

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104521

移动机器人视觉 SLAM 回环检测原理、现状及趋势*

杨雪梅 李帅永

(重庆邮电大学工业物联网与网络化控制教育部重点实验室 重庆 400065)

摘 要:近年来,视觉 SLAM 以结构简单、成本低、可结合语义信息等优势得到广泛关注。回环检测在其中发挥着重要的作用。根据获得的回环信息,视觉 SLAM 后端优化算法便可以根据回环约束对位姿进行优化,消除移动机器人在长时间的工作下产生的累积误差,实现精确的长期定位,从而构建全局一致的运动轨迹和地图。首先介绍视觉 SLAM 中回环检测原理及作用,从特征提取、相似度判断、实验评估几个方面对传统词袋模型进行深入分析,并概述目前基于词袋模型和概率的改进算法,对比总结基于深度学习的回环检测方法,简单概述结合语义信息的回环检测方法,最后对回环检测技术目前存在的问题以及未来的发展趋势进行总结与展望。

关键词:视觉 SLAM;回环检测;词袋模型;深度学习;语义分割;性能评价

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Principle, current situation and trend of visual SLAM loop closure detection for mobile robot

Yang Xuemei Li Shuaiyong

(Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Networked Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract:In recent years, visual SLAM has attracted wide attention due to its advantages of simple structure, low cost and ability to integrate semantic information. Loop closure detection plays an important role on it. According to the loop information obtained, the visual SLAM back-end optimization algorithm can optimize the pose according to the loop constraint, eliminate the cumulative error generated after long-term work, and achieve accurate long-term positioning, in order to build a globally consistent motion track and map. First introduce the principle and function of loop closure detection in visual SLAM, then conduct an in-depth analysis of the traditional bag-of-words model from feature extraction, similarity judgment, and experimental evaluation, and outlines several improved algorithms based on the bag-of-words model and probability, and summarizes several loop closure detection methods based on deep learning, briefly summarize the loop closure detection methods combined with semantic information, and finally summarize and prospect the current problems and future development of loop closure detection.

Keywords:visual SLAM; loop closure detection; bag-of-words; deep learning; semantic segmentation; performance evaluation

0 引 言

随着移动机器人的日益发展,同步定位与建图 SLAM(simultaneous localization and mapping, SLAM)^[1]也有了长足的进步。与激光 SLAM 相比,视觉 SLAM 的感

知以及重定位能力更强。其次,它的安装方式比较多元化以及价格低廉,这些优势使它受到更多的关注,大量视觉 SLAM 算法被提出^[2-4]。视觉 SLAM 框架包括传感器数据、前端、后端、回环检测和建图,如图 1 所示。回环检测是 SLAM 系统中重要的组成部分,对消除累积误差有着非常重要的作用,没有回环检测,SLAM 系统就会等同

于一个里程计^[5],在长期大范围的导航和定位中产生的累计误差是不可避免的^[6]。仅仅依靠里程计进行的状态估计会导致比较严重的偏差,错误回环信息会使整个算法收敛到一个错误的值,尽管也有许多能够降低错误回环影响的图优化^[7]算法,但是这些并不可能从根本上消除回环带来的影响,并且会给整个定位系统带来一定计算负担。所以,回环检测在后期的地图优化中起着十分重要的作用。

传感器数据

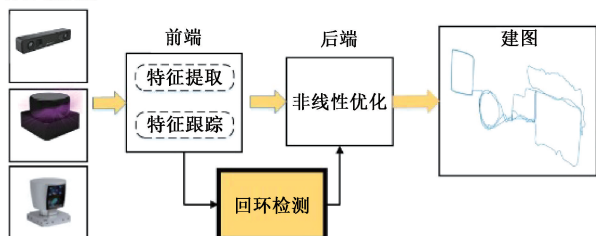


图1 视觉SLAM经典框架

Fig. 1 Visual SLAM classic framework

目前视觉SLAM回环检测主要方式有传统的词袋模型以及基于概率和词袋模型的一些改进算法,但是传统方式依然存在过多的人工干预,对于场景中动态对象的处理不是十分理想,并且计算量较大,响应比较慢。而深度学习技术的出现及发展在回环检测问题的解决上提供了新的方向。

本文首先对回环检测的问题进行描述,对目前使用较多的传统回环检测方法进行梳理,总结与深度学习及语义分割等技术相结合的回环检测方法,在此基础上分析不同神经网络在公开数据集下的性能对比。介绍目前所使用的公开数据集及相关开源库。同时,分别从结合深度学习的回环检测、结合语义分割的回环检测和加入回环检测后的后端优化几个方面对回环检测目前所面临的挑战进行阐述,探讨视觉SLAM回环检测未来的发展热点趋势和方向,期望可以对回环检测技术研究提供新的思路。

