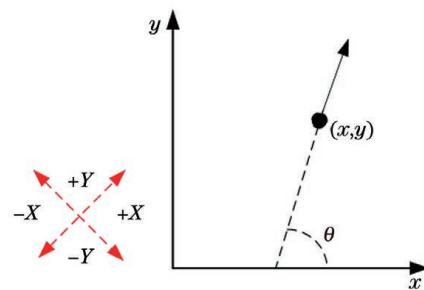


图 2 二维平面中移动机器人的位姿示意图

Fig. 2 Pose of a mobile robot in the two-dimensional coordinate system

一般情况下,楼宇环境的多数楼道之间是彼此正交或者平行关系,为方便截取地图,将机器人的朝向划分为四个大方向,分别用 $+X$ 、 $+Y$ 、 $-X$ 、 $-Y$ 进行标识,如图 2 所示。其中 $+X$ 表示机器人偏航

角 $\theta \in (-45^\circ, 45^\circ]$, $+Y$ 表示机器人偏航角 $\theta \in (45^\circ, 135^\circ]$, $-X$ 表示机器人偏航角 $\theta \in (-180^\circ, -135^\circ] \cup (135^\circ, 180^\circ]$, $-Y$ 表示机器人偏航角 $\theta \in (-135^\circ, -45^\circ]$ 。当移动机器人处于 $+X$ 、 $+Y$ 、 $-X$ 、 $-Y$ 四种不同的朝向时,在所截取的局部

地图中的位姿不同,如图 3(a)所示,其中粗箭头为小车当前位姿。为方便进行特征提取和移动机器人的运动控制,需要对所截取的局部地图进行归一化,即对地图进行转向处理,使移动机器人在地图中保持向上前行,如图 3(b)所示。

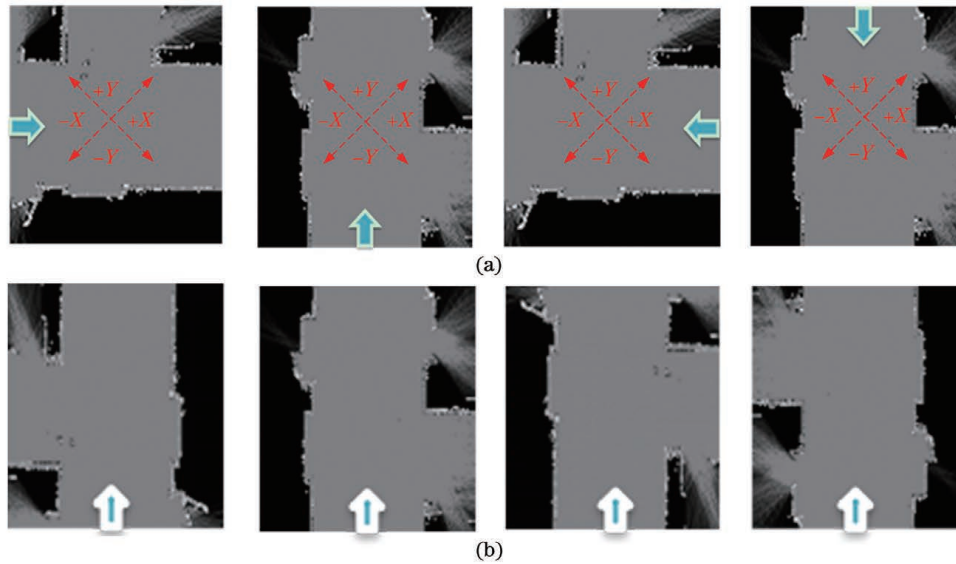


图 3 激光扫描地图。(a)激光扫描原始局部地图;(b)转向处理后的激光扫描局部地图

Fig. 3 Images from laser sensor. (a) Original local image from laser sensor; (b) local image from laser sensor after normalization

在所截取的局部栅格地图中,白色栅格表示障碍物区域或激光扫描边界点,灰色栅格表示空闲栅格,黑色栅格表示未知区域。针对本文研究内容,白色栅格包含走廊地边线信息和激光扫描边界信息,

