

# 基于深度学习门牌检测的机器人室内定位方法

李鸿彬, 孟庆浩, 孙玉哲, 靳荔成\*

天津大学电气自动化与信息工程学院机器人与自主系统研究所, 天津 300072

**摘要** 提出了一种基于深度学习的门牌检测方法, 以实现室内环境中移动机器人的全局定位。具体步骤为: 基于 MobileNet-SSD 算法对单目相机获取的图像进行门牌区域检测; 提出一种改进的旋转投影方法用于倾斜图像校正; 通过 kNN( $k$ -Nearest Neighbors) 算法进行门牌号识别; 根据事先采集的各个门牌的正视模板图片进行 SURF (Speeded Up Robust Features) 特征点匹配, 进而实现基于  $n$  点透视 (PnP) 问题的相机位姿求解; 根据坐标变换实现移动机器人的全局定位。使用移动机器人在室内办公环境下进行定位实验, 结果表明, 基于该方法实现的平均位置误差约为 7 cm, 朝向误差为 0.1712 rad, 相较于只使用自适应蒙特卡罗方法时位置误差减小了约 50%, 朝向误差减小了约 57%。

**关键词** 机器视觉; 移动机器人; 深度学习; MobileNet-SSD; 门牌号识别; PnP 位姿求解; 室内定位

中图分类号 TP242

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1415005

## Deep Learning-Based Doorplate Detection for Mobile Robot Localization in Indoor Environments

Li Hongbin, Meng Qinghao, Sun Yuzhe, Jin Licheng\*

*Institute of Robotics and Autonomous System, School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China*

**Abstract** Herein, a deep learning-based doorplate detection method was proposed to realize the global positioning of mobile robots in indoor environments. First, the target detection algorithm based on MobileNet-SSD was used to detect the doorplate area of the image acquired using a monocular camera. Second, an improved rotating projection method was proposed to correct oblique images. Third, doorplate number recognition was performed using the  $k$ -nearest neighbor algorithm. Fourth, the speeded-up robust feature point matching was performed based on the precollected front-view template pictures of each doorplate. Then, the camera pose solution was achieved based on the PnP problem. Finally, the global positioning of the mobile robot was realized according to the coordinate transformation. Experiments using a mobile robot in an office environment show that the average position error of the mobile robot based on the proposed method is about 7 cm. Moreover, the orientation error is 0.1712 rad, which is reduced by about 50% compared with using only the adaptive Monte Carlo method, and the angle error is reduced by about 57%.

**Key words** machine vision; mobile robot; deep learning; MobileNet-SSD; doorplate recognition; PnP pose solving; indoor localization

**OCIS codes** 150.5758; 100.2000; 100.3008

### 1 引言

随着自动化技术的发展以及人工智能的崛起,

移动机器人开始进入人们的生活,并服务于社会的各个方面。导航是移动机器人技术的核心,而定位是移动机器人导航的基本问题,只有准确定位才能

收稿日期: 2020-10-10; 修回日期: 2020-11-05; 录用日期: 2020-11-19

基金项目: 国家自然科学基金(61573252)、国家重点研发计划(2017YFC0306200)

通信作者: \*jinlc@tju.edu.cn

保证移动机器人可靠地完成任任务。基于陀螺仪和里程计的惯性导航方法,随着时间的推移,会出现严重的累积误差,因此需要通过外部传感器进行全局定位来消除累积误差,以保证机器人的定位准确性。一种较为常用的机器人室内定位方法是基于二维激光雷达的自适应蒙特卡罗定位(AMCL)算法<sup>[1]</sup>,但二维激光雷达对于相似或者对称的环境,由于可获得的定位信息较少,容易出现定位错误,因此价格相对低廉、信息丰富的视觉传感器受到研究人员的广泛关注。在已知环境地图的情况下,通过视觉进行全局定位可有效地减小惯性导航的累计误差,辅助 AMCL 实现精确、长期稳定的定位。

最常用的视觉定位方法是通过识别环境中的标识(路标)来间接计算出机器人的位置和姿态。路标主要可以分为两种,一种是人工路标<sup>[2]</sup>,一种是自然路标。目前国内外研究人员探索了多种使用路标来定位移动机器人的方法。人工路标如二维码<sup>[3]</sup>、彩色的数字路标<sup>[4]</sup>、美学标记<sup>[5]</sup>等已用于室内移动机器人的辅助定位。李鹏等<sup>[6]</sup>提出了基于标定板的双目视觉全局定位方案,并对相关理论算法进行了实验验证与分析。基于人工路标识别的定位方法需要在环境中布置大量的标签,不仅影响环境的整体性和美观性,还需针对路标设计对应的识别算法。利用自然环境或特殊标识(如门牌号等)对机器人进行定位有着更现实的意义。Meng 等<sup>[7]</sup>提出一种门牌号快速识别方法,用于人形机器人的实时定位。An 等<sup>[8]</sup>提出了一种基于局部目标导航和模型目标识别的移动机器人全局定位方法,首先采用激光扫描仪检测门的位置,然后根据门牌号模型从场景中提取门牌号进行识别,从而实现机器人定位。

