

基于激光雷达数据 SVM 分类的室内环境识别研究

郭玉朋, 刘士荣*, 张波涛

(杭州电子科技大学 自动化学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 语义地图构建对移动机器人导航与规划具有重要意义, 而环境分类是语义地图构建的核心问题。目前所采用的环境分类方法匹配率较低, 已成为语义地图构建所面临的主要问题。对此笔者提出了一种基于支持向量机的分类方法, 该方法利用激光雷达数据提取环境几何特征, 训练 SVM 分类器对机器人工作空间模式进行识别, 并将所提算法用于室内环境的语义分类。实验结果表明, 该分类方法具有较高的识别率, 可有效地实现语义地图构建。

关键词: 室内环境; 语义地图; SVM 分类器; 移动机器人

中图分类号: TP24

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2013) 04-0035-05

近年来, 随着机器人技术的发展, 环境模型构建成为机器人领域的研究热点^[1-2]。移动机器人借助于所装配的传感器不断探测环境来获取有效信息, 据此构建环境模型。环境模型通常是通过建立环境地图来实现, 创建地图的目的是为了方便机器人执行任务, 因此地图必须便于计算机理解和应用, 而当检测到新环境信息时, 可将其方便地添加到地图中。常见的环境地图可分为栅格地图^[3]、几何地图^[4]和拓扑地图^[5]。然而用于导航任务的环境地图大多侧重于空间结构描述, 很少考虑空间区域功能特征。语义地图环境表示为与人类理解方式类似的语义描述方式, 它不仅包含对象的空间位置信息还包含对象的类型和属性知识, 故更有利于机器人导航与定位, 同时能够帮助机器人进行更复杂的任务规划。因此, 近年来, 向环境地图中添加语义信息成为机器人领域研究者所关注的热点问题^[6-7]。

语义知识可以帮助移动机器人实现目标导向的任务, 这些知识包含机器人环境中目标、功能、事件或它们之间的相互关系。语义地图增加了环境中实体映射信息, 即机器人环境空间中的对象、功能或事件。我们假设地图内容的语义姿态是基于地图中个别实体的某种类型的推理, 比如规划、

预测、传感器数据解释等。要进行推理需要环境中实体的相关背景知识。根据与环境中实体相关联的一种或多种类型推理的需要, 这些知识可以用任何合适的形式表达。简单地说, 移动机器人的语义地图是指不仅包含环境的空间信息, 同时还添加了环境中已有实体的特征映射, 基于相关推理机制, 可以进行独立与环境地图的相关实体知识推理的环境地图^[8]。语义地图包含了环境中显著的本质特征, 一般结构化环境都是由区域(region)及边界(boundary)组成, 其中区域是环境中最主要的组成部分, 一般指环境中包含较多空闲空间的区域, 不同区域之间存在一定的连通性; 边界则是指不同区域间的交界。室内环境(图 1(a))可分为许多不同的功能区域, 如房间、走廊等。通常每一个功能区域都会有不同的结构, 如走廊一般比房间长, 房间结构比走廊复杂等。笔者利用获取的激光数据, 为机器人在走廊环境下的激光扫描(图 1(b))提取环境特征信息, 将室内环境的空间区域转换成机器人可识别处理的语义信息。

考虑搭载激光雷达机器人在确定性环境中运动时提取环境中每一个位置处激光扫描数据的几何特征, 利用 SVM 算法将几何特征训练成 SVM 分类器, 对机器人所处空间进行分类。提取的特征量

收稿日期: 2013-05-04

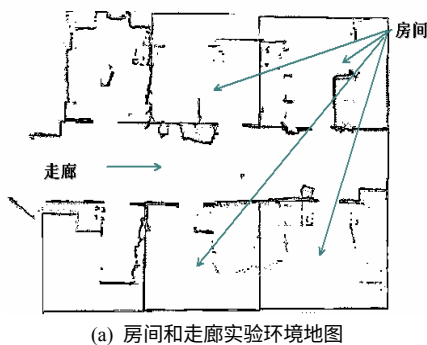
宁波大学学报(理工版) 网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(61175093)