为可用信息,灰色区域为干扰信息。因此对归一化后的局部地图进行阈值分割,阈值分割后的图像效果如图 4 所示。

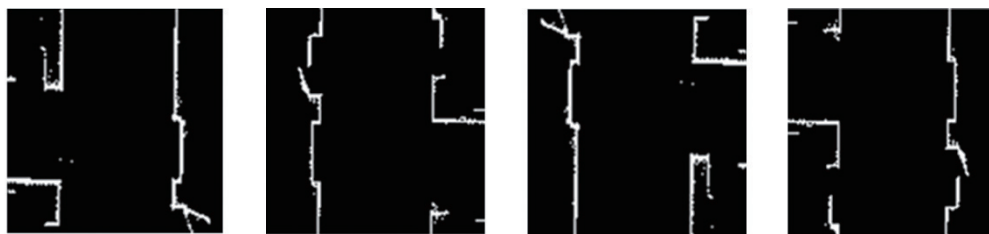


图 4 阈值分割效果图

Fig. 4 Images after threshold segmentation

2.2 特征提取

楼宇环境一般为规则封闭结构,移动机器人需

要识别的场景主要分为走廊尽头、走廊直行和走廊转角区域。三种不同场景的局部地图如图 5 所示。



图 5 不同场景的局部地图。(a)走廊尽头;(b)走廊直行;(c)走廊转角

Fig. 5 Local maps of different scenes. (a) End of the corridor; (b) straight corridor; (c) corridor corner

在不同场景地图中,白色栅格点构成的几何区域有所不同。走廊尽头一般为封闭状态,尽头处白色栅格点聚集较多;走廊直行通道一般为两条平行的直线,白色栅格点分布在通道两侧;走廊转角区域的地图较为复杂,但同样具有规整独特的水平线和垂直线的边界特征。

因此通过对图片中的白色像素点进行水平投影和垂直投影,将投影图的起始点、终止点、宽度及峰

值等作为场景特征,用于训练分类器。三种不同场景下局部地图的垂直投影和水平投影如图 6 所示,其中,垂直投影图的横坐标对应图像坐标系中的横坐标,即表示水平方向的像素,垂直投影图的纵坐标对应该横坐标这一列像素中白色像素点的数量;水平投影图的横坐标对应图像坐标系中的纵坐标,即表示垂直方向的像素,水平投影图的纵坐标对应该纵坐标这一行像素中白色像素点的数量。