1 回环检测问题描述

当移动机器人经过一定时间的运动后回到原点,但是由于随着时间产生位姿漂移,此时的位置估计值并不是最初值,如果知道机器人是回到原点,把位置估计值拉回去,就可以消除漂移,起到减小累积误差的作用,在地图构建上减小误差,回环检测就可以起到这样的作用,如图2所示,正确的回环信息可以修正里程计误差,从而得到信息一致的地图^[8]。

在视觉SLAM问题中,位姿的估计是一个递推的过

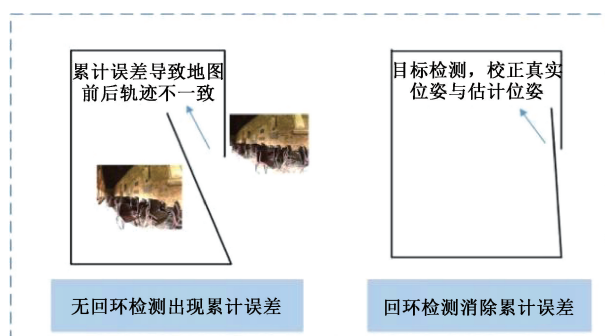


图2 回环检测校正效果

Fig. 2 Loop closure detection effect

程,当前帧的位姿由上一帧位姿推算,其中的误差传递下去产生累积误差。如图3所示,一般情况下,第5帧位通过第4帧推算出来,当找到与第1帧的关系时,便可以由第1帧推算,此时只有两个约束的误差,累积误差就会减小,像这样与之前的某一帧建立位姿约束关系就叫做回环。减少约束数因而减小累积误差。回环检测就是检验这种历史帧的位姿约束问题。

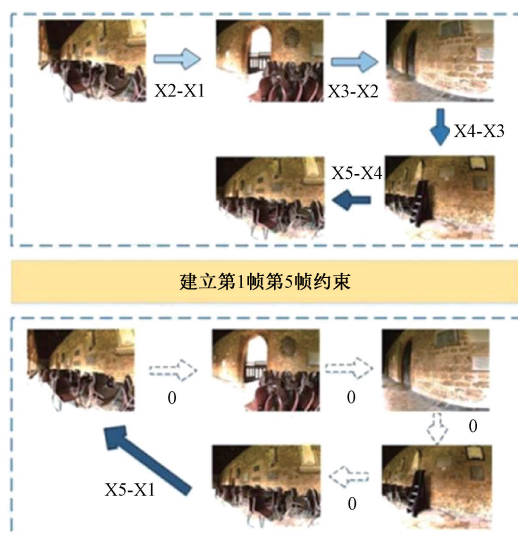


图3 回环检测问题描述模型

Fig. 3 Loop closure detection problem description model

2 主流回环检测方法

2.1 根据路标点先验信息

回环检测的一种方式是根据路标点^[9]的先验信息,在检测时检索到与先验信息相同的信息即认为产生回环。但是存在如下两个缺点:首先,如果使用人工设置的路标点,由于人力不够会导致路标点数量有限,机器人移动范围受限;其次,如果装载GPS装置,虽然免去人工路标点的设置环节,却增加机器人的载荷,当机器人在弱

GPS 信号的环境中定位精度就会受到影响。所以,这种基于路标点的方式使用情况并不多。

2.2 词袋模型

回环检测中最常用的词袋模型^[10]是将图像中的特征处理成单词,不同的单词代表不同的特征,对两张图片中单词进行对比,判断两张图片是否相似,为将所有特征类比成一个一个单词,就需要训练一个词典,如图 4 所示,这个词典包含所有可能的单词集合,通过训练大量的数据可以使字典通用性更高。