深度学习的出现较好地解决了目标检测鲁棒性和通用性的问题。Li 等<sup>[9]</sup>使用深度学习检测常见对象,并将其作为室内定位和导航的标志,利用二阶隐马尔可夫模型进行地标序列和拓扑地图的匹配,从而实现了室内定位。Xu 等<sup>[10]</sup>提出一种基于卷积神经网络(CNN)的图像检索辅助蒙特卡罗定位的室内定位系统,通过 CNN 对自然场景的匹配进行粗定位,然后基于蒙特卡罗进行细定位,有效提高了室内定位的鲁棒性。Zhu 等<sup>[11]</sup>提出了一种基于手机视频的室内拓扑定位方法,将稳定的室内物体作为地标,采用卷积神经网络进行准确的路标检测,利用高度抽象的地标性语义信息表示路标位置,该方法对于光照、时间变化以及遮挡,均具有较强的鲁棒性。

然而基于深度学习场景匹配或常见物品识别的定位方法,存在计算量大、定位精度不高等问题,易受自然环境变动的影影响。基于  $n$  点透视(PnP)问题的定位精度较高,常被应用于人工路标如 AprilTag 等的相机位姿求解,但对于自然环境中的路标,难以找到准确的三维与二维(3D-2D)的对应关系,因此难以用于自然路标的定位。

针对以上问题,本文提出了基于深度学习门牌检测和门牌模板特征点匹配进行 PnP 位姿估计的移动机器人室内定位方法。介绍了该方法的整体流程,详述了改进的旋转投影法,然后对 PnP 位姿求解的各部分坐标变换进行相关公式的推导和分析,最后针对所述方法进行实验分析,验证了该方法的可行性。本文的主要贡献可以分为以下两点:

1) 提出一种新颖的对移动机器人进行室内定位的方法,该方法先使用深度学习对门牌区域进行检测,然后基于门牌模板进行特征点匹配,最后使用 PnP 位姿求解。

2) 对基于旋转投影法的倾斜检测流程进行改进,提高了检测速度。

## 2 基于门牌检测的移动机器人定位方法

在实际环境中,每个门牌区域的位置是固定的,且其位置在全局地图中是已知的。因此,机器人检测与识别出门牌号后即可得到该门牌区域的实际位置,再通过计算则可得到机器人相对门牌区域的位姿,以此方式就可以间接地估计出机器人的实际位姿。

本研究在环境地图及门牌位置确定的条件下,采用深度学习检测门牌区域,并与事先采集的门牌模板进行特征点匹配,构建 PnP 问题求解相机位姿,最终实现机器人室内全局定位。该方法的主要流程如图 1 所示。

首先需要训练 MobileNet-SSD 深度学习模型检测门牌区域;然后对门牌区域进行预处理,利用改进旋转投影法倾斜校正,采用 kNN 实现门牌数字识别;最后通过门牌模板的 SURF(Speeded Up Robust Features)特征点匹配、PnP 相机位姿求解和坐标变换实现移动机器人定位。

### 2.1 门牌区域检测

采用单目相机,选用一阶目标检测(SSD)算法<sup>[12]</sup>与 MobileNet<sup>[13]</sup>架构相结合的 MobileNet-SSD 深度学习网络进行门牌的检测,MobileNet-SSD 网络模型如图 2 所示。其中用于特征提取的基

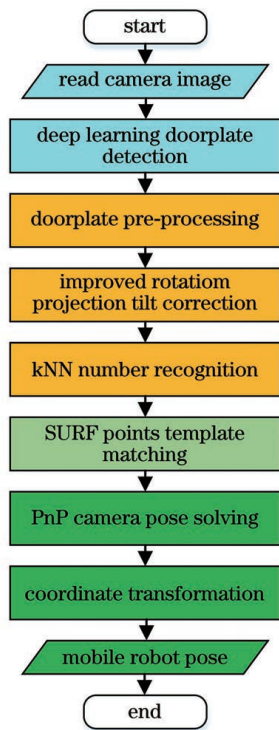


图 1 基于深度学习门牌检测的机器人室内定位的流程  
Fig. 1 Flowchart of indoor mobile robot localization based on deep learning doorplate detection