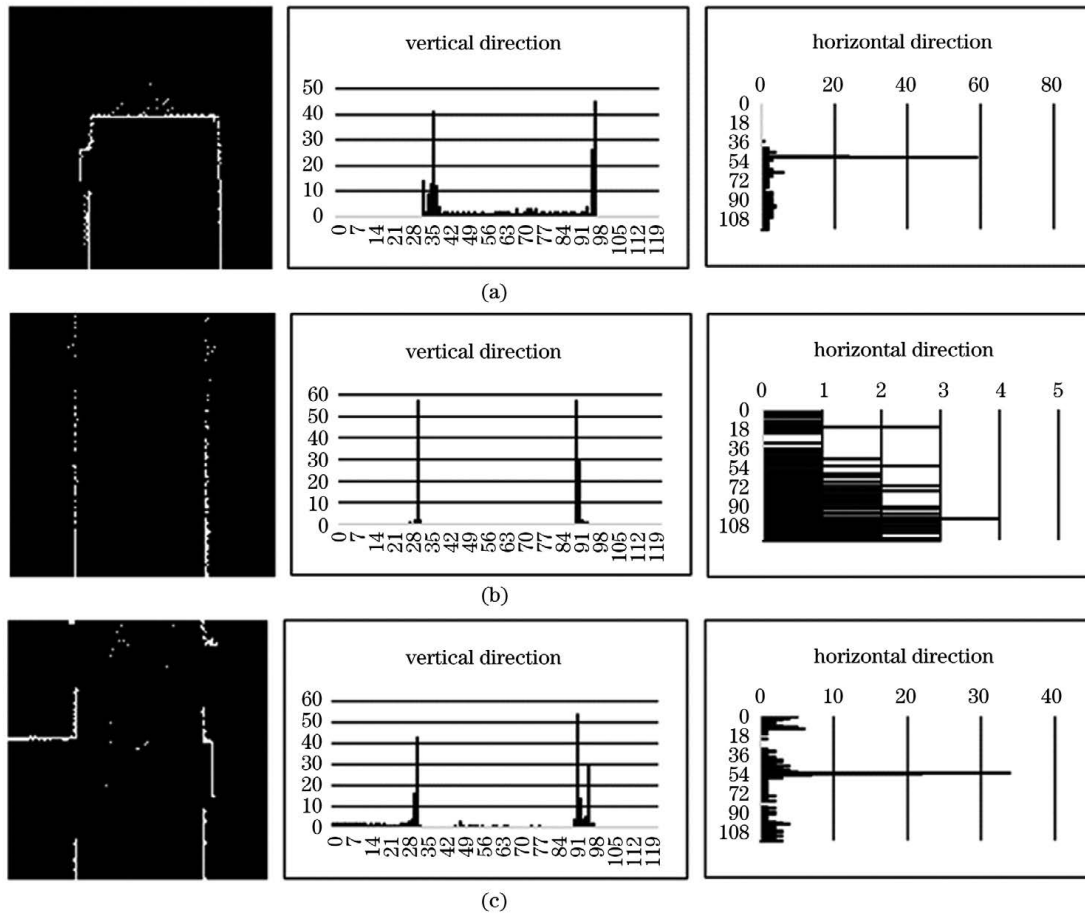


图 6 不同场景下局部地图的垂直投影和水平投影。(a)走廊尽头;(b)走廊直行;(c)走廊转角
Fig. 6 Vertical projection and horizontal projection of local maps in different scenes. (a) End of the corridor; (b) straight corridor; (c) corridor corner

3 基于 Adaboost 算法的多分类器构造

当移动机器人首次进入陌生环境时,需要按照一定的遍历方式构建楼宇环境地图。遍历过程中机器人所处的走廊场景不同时,所执行的动作也不同。在走廊直通通道和走廊尽头时,机器人将分别执行直行和调头动作;但在走廊的 T 型转角处,机器人的动作将具有选择性,如图 7 所示。当机器人处于 a) 状态时,可执行左转或右转动作;当处于 b) 状态

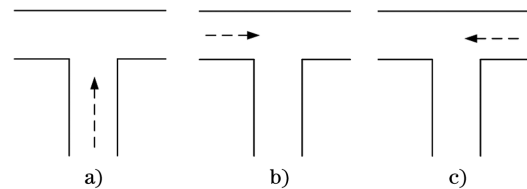


图 7 机器人以不同朝向进入 T 型转角
Fig. 7 The robot enters the T-shaped corner in different orientations

时,可执行直行或右转动作;当处于 c) 状态时,可执行直行或左转动作。参考基于向心法则的电脑

鼠^[12]的路径规划策略,规定移动机器人在 T 型转角处的运动优先级由高到低为右转,直行,左转。

Adaboost 算法给每一个训练样本赋予一个权值,通过不断调整样本的权值来改变每次训练的数据分布,将所获得的弱分类器按照一定权重叠加,得到最终的强分类器^[13]。Adaboost 算法适用于对二分类问题进行分类,但在常规楼道中,移动机器人需

要识别的场景可分为尽头场景、直行场景、右转场景和左转场景 4 类,因此需要构建多分类器。本文参考 Mozos 等提出的构建多分类器的方法^[14],对三个强分类器进行有序叠加。如图 8 所示,分类器 H1 用来区分尽头场景和非尽头场景,分类器 H2 用来区分直行场景和非直行场景,分类器 H3 用来区分左转场景和右转场景。