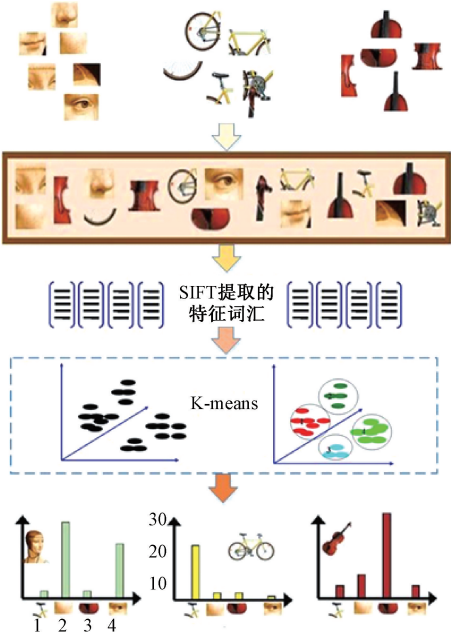


图 4 词袋模型模型实现过程

Fig. 4 The realization process of the bag-of-words model

1) 特征提取与描述

在视觉 SLAM 系统中,人为设计特征提取的方法包括 SIFT、SURF 和 ORB^[11]算法 3 大类。SIFT 算法最早是由 Lowe^[12]提出的,由于它能够在空间尺度中找到极值点,从而在实验中提取的点具有尺度、位置、及旋转不变的特点。SURF(speeded up robust features)算法是由 Bay 等^[13]提出,此算法是 SIFT 算法的一种改进算法,运行效率更加高效,但是,寻找主方向步骤很大程度上取决于局部区域像素的梯度方向,即使偏差角度不大,只要主方向不准确,特征匹配的误差就会比较大,导致匹配出错。Galvez-Lpez 等^[14]提出 ORB(FAST+Brief)也比较具有代表性,它的运行效率是 SIFT 的 10 倍,是 SURF 的 100 倍,在提取 FAST 特征点时比较简单,选择一个以 3 为半径的像素点作为中心点,并逐一比较中心点周围的 16 个像素点,如果灰度差异值大于 12 时,当前中心点判断为特征点。除了局部特征方法外,全局图像描述符 GIST^[15]也被用于视觉 SLAM 中^[16-19]。表 1 总结归纳几种特征提取

方式。

表 1 特征提取方式对比表

Table 1 Feature extraction method comparison table				
名称	属性	优点	缺点	文献
SIFT	局部特征	信息量丰富	运算复杂,计算	[12]
	描述符	且区分性较好	量较大,实时性较差	
SURF	局部特征	运行效率	后期的区分	[13]
	描述符	较高效	易出错	
ORB	局部特征	运行速率	对特征点描述	[14]
	描述符	最高效	细致程度较低	
GIST	全局特征	可进行场	只适用于宏	[15-19]
	描述符	景描述	观描述	

2) 聚类算法及相似性判断

在回环检测中,传统的方法词袋模型^[20]首先训练一个词典,之后需要产生一个数据库,用来记录查词典时所用的单词。训练词典即特征聚类过程,假设所有的图片中需要提取 N 个特征,可以聚类成 $N/1\ 000$ 个单词,用这 $N/1\ 000$ 个单词来匹配,每个特征需要比较 $N/1\ 000$ 次才可以找到对应单词,为解决效率不高的问题,字典在训练过程中构建一个树,有 k 个分支,深度为 d ,根节点是粗分类,越下层分类越细,直至叶子结点。

利用 $k-d$ 树进行特征匹配,速度得到提升,并将时间复杂度降低到对数级别。词袋模型核心内容就是使用 K-means 聚类算法,此算法比其他聚类算法更简单,执行速度更快,可以用于很多常规的数据集,是一种硬聚类算法,在无监督学习实验中广泛使用^[21]。

传统词袋模型算法中,相似性判断通常使用词频-逆文档频率(term frequency-inverse document frequency, TF-IDF)算法^[22],其中,TF 指的是词频,表示在图像中提取的词汇的频率,频率越高,识别度就越高,IDF 指的是逆文档频率,它表示在图像中提取的词汇出现频率越低区分度越高。在实验中,每个词汇的 IDF 表示为:

$$idf(i) = \log \frac{N}{n_i} \tag{1}$$

其中, N 为生成字典的练图片数量, n 为出现单词 i 的图片数,TF 表示某个特征在一张图片中出现的频率。每个词汇的 TF 表示为:

$$tf(i, I_i) = \frac{n_{in}}{n_h} \tag{2}$$

结合这两个公式相乘,可以得到词汇的权重,以此判断相似性。

3) 实验评估

传统的词袋模型在牛津大学公开数据集 New College 以及 City Center 上的时间性能评估及相关信息如表 2 所示,图 5 展示了两种数据集利用词袋模型方法下的准确

率—回环率曲线对比。

表 2 词袋模型在不同数据集下训练时间表
Table 2 The training schedule of the Bag-of-words
model under different data sets

数据集	图像数量	图像大小	运行时间/s
New College	2 146	640×480	0.563
City Center	2 474	640×480	0.551