基础网络由 VGG-16 替换为 MobileNet (Conv0-Conv13) 网络, 之后为根据 SSD 算法中提出的目标检测方法添加一系列不同尺度的卷积层, 用于进行不同尺度的特征提取, 最后利用非极大值抑制输出检测结果。

SSD 是一种利用多尺度卷积层在不同尺度特征图上进行特征提取的一阶快速目标检测算法, MobileNet 是一个轻量级的卷积神经网络架构, 采用深度可分离卷积减少参数, 减小模型大小, 使训练出来的模型速度更快。移动机器人使用上述方法在移动过程中进行门牌检测, 能够提高检测实时性以及机器人全局定位的实时性。因此本研究基于 MobileNet-SSD 模型, 根据实验场景中的门牌, 从不同角度、光线条件下采集包含门牌的图片并进行标注, 构建门牌数据集, 调整参数并进行模型训练。采用深度学习检测门牌而非直接采用数字检测方法识别门牌号, 原因有二: 一是门牌目标相对门牌数字目标大, 检测识别率高; 二是能够利用门牌区域进行特征点匹配, 实现精确定位。若直接识别门牌数字则无法充分利用门牌的几何先验信息。

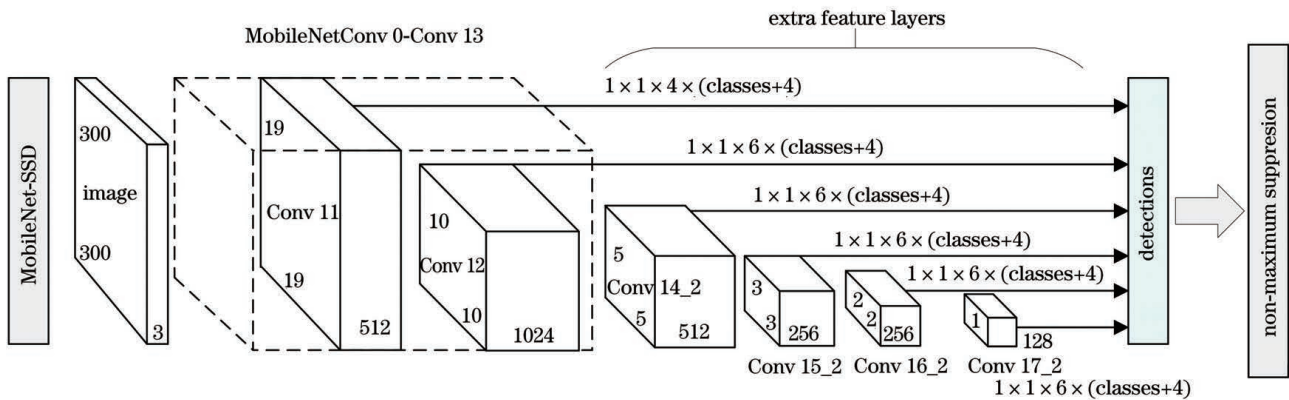


图 2 用于门牌区域检测的 MobileNet-SSD 网络模型  
Fig. 2 MobileNet-SSD model for doorplate area detection

## 2.2 门牌号识别

基于 MobileNet-SSD 深度学习模型, 可以从摄像头获取的图像中检测出门牌区域。下面介绍门牌区域中数字的识别方法。

### 2.2.1 门牌预处理

深度学习检测出的门牌区域如图 3(a) 所示, 可以发现数字仅占中间小部分区域, 因此, 先根据门牌中数字占检测门牌区域的比例, 裁去其边角部分得

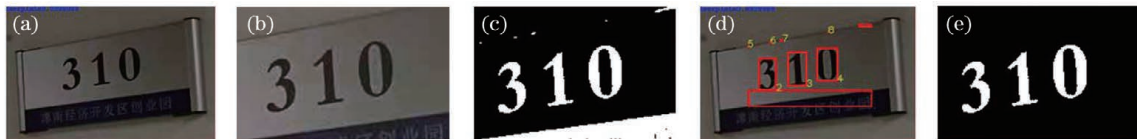


图 3 门牌区域预处理过程图。(a) 检测门牌区域; (b) 门牌初步裁剪; (c) 阈值分割; (d) 轮廓检测; (e) 填充背景  
Fig. 3 Doorplate pre-processing procedure. (a) Detection of doorplate area; (b) initial cutting of the doorplate; (c) threshold segmentation; (d) contour detection; (e) background filling



到图 3(b), 然后对裁剪后的门牌图片进行高斯降噪, 采用大津算法<sup>[14]</sup>进行阈值分割, 获得结果如图 3(c)所示。最后对阈值分割后的二值图像进行轮廓检测, 如图 3(d)所示, 根据门牌号数字最小外包矩形长宽所占门牌区域的比例, 将不符合要求的干扰框填充为背景值, 处理结果如图 3(e)所示。