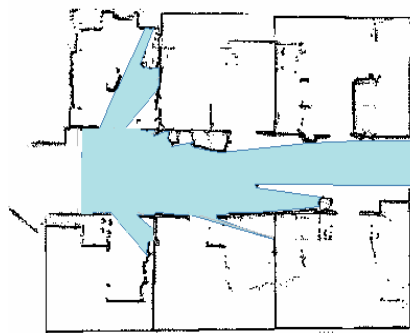
第一作者: 郭玉朋(1987-), 男, 山东郓城人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 机器人与智能系统。E-mail: guoyupeng11@163.com

*通信作者: 刘士荣(1952-), 男, 浙江绍兴人, 博士/教授, 主要研究方向: 智能机器人与智能控制等。E-mail: liushirong@hdu.edu.cn

是从扫描激光束及激光扫描所覆盖的多边形区域计算出来的数据,每个单独的特征对于机器人环境空间类型的可靠分类都是不充分的.通过对核函数、惩罚系数的选择来确定最优 SVM 分类器,利用训练好的 SVM 分类器对新环境下机器人当前位姿获取的激光数据分类,并将分类结果标注到试验环境地图中.



(a) 房间和走廊实验环境地图



(b) 走廊环境下的激光扫描

图1 室内环境地图

1 基于支持向量机的分类算法

1.1 支持向量机原理

支持向量机(support vector machine, SVM)是用来进行数据分析、模式识别、分类和回归分析的监督学习模型,通过最小化结构风险,从而实现少量训练样本情况下的较好分类^[9]. SVM 针对线性可分情况进行分析,对于线性不可分的情况,通过定义适当的内积核函数 $K(x_i, x_j)$ 将输入空间变换到一个高维空间,从而使高维空间对样本的非线性特征进行线性分析成为可能.选择不同的内积核函数 $K(x_i, x_j)$,可以构造实现输入空间中不同类型的非线性决策面的学习机,从而可以得到不同的支持向量机.在模式识别应用中,核函数主要有 4 种,即线性核函数、多项式形式核函数、径向基核

函数及 Sigmoid 核函数.一旦采用合适的核函数,支持向量机的最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i k(x_i, x) + b),$$

其中, $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数, $k(x_i, x)$ 是核函数, x_i 是第 i 个训练样本, y_i 是第 i 个训练样本的类别值, x 是测试样本, l 是训练样本数目, b 是阈值, α_i 是拉格朗日系数.

1.2 支持向量机分类算法的实现

算法的基本原理为移动机器人激光雷达传感器测得目标环境的距离信息,然后提取激光数据集的几何特征值组成特征向量,送入支持向量机进行训练,并用于室内特征环境的识别.支持向量机分类算法的流程图如图 2 所示.

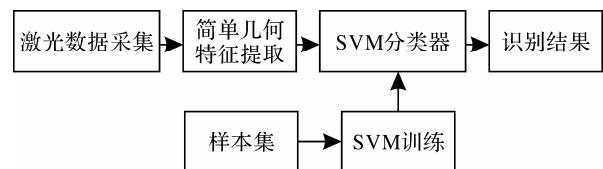


图2 SVM 算法框图

支持向量机分类算法学习步骤描述如下:

Step1 设输入样本集 $\{(\bar{x}_i, y_i)\}, i=1, \dots, n$, 其中样本 $\bar{x}_i = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, m 是输入样本的维数, n 是输入样本的个数; 类标签 $y_i \in \{-1, +1\}$ 决定样本 $\bar{x}_i$ 为正例($y_i = +1$)或反例($y_i = -1$).