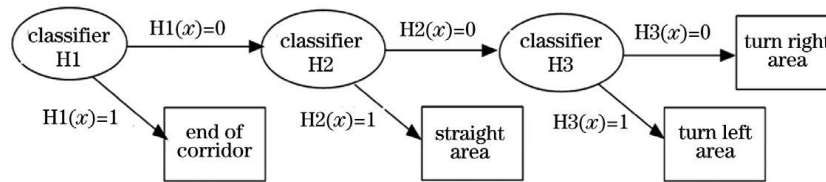


图 8 分类器结构图

Fig. 8 Structure diagram of classifiers

用于对分类器进行训练的样本包括 20 个直行样本、15 个尽头样本、10 个直角左转转角样本、10 个直角右转转角样本、30 个 T 型转角样本(10 个直行 T 型转角和 20 个右转 T 型转角)。提取局部地图水平投影图的峰值、宽度和起始行数,垂直投影图的峰值、宽度、起始行数和终止行数作为场景特征,利用 Adaboost 算法训练出三个强分类器 H1、H2 和 H3。分类效果如表 1 所示,其中 N_{TP} 表示被预测为正类的正样本, N_{FP} 表示被预测为正类的负样本, N_{FN} 表示被预测为负类的正样本, N_{TN} 表示被预测为负类的负样本,分类器对正样本的识别能力 $R = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FN})$,分类器对负样本的识别能力 $P = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FP})$ 。

表 1 分类器效果

Table 1 Effects of the classifiers

Classifier	N_{TP}	N_{FP}	N_{FN}	N_{TN}	$R / \%$	$P / \%$
H1	14	0	1	70	93.33	100
H2	29	1	1	39	96.67	96.67
H3	10	0	0	30	100	100

4 基于边界的导航点提取

针对移动机器人当前所处场景的不同,设计不同的可用边界点选取方法。

4.1 直行场景

当机器人处于直行场景时,楼宇局部地图有两种情况,如图 9 所示。

在直行场景中,当小车沿当前朝向向前移动时,距离移动机器人最远的边界点为可用边界点。利用霍夫变换提取线段特征,可用边界点为线段的端点。

图 9 中绿色线段为霍夫变换检测出的线段。当移动机器人处于直行 T 型转角时,可能会检测到垂直于当前直行通道的转角线段,如图 9(b)所示,此线段为干扰线段。可以根据霍夫变换检测得到线段的斜率,将此干扰线段剔除掉,效果如图 10 所示。

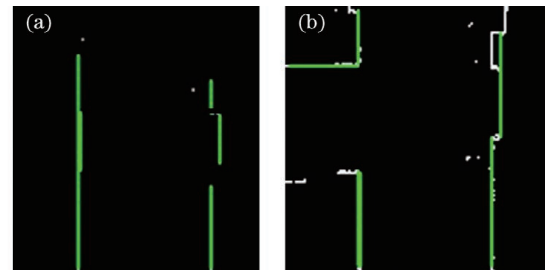


图 9 直行场景。(a)直行通道区域;(b)直行 T 型转角区域
Fig. 9 Straight scene. (a) Straight corridor; (b) straight T-shaped corner

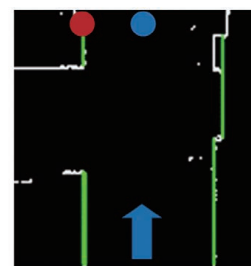


图 10 剔除干扰线段

Fig. 10 Interference line segment filtering

在图 10 中,左边圆表示可用边界点,即距离移动机器人最远的线段端点 (r_0, c_0) 。在楼道场景中,此可用边界点实际为走廊两侧地边线,沿垂直走廊地边线的方向将 (r_0, c_0) 偏移一定距离,得到移动机器人的导航点 (r_n, c_n) ,如图 10 右边圆标记位置。

导航点的像素坐标 (r_n, c_n) 与可用边界点的像素坐标 (r_0, c_0) 换算关系为

$$(r_n, c_n) = \begin{cases} (r_0, c_0 + 30), & c_0 < 60 \\ (r_0, c_0 - 30), & c_0 > 60 \end{cases}, \quad (1)$$

式中:60 表示水平方向像素中间值; $c_0 < 60$ 表示当前边界点位于机器人右侧; $c_0 > 60$ 表示当前边界点位于机器人左侧;30 表示偏移距离为 30 个像素点。