### 2.2.2 基于改进旋转投影法的倾斜校正

由于门牌和移动机器人存在高度差, 并且移动机器人在运行过程中难以保证从正面拍摄门牌, 获得的门牌区域会存在一定的倾斜, 因此需要对预处理后的图片进行倾斜校正。

#### 2.2.2.1 改进旋转投影法

传统的旋转投影法需要将图像在垂直方向和水平方向各旋转一定的角度, 通过比较不同旋转角度的投影值大小获得倾斜角度, 计算量较大, 时间复杂度为  $O(n^2)$ 。由于轮式机器人底座稳定且门牌高度固定, 门牌号在图像中竖直倾斜角度较小, 因此本研究对旋转投影法进行改进, 仅对水平倾斜进行检测校正, 因此时间复杂度降为  $O(n)$ 。如图 4(a)所示, 根据实际情况确定门牌倾斜的角度范围  $(-\alpha_{\max} \sim \alpha_{\max})$ ,  $\alpha_{\max}$  为门牌水平倾斜最大角度。对在  $(-\alpha_{\max} \sim \alpha_{\max})$  范围内的门牌以图像几何中心为旋转中心, 按照顺时针以  $1^\circ$  为步长进行旋转遍历, 每旋转  $1^\circ$ , 遍历整个图像, 计算门牌数字所占行数, 遍历方式如图 4(b)所示。

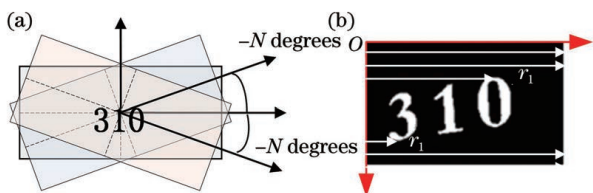


图 4 旋转投影示意图。(a) 门牌旋转示意图; (b) 门牌遍历示意图

Fig. 4 Improved rotation and projection methods. (a) Doorplate rotation diagram; (b) doorplate traversal diagram

图像旋转  $\alpha$  时, 以图像左上角为像素坐标原点, 自左而右、自上而下对每个像素点进行判断, 遇到非零像素时记录此时的行数为  $r_{1\alpha}$ , 然后跳转到图像最后一行, 自左而右、自下而上进行遍历, 再次遇到非零像素值时记录此时的行数为  $r_{2\alpha}$ , 则门牌数字部分所占行数为  $r_{2\alpha} - r_{1\alpha} + 1$ , 门牌倾斜角度  $\alpha^*$  的计算公式为

$$\alpha^* = \min_{\alpha} (r_{2\alpha} - r_{1\alpha} + 1), -\alpha_{\max} \leq \alpha \leq \alpha_{\max} \quad (1)$$

对图像进行变换校正的结果如图 5 所示。倾斜检测流程如图 6 所示。



图 5 门牌倾斜校正效果图

Fig. 5 Doorplate area after tilt correction

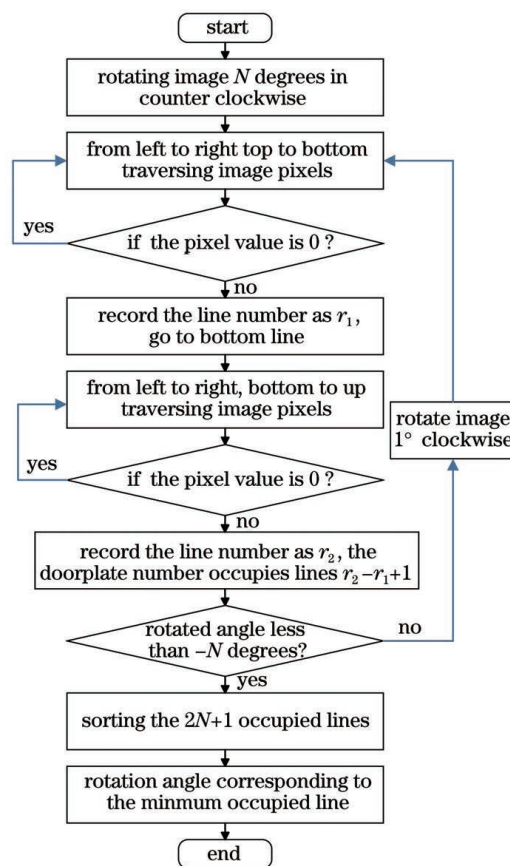


图 6 改进旋转投影法流程

Fig. 6 Flowchart of the improved rotation projection method

#### 2.2.2.2 门牌数字识别

本文在进行门牌倾斜校正之后, 按最小外包矩形对门牌数字进行分割, 提取 HOG (Histogram of Oriented Gradient) 方向梯度直方图特征, 采用 kNN 最近邻算法进行数字识别, kNN 算法的核心思想是: 如果一个样本在特征空间中的  $k$  个最相邻的样本中大多数属于某一个类别, 则该样本也属于这个类别, 并具有这个类别样本的特性。针对数字 0~9 分别采集 25 张图片作为样本, 提取 HOG 特征构建样本特征空间, 根据经验将  $k$  值设置为 5。