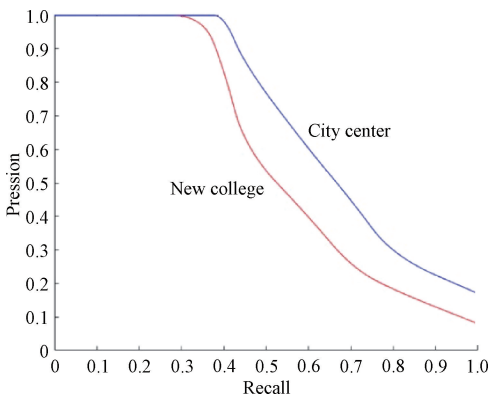


图 5 词袋模型进行回环检测在不同数据集下的 PR (准确率-回环率) 曲线

Fig. 5 Bag-of-words model for loop closure detection PR (accuracy rate-loop rate) curve under different datasets

2.3 基于词袋模型和概率的改进算法

最常用的基于词袋模型的方法仍然存在一定的局限性,这种方法将不同位置的相似场景错误判断为同一场景,针对这个问题,一些基于词袋模型和概率的改进方法也被提出。

根据概率生成一个概率分布,机器人回到地图上此点的可能性大小是通过每个点的概率,贝叶斯模型是最常使用的模型^[23]。

Vlassis 等^[24]假设每个观测的特征都服从单变量高斯分布并且彼此独立,使用 PCA 来生成图像特征,整体观测模型就表示为每个特征边缘概率的乘积。Ramos 等^[25]针对场景构建生成模型问题,采用变分贝叶斯的方法,这些方法在实际应用的局限性主要体现在:1)它们性能验证依附训练数据,都需要利用一种监督训练的方法来学习观测模型的参数;2)这些方法假定地图信息是已知的,并且假定场景中必须存在回环,在实际问题中,回环检测的难点在于还需要应对不匹配的问题。

Cummins 等^[26]针对上述方法的问题,提出的 FAB-MAP 算法是一种基于词袋模型和贝叶斯模型的方法。针对解决特征关联问题,相比于传统的朴素贝叶斯方法,利用 Chow Liu 树^[27]结构使得视觉词汇之间的关系逐渐相近;Angeli 等^[28]针对离线训练问题,简化了观测模型,

避免了视觉单词关联性的问题,利用增量式在线创建词典,与文献[29]中所提词袋有所不同;Mei^[30]等针对利用图片处理回环检测问题中会出现机器人轨迹离散化的问题,引入了动态词袋的概念;Murphy 等^[31]提出一种加入时间信息且在线进行探索与识别的方法,可以构造独特的场景,对准确率以及回环率有一定的提升。Kawewong 等^[32]针对特征匹配速度不高的问题,提出利用 K 均值方法达到加快特征匹配速度的目的,这种回环检测方法是在线增量式的并且在相似度判断上采用的计算方法也更加优化。

这些方法一定程度上解决了词袋模型算法效率的问题,但是如何更加充分的表达图像深层信息,使相似度判断依据更充分依然是未来研究的一个重要问题。

3 传统回环检测算法改进

在回环检测阶段,为了将高维度的图片进行实时性的比较与匹配,采用了提取图像特征点及其附属描述子的方式,并对两帧图像间描述子的相似度进行度量,与预设阈值进行比较,高于预设值,则判断两帧图像相似,最终判断移动机器人回到历史时刻位置。特征描述子如 SIFT,SURF 描述子均为浮点数编码的描述子,比较相似度时采用 L_2 范数。特征描述子如 BRIEF,ORB 描述子等为二进制数编码的描述子,比较相似度时则使用汉明距离^[33]。二进制描述子相较于浮点型描述子,占用更少的内存资源,且计算量较小。此外,BRIEF 等二进制描述子比浮点数描述子的更容易访问,具体如表 3 所示。图像中的特征描述符得到了很好的利用就可以准确判断回环是否产生,但是这是以原始特征顺序和空间位置为代价的。如果处在类似的位置环境,但是空间排列顺序不同,很容易造成回环检测算法的失效,导致同时定位与建图失败。因此,想要对传统方式进行改进,就得使生成的新的单词具备空间位置信息及其他附属信息,并对新的二进制描述子的构成方式做出改进,以此提升回环检测的准确度。

表 3 常用特征描述子对比

Table 3 Comparison of commonly used feature descriptors

名称	类型	特点	相似度计算
SIFT	浮点数编码	描述信息	L_2 范数
SURF		丰富	
BRIEF	二进制数编码	占用内存小	汉明距离
ORB		计算量小	