4.2 转弯场景

转弯场景分为左转弯和右转弯。在转角区域的水平投影图有明显峰值,如图 6(c)所示。本文中,左转弯基于边界点 (l_{r_0}, l_{c_0}) 、右转弯基于边界点 (r_{r_0}, r_{c_0}) 进行计算,其中 l_{r_0} 为水平直方图的峰值所在行数, l_{c_0} 为垂直直方图的终止点所在列数, r_{r_0} 为水平直方图峰值所在行数, r_{c_0} 为垂直直方图起始点所在列数。 (l_{r_0}, l_{c_0}) 、 (r_{r_0}, r_{c_0}) 直接由垂直直方图和水平直方图获得。

以图 11 右转场景为例,导航点的像素坐标 (r_n, r_{c_n}) 与边界点像素坐标 (r_{r_0}, r_{c_0}) 的映射关系为

$$(r_n, r_{c_n}) = (r_{r_0} + 30, r_{c_0}). \quad (2)$$

同样,左转弯场景导航点的像素坐标 (l_n, l_{c_n}) 与边界点的像素坐标 (l_{r_0}, l_{c_0}) 的换算关系为

$$(l_n, l_{c_n}) = (l_{r_0} + 30, l_{c_0}). \quad (3)$$

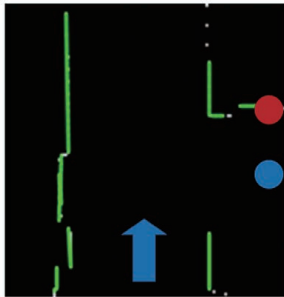


图 11 右转转弯图

Fig. 11 Right turn corner

4.3 调头场景

当移动机器人处于尽头场景时,同样根据垂直直方图和水平直方图获取可用边界点 (e_{r_0}, e_{c_0}) ,其中 e_{r_0} 为水平直方图的峰值所在行数, e_{c_0} 为垂直直方图的起始点所在列数。导航点 (e_{r_n}, e_{c_n}) 位置的计算公式为

$$(e_{r_n}, e_{c_n}) = (e_{r_0} + 30, e_{c_0} + 30), \quad (4)$$

当机器人到达此导航点后,将执行调头动作。尽头导航点示意如图 12 所示。

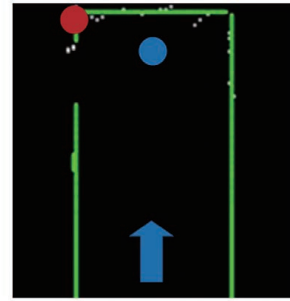


图 12 尽头区域

Fig. 12 End of the corridor

5 实验

本研究的实验场地如图 13 所示,移动机器人在无人干预的情况下在楼宇中自动巡航。



图 13 实验场地

Fig. 13 The experimental environment

5.1 直行实验场景

当移动机器人处于直通通道时,运动方式如图 14 所示,其中箭头表示移动机器人当前位姿,圆圈标记的点表示下一步导航点。图 14(a)到图 14(c)表示移动机器人向着目标导航点移动的过程,图 14(d)表示移动机器人到达目标导航点。

5.2 转弯实验场景

当移动机器人处于转角场景时,运动方式如图 15 所示。其中箭头表示移动机器人当前位姿,圆圈标记的点表示下一步导航点。图 15(a)到图 15(c)表示移动机器人在转角区域的所行路径,图 15(d)表示移动机器人到达目标导航点,完成转弯。

5.3 调头实验场景

当移动机器人处于尽头场景时,运动方式如图 16 所示,其中箭头表示移动机器人当前位姿,圆圈标记的点表示下一步导航点。其中图 16(c)表示移动机器人到达尽头处的目标导航点,图 16(d)表示移动机器人到达目标导航点后执行调头操作,在尽头处调头成功。