### 2.3 PnP 位姿求解

利用 3D-2D 点的对应关系求解相机位姿的问题称为 PnP 问题。在已知相机内部参数的情况下,通过图像中  $n$  个像素坐标和它们物理坐标的对应关系,可以计算出相机拍摄图像时的位姿<sup>[15-16]</sup>。识别出门牌号后,即可获得事先采集的对应门牌的正视模板,基于特征点的匹配构建 PnP 问题求解相机位姿,再根据相机和机器人的坐标变换关系即可求解出机器人在世界坐标系中的位姿。

选择门牌的四个角用于设置 PnP 问题。因为可以提前测量出它们在世界框架中的 3D 坐标,所

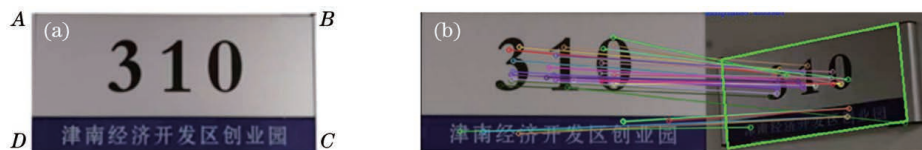


图 7 门牌模板和 SURF 特征点匹配图。(a)检测门牌区域门牌正视模板;(b) SURF 特征点匹配图

Fig. 7 Doorplate template and SURF feature point matching graph. (a) Detected front view of doorplate template in doorplate area; (b) SURF feature point matching graph

对于任意坐标点,从相机坐标系到世界坐标系的变换关系见图 8,可以表示为

$$\mathbf{P}_c = \mathbf{R}_{w2c} \mathbf{P}_w + \mathbf{t}_{w2c}, \quad (2)$$

其中  $\mathbf{P}_c$  表示点在相机坐标系下的坐标,  $\mathbf{P}_w$  表示点在世界坐标系下的坐标,  $\mathbf{R}_{w2c}$  为门坐标系到相机坐标系的旋转矩阵,  $\mathbf{t}_{w2c}$  为门坐标系相对于相机坐标系的平移向量。基于 L-M (Levenberg-Marquardt) 优化的迭代法求解 PnP 问题可以获得  $\mathbf{R}_{w2c}$  和  $\mathbf{t}_{w2c}$ 。

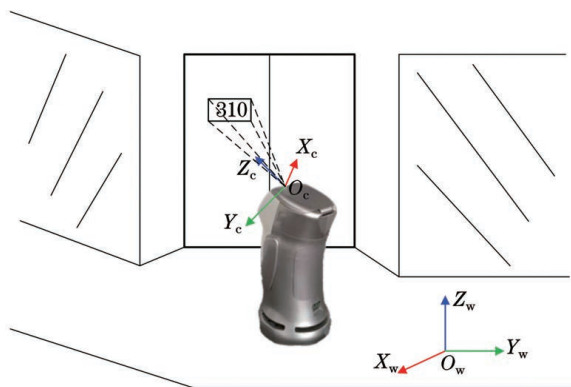


图 8 相机坐标系与世界坐标系关系图

Fig. 8 Relationship between the camera and world frame

## 3 实验研究

本实验采用的机器人平台及场景如图 9 所示。机器人配有 RPLIDAR A3 激光雷达、针孔相机和里程计等,软件开发平台为 Ubuntu16.04 下的开源机器人操作系统 ROS<sup>[18]</sup> (Robot Operating System),

以解决 PnP 问题的困难是如何确定这四个角的 2D 像素坐标。门牌与其周围环境之间的色差很小,直接提取 2D 门牌的四个角点准确率低。因此,首先根据识别出的数字在数据库中检索如图 7(a)所示的模板;然后分别对门牌模板和检测门牌区域图片进行 SURF 特征点检测,并采用 RANSAC (Random Sample Consensus) 算法<sup>[17]</sup> 进行特征点匹配即可获得门牌四个角点在门牌区域的像素坐标,如图 7(b)所示;最后根据物理坐标和像素坐标的对应关系,即可求解 PnP 问题,获得相机位姿。