4 深度学习在回环检测中的应用

利用传统算法,可以在视觉 SLAM 回环检测中得到

较好的准确率和召回率,但是存在训练时间较长、过于依赖操作者经验等问题^[34-35]。目前,计算机视觉与深度学习的相互结合,比如实例分类^[36]、对象检测^[37]、行为识别^[38]等方面都有不错的效果,执行效率以及准确率都有巨大的提升,深度学习技术的快速发展为回环检测提供新的解决方法^[39],能够很好的解决目前回环检测中的一些问题^[40]。

深度学习的一个重要用途就是可以对数据进行识别以及分类,将传统方法与深度学习结合,或是直接将深度学习技术应用到回环检测上,从而得到提出一种全新的方法^[41]。目前相关的研究分成两个方向,主要是学习图像特征的方式有区别,一种利用 CNN 神经网络,另一种利用自编码器进行非监督式的学习,接着从特征的相似性进行回环的判断。

Xiang 等^[42]在 SLAM 实验中首次提出应用自编码器 Autoencoder,利用网络进行特征提取,再利用相似度矩阵的形式来检测图像之间的相似度,以此检验回环性能,此方法在公开数据集上验证得到较好的效果,文献[43]首次提出,利用 CNN 模型与空间顺序滤波器的结合解决位置识别问题,结果表明,相比于大多数基于手工提取特征的方法,所提出方法更加优化。基于此,几个实验组利用预训练的 CNN 模型来获取全图像特征表示,并在各种数据集上进行了实验,结果表明通过 CNN 提取的特征对环境、光照和比例变化具有更强的鲁棒性^[44-48]。

Arandjelovic^[49]为了解决规模较大的位置识别问题,在使用 CNN 模型作为特征提取器基础上设计了一种新的 CNN 架构,训练采用端到端的方式,实验表明,在两个特定数据集上的表现明显优于现成的 CNN 模型。在此

基础上,文献[50-51]针对外观变化很大的情况,在监督数据集中训练了一个特定的模型,通过对 CNN 模型进行训练获取大量参数。利用这种方式训练,模型就能够学习到新图像中便于理解的特征表示^[52],最终通过聚类获得的结果来判断是否出现回环。Xiang 等^[53]进行了另一项工作,提出将一种以无监督方式训练的深度神经网络用于回环检测问题,这种方式主要采用改进的堆叠式去噪自动编码器(SDA)。何元烈等^[54]采用 FLCNN 网络来提取图像的特征,并通过相似度矩阵来对实验结果进行展示,这个方法对回环检测的准确性和实效性都有一定的提高。Xia 等^[55]在前面的基础上,采取级联深度学习模型 PCANet 网络提取图像的特征,实验结果表明此方法比传统人工设计特征的回环检测方法效果好。文献[55]中先将需检测的两帧图像传入已经训练好的网络中,利用 SVM 分类器对得到的相应特征进行分类,再对特征进行相似度比较,此方法能够使整个视觉 SLAM 系统精度得到提升。文中还将传统词袋模型与深度学习方法 PCANet^[56],CaffeNet, AlexNet^[57]和 GoogLeNet^[58]进行了对比,如表 4 所示。由实验结果可知,相比于传统词袋模型,深度学习方法在准确率以及时间性能上都具有更好的效果。在文献[59]中,将 VGG-19 与回环检测问题结合,基于卷积神经网络 VGG-19 的图像特征向量集构造和基于局部敏感哈希(LSH)算法的快速回环检测,这种方法加速回环检测过程。文献[60]中采用改进三重约束损失函数训练 Darknet,进而提取图像特征,构造特征向量,这种方法在有较深网络层数时,仍然有较高准确率,减小特征提取误差。

表 4 4 种神经网络在不同数据集上性能比较

Table 4 Performance comparison of four neural networks on different data sets

性能 / 神经网络	PCANet	CaffeNet	AlexNet	Darknet	GoogleNet
网络特点	+速度快-对复杂图像效果差	+清晰的分层网络定义+较强的易读性、可移植性	+可防止过拟合化+可实现高效 GPU 卷积运算结构	+可操作性高+特征表达误差小	+占用内存资源少+分类能力强
New College 平均准确率	0.813 8	0.820 8	0.858 7	0.801 1	0.741 9
City Centre 平均准确率	0.813 8	0.820 8	0.858 7	0.801 1	0.741 9
New College 时间性能/s	0.012	0.048	0.046	0.045	0.063
City Centre 时间性能/s	0.012	0.048	0.046	0.047	0.063