Step2 求参数 α , α 是以下二次优化问题的解:

$$\max \left\{ \sum_{i=1}^m \alpha_i - 1/2 \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot y_j) \right\},$$

其中: $\max(\cdot)$ 是求最大值函数. 约束条件为:

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i=1, \dots, n,$$

其中: C 为代价系数.

Step3 计算 ω 和 b_i

$$\omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i, \quad b_i = y_i - \omega \cdot x_i.$$

Step4 选择合适的核函数和参数,将测试样本输入(1)式计算分类器的输出:

$$f(x) = 1/2 \{1 + \text{sgn}[\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b_i]\}, \quad (1)$$

其中: $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数.

Step5 判断测试样本 x 的类别.

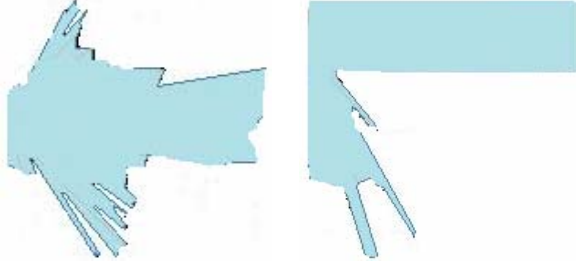
2 激光数据集的几何特征

设激光雷达测距仪对环境的观察量可表示为:

$$z = \{b_0, b_1, \dots, b_{M-1}\},$$

其中: $b_i, i=0, \dots, M-1$ 为第 i 束激光, M 为激光束的个数. 设在极坐标中, 每一个激光束 b_i 由二元数组 (ρ_m, d_m) 组成, 其中 ρ_m 为每束激光相对于移动机器人的角度, d_m 为每束激光的长度.

笔者所提环境空间模型分类方法是基于激光扫描观察量 z 中提取的几何特征, 空间模型分类仅决定于机器人的平移坐标, 而与机器人的方向角无关. 在室内环境不同功能区域下, 房间的结构比较复杂, 激光束相对于机器人坐标系下的坐标跳跃性变化较大, 走廊的结构较为简单且障碍物较少, 则激光束相对于机器人坐标系下的坐标变化幅值相对较小; 同时由于不同功能区域下的结构不同, 激光束所覆盖的几何区域也有所不同. 不同环境下激光束覆盖的几何区域如图3所示.



(a) 房间环境下激光束覆盖区 (b) 走廊环境下激光束覆盖区

图3 不同环境下激光束覆盖区

采集到的激光扫描数据 z 中的激光束 $b_i, i=0, \dots, M-1$, M 为激光束的个数. 所覆盖的区域形成一个多边形近似区域 $Pol(z)$, 多边形近似区域的顶点与相对于移动机器人坐标系的激光束终点坐标相关. 激光束的多边形近似区域可表示为:

$$Pol(z) = \{(d_m \cos \rho_m, d_m \sin \rho_m) | m=0, \dots, M-1\},$$

定义函数 $f: z \rightarrow R$ 为特征值函数, 空间分类方法是基于激光观察数据 z 提取的简单几何特征, 所采用的主要指标如下:

(1) 连续激光束长度差值的平均值 f_{aver} 为:

$$f_{aver} = \frac{1}{M-1} \sum_{i=0}^{M-2} |d_i - d_{i+1}|.$$

(2) 连续激光束长度差值的标准差 f_{std} 为:

$$f_{std} = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{i=0}^{M-2} (|d_i - d_{i+1}| - f_{aver})^2}.$$

(3) 激光束长度的平均值 $f_{\bar{d}}$ 为:

$$f_{\bar{d}} = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} d_i.$$

(4) 激光束长度的标准差 f_{σ} 为:

$$f_{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} (d_i - f_{\bar{d}})^2}.$$

(5) 多边形区域 $Pol(z)$ 的近似面积 f_{Area} 为:

$$f_{Area} = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{M-1} (x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i),$$

其中: x_i, y_i 为第 i 束激光相对于机器人坐标系的笛卡尔坐标.