图 9 移动机器人平台和实验场景

Fig. 9 Mobile robot platform and experimental scene

实验场地为一个室内办公楼层。

### 3.1 实验准备

移动机器人门牌定位是在环境地图已知的情况进行的,所以首先采用 Karto SLAM 技术获得环境地图,并在地图上标出每个门在地图和世界坐标系中的相对位置和朝向,然后训练基于 MobileNet-SSD 的门牌区域检测模型。对于实验场景中的 14 个门牌,分别收集不同光照和拍摄角度下的 600 张图像,然后,在所有门牌的区域都用边框标记<sup>[19]</sup>。在服务器上训练了 50000 次迭代后,平均精度 (mAP) 为 98.56%,并将模型部署到移动机器人平台。检测结果如图 10 所示,矩形边界框是检测到的门牌区域。

### 3.2 改进旋转投影法实验

基于提出的改进旋转投影法,采用 C++ 编程



图 10 基于 MobileNet-SSD 的门牌区域检测结果  
Fig. 10 Doorplate area detection result based on MobileNet-SSD

分别处理不同尺度的门牌,改进前后倾斜检测效果相同,与未改进的旋转投影法进行时间对比,实验结果如图 11 所示。

从图 11 中可以看出,改进的旋转投影法在不同尺寸图片的倾斜检测过程中耗时较少,与原旋转投影法相比,时间缩短了约三分之一,由此证明改进旋转投影法的检测速度更快。

### 3.3 门牌定位精度对比

通过实验比较 AMCL 法和本文所提方法与真实测量值的误差。在门前设定一个目标点及朝向,将目标发送给移动机器人,等到移动机器人停止时

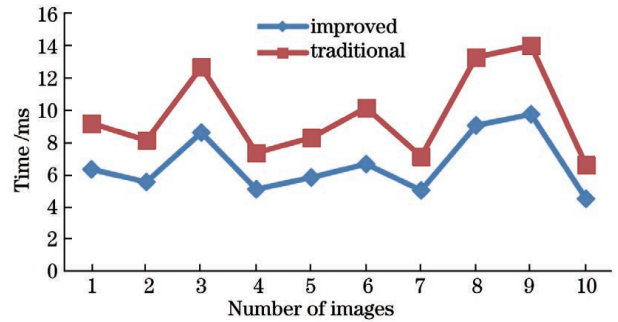


图 11 改进和传统旋转投影方法的时间成本  
Fig. 11 Time cost of the improved and traditional rotation projection methods

表示 AMCL 法已完成定位,机器人到达目标位置时,测量移动机器人真实位置和朝向,同时记录门牌定位结果,比较门牌定位和 AMCL 定位的误差大小,实验数据如图 12 所示。

由图 12 可以看出,AMCL 定位的平均位置误差为 0.1398 m,门牌定位的平均位置误差为 0.0689 m,后者相较于前者减小了 50.71%。门牌定位的机器人朝向误差为 0.3987 rad,相比 AMCL 的朝向误差 0.1712 rad,减小了 57.06%。由此可以看出,本文所提出的移动机器人门牌定位方法精度较高,证明了其定位的有效性。