注:+:代表优点,-代表缺点

与传统词袋模型算法相比,利用深度学习的相关方法不需要人工提取特征,可以避免人工干预问题。并且因为深度学习可以获得图片更加深层的特征,可以更好地应对光照以及其他环境变化等外界因素,但是仍然需要更多相关知识的支持,为了获得更好的回环检测性能,

深度学习与 SLAM 系统的结合还需要进一步开发^[61]。如表 5 所示,分别从物理意义、特征提取能力、设计流程、泛化能力、发展趋势等几个方面对传统词袋模型与利用深度学习的回环检测算法进行了优缺点的对比。

表 5 传统词袋模型与基于深度学习的回环检测算法对比

Table 5 Comparison of traditional bag of words model and Loop closure detection algorithm based on deep learning

比较项目	词袋模型	深度学习
物理意义	直观意义明确	缺少直观意义
特征提取能力	人工提取特征在应对光照变化等复杂情况性能下降	可以表达图像的深层信息,应对复杂场景变化鲁棒性强
设计流程	特征提取与分类器分别设计	特征提取与分类器训练可以同时进行
泛化能力	可调节参数少,泛化能力较差	可调节参数多,泛化能力较强
发展趋势	结合特征描述子构成方式进行改进	结合语义分割,目标识别等相关技术,具有较好的发展前景

5 语义信息在回环检测中的应用

目前针对单帧图像的语义标注主要采用目标检测算法,深度学习将要成为最为主流的一种目标检测的方法,基本的原理可以分成基于候选区域和基于回归方法两类,YOLO^[62]具备的整合分类并定位是一种新的思路,实现端到端的检测。相比较下,YOLO 以及之后的一些算法^[63-64]在实时性上也是利用基于候选区域的目标检测算法的。融合语义信息的回环检测步骤如下:1)利用单帧语义标注对关键帧的图像进行目标分类;2)对关键帧提取特征,结合单帧的标注进行场景分割;3)将分割后的图像特征进行视觉单词统计;4)当关键词汇大于阈值时,保留此关键帧;5)计算相似度,当关键帧满足共视性、几何一致性、时间一致性^[65],就认为匹配到历史上某一帧。文献[65]中为解决错误,遗漏的信息,利用 YOLOv3 目标检测算法得到目标场景中的语义信息进行修正,通过构建语义节点,形成局部语义拓扑图,将图像中的的特征信息与目标分类信息进行语义节点匹配,计算不相同的语义拓扑图之间的关系,得到关键帧之间的相似度,进一步进行回环的判断,这种方法在公开数据集上进行的实验验证,与传统词袋模型的算法相比,能够获得更加准确的回环检测结果。

6 回环检测评估方法、常用数据集及开源库

6.1 回环检测性能评估方法

回环检测重点在于如何准确的找到尽可能多的回环,4 类检测结果如表 6 所示,其中有两类为错误的结果:1)假阳性(FP)即算法将两个真实情况不是回环的检测为回环;2)假阴性(FN)即真实情况是回环的两个图像,被算法检测为不构成回环。如图 6 所示,两个图片描述同地方,却高度相似;图 7 中的两个图片在同一地点拍摄,光照变换导致相似度不高,造成错误的检测结果。

表 6 回环检测结果分类表

Table 6 Classification of Loop closure detection results

	真实是回环	真实不是回环
检测结果是回环	真阳性(TP)	假阳性(FP)
检测结果不是回环	假阴性(FN)	真阴性(TN)



图 6 不同地方,高相似度
Fig. 6 Different places, high similarity



图 7 相同地方,低相似度
Fig. 7 Same place, low similarity

1) 准确率和回环率

回环检测常用的两项性能评价指标是准确率和召回率,计算公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{3}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{4}$$

其中,TP 表示实际正确的回环数目,FP 表示实际错误的回环数目,FN 表示未被检测出的真回环数目。图 8 展示了准确率、回环率计算方法。

一个好的回环检测方法可以同时得到很高的准确率和召回率,但在实际情况中,准确率和召回率很难同时保证。准确率-召回率曲线(PR 曲线)通常用于反映回环检测系统的综合性能。