(6) 多边形区域 $Pol(z)$ 的近似周长 $f_{Perimeter}$ 为:

$$f_{Perimeter} = \sum_{i=0}^{M-1} \sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_i - y_{i+1})^2},$$

其中: x_i, y_i 为第 i 束激光相对于机器人坐标系的笛卡尔坐标.

(7) 多边形区域 $Pol(z)$ 近似面积与其近似周长的比值 f_{rate} 为:

$$f_{rate} = f_{Area} / f_{Perimeter},$$

每一帧激光观察数据 z 可转换为特征向量 x :

$$x = \tau(z) = \{f_0, \dots, f_L\},$$

其中: $f_j, j=1, 2, \dots, L$ 为所提取的简单几何特征, L 为特征维数.

每一个 SVM 分类器的训练样本包含代表激光数据集的特征向量 x 及其分类 y , 因此训练样本表示为:

$$\{(x_i, y_i) | y_i \in Y\}, i=1, \dots, n,$$

其中: n 为样本数, $Y=\{\text{走廊}, \text{房间}\}$ 为要识别的环境空间类别.

3 结果与分析

将采用最佳核函数及惩罚系数进行室内环境特征识别, 并将识别结果在特征地图中加以标注,

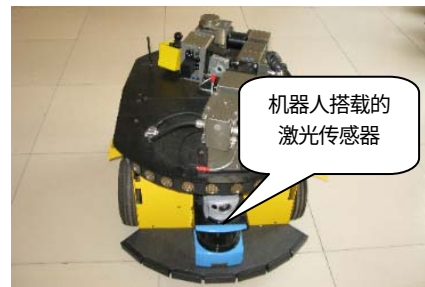


图4 Powerbot 移动机器人

其中核函数选择 RBF, 惩罚系数为 128.0. 移动机器人选用 Mobilerobot 公司的 Powerbot 机器人, 该机器人采用轮式移动机构, 配置有云台摄像机、两组碰撞传感器、两组声纳, 前端搭载有德国 SICK 公司的 LMS200 型激光, 如图 4 所示.

3.1 SVM 分类器结果

试验中实验环境为一包含房间及走廊的教学楼. 首先将环境地图分为两部分, 一部分用来训练, 另一部分用来测试, 如图 5(a)所示. 为了获得激光扫描数据, 利用 Aria 仿真软件 MobileSim 将移动机器人放置在环境地图训练部分, 并编程实现机器人的运动, 在每一个地点可以得到激光测距仪 180 度视野内的观察数据, 对采集到的数据提取几何特征, 并将其作为 SVM 分类器的训练样本. 然后, 将移动机器人放置在测试空间, 重复运动、激光采集及特征提取过程, 并将得到的特征数据作为测试样本, 测试样本被用来检验分类器正确率. 利用 SVM 分类算法设计 SVM 分类器, 并用测试样本检验分类正确率, 结果见表 1. 实验所得的平均正确识别率达到 93.4%, 分类结果在图 5(b)上以黑色/灰色区域标示, 其中灰色区域为走廊, 黑色区域为房间.