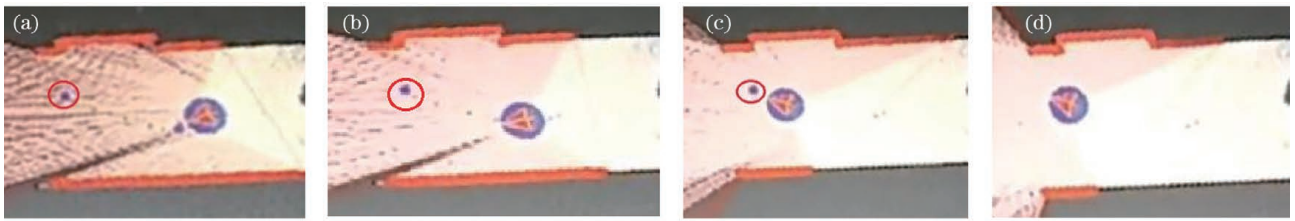


图 14 直行场景路径规划

Fig. 14 Path planning for straight area

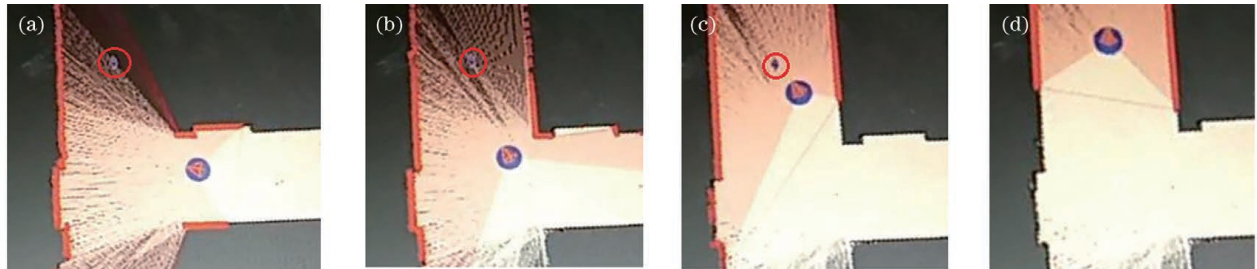


图 15 转弯场景路径规划

Fig. 15 Path planning for corner area

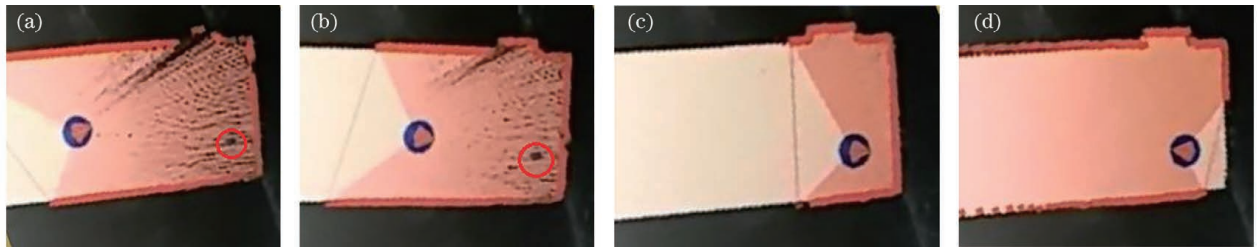


图 16 尽头场景路径规划

Fig. 16 Path planning for the end area

5.4 自主构建全局地图

机器人在办公楼的所在楼层进行自主遍历, 图 17(a)记录了其所走过的路径, 图 17(b)为机器人

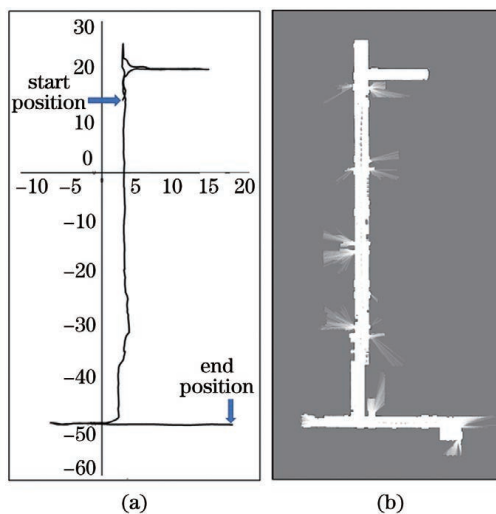


图 17 全局地图构建效果。(a)导航路径可视图;
(b)环境栅格地图

Fig. 17 Construction effect of global map. (a) Viewable navigation path; (b) environmental raster map