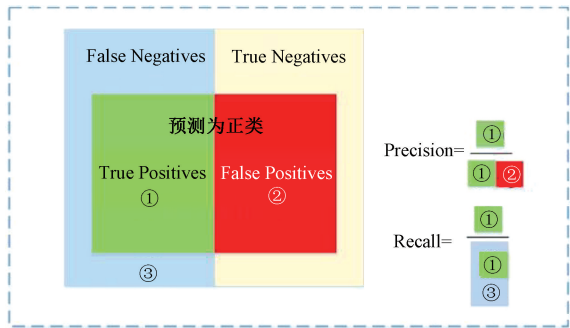


图 8 准确率-回环率计算方法图示

Fig. 8 Graphical representation of the accuracy rate-loop rate calculation method

在实际应用中,对于一个移动机器人来说,计算资源也是考虑范畴内的,因为必须在整个硬件运用该算法并实时操作^[66],一个完整的机器人系统需要执行多个任务,例如道路避障和路径规划^[67],而回环检测是整个 SLAM 系统上的一个模块,这个部分在整个系统上是非常重要的,它的最终目的就是为了解决漂移问题,以实现地图构建更加准确。

2) 时间性能

时间性能的考量上,硬件设备也有一定关系,硬件设备的不同,训练的时间也有一定区别。如表 2 所示,为两个数据集用传统词袋模型的时间性能表格。可以见得, City 数据集效果会更加好,这与数据集自身也有一定的关系。

6.2 回环检测常用数据集

1) 牛津大学公开数据集

此数据集是目前评估视觉 SLAM 回环检测算法的数据集中使用频率最高,是由牛津大学移动机器人团队采集,内部分为 New College 和 City Center 两部分,分别有 2 474 和 2 146 张图片,具体数据如表 7 所示,数据集是由机器人在移动过程中安装在左右两侧的两个摄像头同时获取的,机器人每前进 1.5 m,就可以使用两个摄像头进行拍摄,为了对算法进行性能评估,数据集还通过一个矩阵标注真实形成回环的图像,图像 i 对于 j 构成回环时, (i, j) 真实标注值为 1,否则为 0。图 9 展示了数据集的部分图片。

表 7 牛津大学数据集信息

Table 7 Oxford University data set information			
数据集	总路程	图像数量	图像大小
New College	1.9 km	2 146	640×480
City Centre	2.0 km	2 474	640×480

2) KITTI 数据集

KITTI 数据集包含乡村、市区和高速公路等场景下

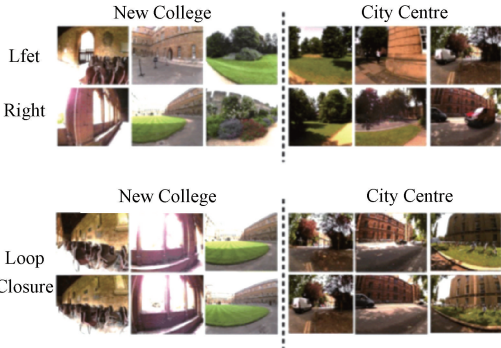


图 9 数据集中部分图例^[56]

Fig. 9 Part of the picture in the dataset^[56]

采集的真实图像数据,在 2013 年发布,用以测验系统在大范围场景中的全局定位精度,这个数据集具有广泛的使用场景,但并不是每个序列都有回环,因为没有官方发布的真实标注,可以使用其他人提出的 ground-truth^[68]。如表 8 所示,是数据集具体的相关信息。

表 8 Kitti 数据集信息

Table 8 Kitti dataset information				
数据集	环境	相机	真值来源	传感器
Kitti	室外	2×双目	GPS	激光

6.3 回环检测开源词袋库

常用的开源库如表 9 所示,用于给图像特征排序,并将图像转化成视觉词袋表示,采用层级树状结构将相近的图像特征在物理存储上聚集在一起,创建一个视觉词典。

表 9 开源词袋库对比表

Table 9 Comparison of open source Bag-of-words libraries			
	DBoW 库	DBoW2 库	DBoW3 库
语言	C	C++	C++
作用	1) 做近似图像特征空间中的最近邻创建词汇表 2) 索引图像和快速查询	2) 索引图像快速查询和功能比较	2) 索引图像快速查询和功能比较
区别	最初代的开源词袋库,不需要 OpenCV,但是与其兼容	1) 与任何类型的描述符一起使用 2) 可直接在描述符中使用 3) 不再使用二进制格式可减少磁盘使用	1) 需 OpenCV 2) 可立即使用二进制和浮点描述符 3) 可在 Linux 和 Windows 中进行编译 4) 加载/保存速度更快