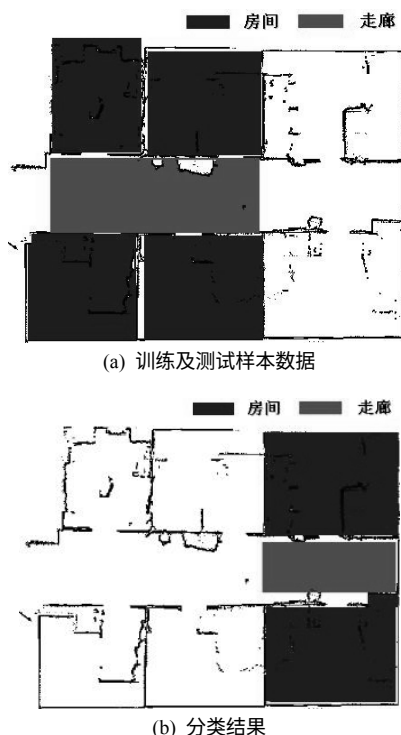


图5 SVM 分类器测试样本数据及分类结果

表1 测试样本识别率

环境类型	识别率/%
房间	95.6
走廊	92.2

3.2 移动机器人环境识别

实验环境为教学楼内的实验室(图 6(a))及其门外的走廊(图 6(b)). Powerbot 移动机器人在实验环境中漫游, 同时用其所搭载的激光传感器采集周围环境的数据, 对采集到的激光数据进行几何特征提取, 并生成特征向量后送入训练好的 SVM 分类模型, 由 SVM 模型对每一组数据做出预测分类, 判断特征环境的类型. 记录机器人移动的轨迹及从不同距离数据得到的环境类别, 将移动机器人的运动轨迹及轨迹中每一点相对应的环境类别标示在环境地图中, 结果如图 6(c)所示.



图6 机器人试验环境及结果

机器人轨迹上的不同点表明相应扫描数据的类别, 实心小方块表示房间, 实心圆表示走廊. 实验表明, 采用 SVM 分类器, 移动机器人能可靠地识别环境类别, 并只有较小的错误识别率.

4 结论

针对室内环境语义标注问题, 笔者提出了一种语义分类方法. 该方法以激光获取环境的距离信息, 利用激光数据训练 SVM 分类模型, 然后将 SVM 分类模型应用于室内可行空间分类, 将室内的可行空间分为房间、走廊, 同时对环境地图进行语义标注. 由实验结果可知, 笔者提出的 SVM 分类算法可靠性和稳定性较好, 并具有较高的实用价值. 该方法对室内环境的识别率较高, 可满足多数任务下机器人对自身空间识别的要求.

参考文献:

- [1] 蔡自兴, 贺汉根, 陈虹. 未知环境中移动机器人导航控制理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [2] Luo R C, Lai C C. Concurrent indoor map construction and patterns of interests recognition using sensory fusion approach for service robotics[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). St. Paul: IEEE, 2012:2243-2248.
- [3] Elfes A. Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation[J]. Computer, 1989, 22(6):46-57.
- [4] Leonard J, Durrant-Whyte H. Dynamic map building for an autonomous mobile robot[J]. The International Journal on Robotics Research, 1992, 11(4):286-298.
- [5] Thrun S, Gutmann J S, Fox D, et al. Integrating topological and metric maps for mobile robot navigation: A statistical approach[C]//Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence. Madison: JOHN WILEY & SONS LTD, 1998:989-996.
- [6] 吴皓. 基于服务任务导向的移动机器人地图构建研究[D]. 济南: 山东大学, 2011.
- [7] Ila V, Porta J M, Andrade-Cetto J. Information-based compact pose SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2010, 26(1):78-93.
- [8] Mozas Ó M. Semantic labeling of places with mobile robots[M]. Berlin: Springer Verlag, 2010.
- [9] 丁刚. 基于支持向量机的移动机器人环境感知和物体识别研究[D]. 合肥: 中国科技大学, 2009.

Indoor Environment Recognition Based on SVM Classification of Laser Radar Data

GUO Yu-peng, LIU Shi-rong*, ZHANG Bo-tao

(School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Semantic map building is of significant importance for the navigation and trajectory planning of mobile robots, in which the environmental classification has been a key issue to address. The lower matching rate has been identified in the currently adopted environmental classification methods, which forms a technical bottle-neck for the semantic map building. A classification method based on support vector machine (SVM) is proposed in this paper. In the process, the geometric features extracted from the laser radar data are employed to train the SVM classifier, which is used for identifying the robotic workspace pattern. The proposed method is applied to the semantic classification of the given indoor layout. The experiment results suggest that the proposed method is capable of building the semantic map efficiently with a higher recognition rate.

Key words: indoor environment; semantic map; SVM classifier; mobile robot

(责任编辑 史小丽)