在遍历过程中所采集的局部栅格地图拼接得到的楼层全局地图(利用机器人设备自带的 SLAM 技术)。实验结果显示, 所提基于 Adaboost 算法的楼宇场景分类方法能够让移动机器人在楼宇环境中进行不同场景的自主路径规划, 实现了自动巡航、并构建出完整的楼层平面地图的目标。

6 结 论

提出了一种基于 Adaboost 环境分类的主动 SLAM 方法。该方法采用激光传感器, 将环境识别和基于边界的路径规划相结合, 实现了机器人在未知楼宇环境中的自动巡航, 并构建出完整的环境地图。该研究可应用于机器人在楼宇环境中的目标定位和导航。后续研究中将结合门牌等标志的特征, 丰富语义地图, 开发基于手机 APP 的交互式机器人服务系统, 构建人机共融式高效办公平台。

参 考 文 献

[1] du Toit N E, Burdick J W. Robot motion planning in

- dynamic, uncertain environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(1): 101-115.
- [2] Chen X J, Ye T, Li L, et al. Nonvisual sensor and its signal processing method for a mobile robot[J]. Robot, 2003, 25(4): 313-317.
陈细军, 叶涛, 李磊, 等. 移动机器人非视觉传感器及其信号处理方法[J]. 机器人, 2003, 25(4): 313-317.
- [3] Zhang K J, Zhang Y Z, Lü G H, et al. Loop closure detection based on local semantic topology for visual SLAM system[J]. Robot, 2019, 41(5): 649-659.
张括嘉, 张云洲, 吕光浩, 等. 基于局部语义拓扑图的视觉 SLAM 闭环检测[J]. 机器人, 2019, 41(5): 649-659.
- [4] Xu X S, Liu X H, Zhao B C, et al. An extensible positioning system for locating mobile robots in unfamiliar environments[J]. Sensors, 2019, 19(18): 4025.
- [5] Loo S Y, Amiri A J, Mashohor S, et al. CNN-SVO: improving the mapping in semi-direct visual odometry using single-image depth prediction[C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 20-24, 2019, Montreal, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2019: 5218-5223.
- [6] Wang Y B, Huang S D. Motion segmentation based robust RGB-D SLAM [C]//Proceeding of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation, June 29-July 4, 2014, Shenyang, China. New York: IEEE Press, 2014: 3122-3127.
- [7] Sun Y X, Liu M, Meng M Q H. Improving RGB-D SLAM in dynamic environments: a motion removal approach[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2017, 89: 110-122.
- [8] Wang J, Wu X X, Guo B L. Robot path planning using improved particle swarm optimization [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(15): 240-244.
王娟, 吴宪祥, 郭宝龙. 基于改进粒子群优化算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(15): 240-244.
- [9] Li S D, Ding M Y, Cai C, et al. Efficient path planning method based on genetic algorithm combining path network[C]//2010 Fourth International Conference on Genetic and Evolutionary Computing, December 13-15, 2010, Shenzhen, China. New York: IEEE Press, 2010: 194-197.
- [10] Tao T, Huang Y L, Sun F C, et al. Motion planning for SLAM based on frontier exploration [C]//2007 International Conference on Mechatronics and Automation, August 5-8, 2007, Harbin, China. New York: IEEE Press, 2007: 2120-2125.
- [11] Fox D, Burgard W, Kruppa H, et al. A probabilistic approach to collaborative multi-robot localization[J]. Autonomous Robots, 2000, 8(3): 325-344.
- [12] Mozoš O M, Stachniss C, Burgard W. Supervised learning of places from range data using AdaBoost [C]//Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, April 18-22, 2005, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2005: 1730-1735.
- [13] He S B, Sun K H. Design and optimization of micro-mouse solving the maze algorithm based on central method [J]. Computer Systems & Applications, 2012, 21(9): 79-82.
贺少波, 孙克辉. 基于向心法则的电脑鼠走迷宫算法设计与优化[J]. 计算机系统应用, 2012, 21(9): 79-82.
- [14] Freund Y, Schapire R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [M] // Vitényi P. Computational learning theory. Lecture notes in computer science Heidelberg: Springer, 1995, 904: 23-37.