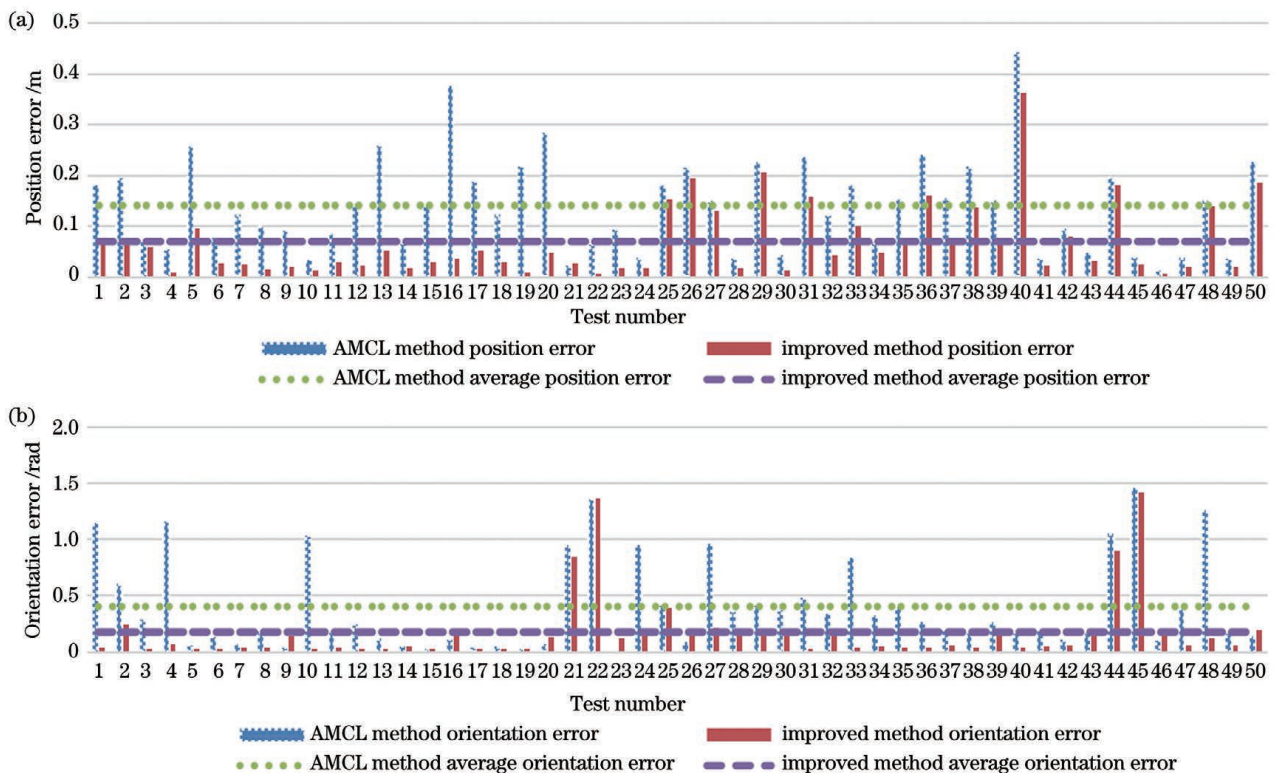


图 12 定位精度对比。(a)定位误差;(b)朝向误差

Fig. 12 Comparison of localization accuracy. (a) Position error; (b) orientation error



### 3.4 规划路线定位对比实验

实验规划行驶路线如图 13(a)所示,圆点代表起点和终点,数字代表门牌号,线段代表规划的路

线,总长度约 190 m。正常情况下,机器人的移动速度为 0.2 m/s,当检测到门牌时,其速度下降为 0.1 m/s,以进行基于深度学习门牌检测方法的运算。

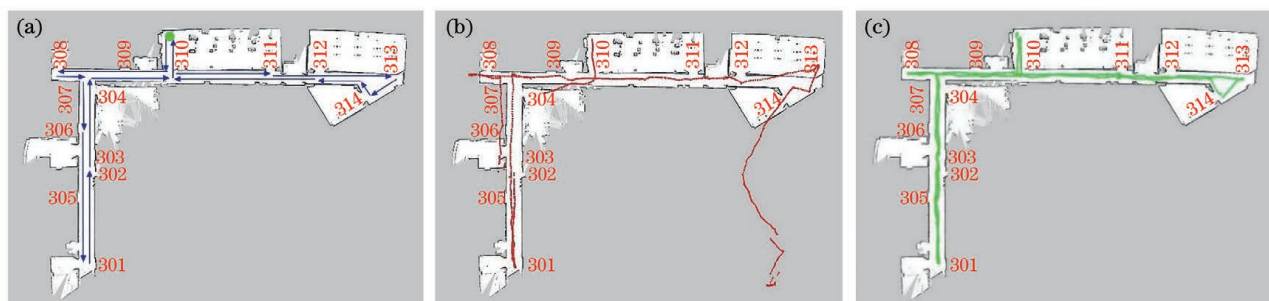


图 13 机器人实验轨迹图。(a)规划路线;(b) AMCL 方法的行驶轨迹;(c)加入门牌定位后的行驶轨迹

Fig. 13 Experiment trajectory of the robot. (a) Planned the route; (b) travel trajectory based on the AMCL method; (c) travel trajectory after adding doorplate positioning

图 13(b)中给出 AMCL 方法的定位轨迹,图 13(c)中给出 AMCL 结合提出的深度学习门牌检测方法的定位轨迹。结合方法是指机器人检测到门牌时,使用基于深度学习的门牌检测方法获得的姿态来校正 AMCL 定位结果。

从图 13(b)中可以发现,AMCL 方法的定位结果与 309、308、303、302 号门附近的真实结果有所偏离,并且在 314 号门附近出现最大偏差,甚至无法定位。原因是除编码器引起的漂移外,在 314 号门附近,三角形区域主要由光滑的壁构成,且每个壁的结构都非常相似,环境的相似性导致激光雷达无法很好地区分。从图 13(c)中可以看出,AMCL 法结合提出的基于深度学习的门板检测方法后,定位将更加稳定、准确。

## 4 结 论

针对移动机器人只使用单一传感器时定位精度不高的问题,提出一种基于深度学习门牌检测和门牌特征点匹配的移动机器人定位方法。实验结果表明,本文方法将 AMCL 法的定位误差由 14 cm 减小至 7 cm,将朝向误差由 0.3987 rad 减小至 0.1712 rad,并且在结构相似的环境下能够弥补激光雷达定位不稳定的缺陷,实现对移动机器人的全局定位,本文方法结合 AMCL 法,定位将更加稳定、准确。

### 参 考 文 献

- [1] Matias L P N, Santos T C, Wolf D F, et al. Path planning and autonomous navigation using AMCL and AD[C]//2015 12nd Latin American Robotics Symposium and 2015 3rd Brazilian Symposium on Robotics (LARS-SBR), October 29-31, 2015, Uberlandia, Brazil. New York: IEEE Press, 2015: 320-324.
- [2] Zu S, Hu P P, Pan Q. Extraction method of artificial landmark center based on lidar echo intensity [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(8): 0810001. 祖爽, 胡攀攀, 潘奇. 基于激光雷达回波强度的人工路标中心提取方法 [J]. 中国激光, 2020, 47(8): 0810001.
- [3] Gao X S, Li Y H, Zhang L Q, et al. Precise positioning technology for automatic guided vehicles based on SURF algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(10): 101203. 高雪松, 李宇昊, 张立强, 等. 基于 SURF 算法的自动导引车精确定位技术 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(10): 101203.
- [4] Huang L, Zhu M. Assistance navigation method for mobile robot based on monocular visual artificial landmark [J]. Computer Systems & Applications, 2018, 27(1): 106-112. 黄露, 朱明. 单目视觉人工路标辅助的移动机器人导航方法 [J]. 计算机系统应用, 2018, 27(1): 106-112.
- [5] Farkas Z V, Korondi P, Illy D, et al. Aesthetic marker design for home robot localization [C] // IECON 2012-38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, October 25-28, 2012, Montreal, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2012: 5510-5515.
- [6] Li P, Zhang Y Y. Global localization for indoor mobile robot based on binocular vision [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 041503. 李鹏, 张洋洋. 室内移动机器人双目视觉全局定位 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041503.
- [7] Meng Q H. Rapid door number recognition by a humanoid mobile robot [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2005, 43(1): 33-54.

- [8] An S Y, Kang J G, Oh S Y, et al. Global localization for the mobile robot based on natural number recognition in corridor environment [M] // Ishikawa M, Doya K, Miyamoto H, et al. Neural information processing. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2008, 4984: 1110-1119.
- [9] Li Q, Zhu J S, Liu T, et al. Visual landmark sequence-based indoor localization[C]//GeoAI'17: Proceedings of the 1st Workshop on Artificial Intelligence and Deep Learning for Geographic Knowledge Discovery, November 7, 2017, New York, NY, United States. New York: Association for Computing Machinery, 2017: 14-23.
- [10] Xu S, Chou W S, Dong H Y. A robust indoor localization system integrating visual localization aided by CNN-based image retrieval with Monte Carlo localization[J]. Sensors, 2019, 19(2): 249.
- [11] Zhu J S, Li Q, Cao R, et al. Indoor topological localization using a visual landmark sequence [J]. Remote Sensing, 2019, 11(1): 73.
- [12] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2016, 9905: 21-37.
- [13] Howard A G, Zhu M, Chen B, et al. Mobilenets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[EB/OL]. (2017-04-17)[2020-10-05]. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- [14] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [15] Ling H Y, Yi X, Wang P Y, et al. An adaptive accelerating robust PnP algorithm based on hybrid optimization [J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(6): 54-59.  
凌寒羽, 衣晓, 王培元, 等. 基于混合优化的自适应加速稳健 PnP 算法[J]. 电光与控制, 2019, 26(6): 54-59.
- [16] Li H W, Xiong T. Research on P4P-PNP algorithm based on QR codes recognition [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121501.  
李红卫, 熊韬. 基于 QR 码识别的 P4P-PNP 算法研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121501.
- [17] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [18] Quigley M, Conley K, Gerkey B, et al. ROS: an open-source Robot Operating System [EB/OL]. (2009-06-29)[2020-10-05]. <http://www.willowgarage.com/papers/ros-open-source-robot-operating-system>.
- [19] Jiang C, Hu A M, He W. Convolutional-neural-network based license plate location algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(2): 021010.  
姜策, 胡岸明, 何为. 基于卷积神经网络的车牌定位算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(2): 021010.