7 回环检测现有问题及未来发展方向

7.1 回环检测存在的问题

传统的回环检测算法,在准确率和回环率上都有不错的结果,但仍存在过多的人工干预、鲁棒性不高、训练时间长、过于依赖操作者经验等问题。对于场景中的复杂情况,提取图像描述子时,光照、天气等外界因素被忽略了,同时图像中物体的相对位置信息也是很重要的影响因素,将这些信息很好的利用起来就可以提高回环检测的性能。

近年来,在计算机视觉和深度学习发展的推动下,回环检测已经取得了很大的进步^[69],但是这些算法在不同环境下的实时性以及不同情况下的泛化能力还需要进一步研究,例如基于深度学习的算法依赖大量的标记数据集且依赖当前环境与数据集之间的相似性;在信息特征的提取仍然缺少更加清晰的指导,训练参数的调整也比较依赖以往积累下来的调参经验,目前使用的 CNN 特征大多是由图像分类网络生成,如何训练适用于回环检测的专用 CNN 网络仍然是一个亟待解决的问题。

7.2 回环检测未来的发展方向

解决上述问题需要在相关领域进一步发展,更好地解决目前回环检测中仍然存在的问题,需要借助更多的相关知识,比如深度学习、目标识别以及语义分割^[70-71]等。

1) 基于深度学习的回环检测

近年来,由于深度学习的推动,目标检测技术也取得了进步,这有助于提高移动机器人的动态场景适应能力。目标识别分开的方法和传统的潜在区域特征提取方法不同,现在的目标识别算法为了提高目标识别的效率和准确率^[72]采用在深度学习框架下将两部分整合在一起。Hou 等^[73]详细评估了目标识别中常用的物体潜在区域提取方法在回环检测中的应用,他发现回环检测中常用的对象识别方法以及使用神经网络生成标记区域的方法均受训练数据集的影响,这仍然存在一定的问题。

2) 基于语义分割的回环检测

目前语义视觉 SLAM 的相关研究成果大致为视觉 SLAM 辅助语义和视觉 SLAM 语义辅助两大类,前者又称为语义建图,大多基于卷积神经网络实现^[74],将一些语义信息集成到 SLAM 的研究中,以满足复杂场景的要求^[75]。大多是利用提取得语义信息概括局部特征,与全局的图进行比较。目前的语义 SLAM 研究处于初步发展阶段,但前景广阔^[76]。语义分割技术与深度学习结合后获得了很大的提升^[77-78],语义 SLAM 的难点在于如何设置误差函数,如何将观测值设置为深度学习的检测结果

和分割结果,并一起融入 SLAM 的优化问题。解决这些困难一定会给回环检测问题带来新的突破^[79-81]

3) 加入回环检测的后端优化

回环检测的最终目标是更好地进行后端优化^[82]。在设置参数时,应该结合后端优化算法。通过找到更多正确的回环,提升整个系统的优化效果。否则,错误的回环可能使优化结果收敛到错误的结果,造成整个系统的失误。传统系统性能优化指标主要是算法的准确率,但在一些新的后端优化方法中,保证准确率的同时尽量提高召回率,在优化阶段可减少错误回环的影响。这可以帮助 SLAM 系统设计出更好的后端,从而达到更好的地图构建,有助于更好地构建新的 SLAM 系统。

8 结 论

回环检测对于整个 SLAM 系统至关重要,传统的词袋模型可以在一般情况下得到较好的性能,但是仍然存在过多人工干预等问题。在计算机视觉与深度学习技术的支持下,基于深度学习的算法有更好的性能,已经突破传统词袋模型,但是在实时性以及复杂场景下的情况仍然需要进一步研究,这样可以使回环检测的算法更好地应对场景的外观变化。

为了更好地解决目前回环检测中存在的问题,需要融入更多相关领域的技术,深度学习、目标识别以及语义分割等技术的融入会给回环检测带来新的思考:1) 利用深度学习解决回环检测问题,用专用的网络来进行图像提取,这样可以检测出关键帧的深层特征,但是在信息特征的提取缺少较为清晰的指导,训练参数的调整依赖以往积累下来的调参经验。2) 加入语义信息的回环检测,对构建语义地图、利用更高级的特征进行回环检测、节省地图的存储空间具有重要作用。3) 将回环检测问题与后端优化问题结合起来考虑达到更好地效果,使整个系统更加完整,这将是视觉 SLAM 未来发展的新方向。

参考文献

- [1] CADENA C, CARLONE L, CARRILLO H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [2] KLEIN G, MURRAY G. Parallel tracking and mapping for small are workspaces [C]. IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Nara; IEEE, 2007: 225-234.
- [3] FORSTER C, ZHANG Z, GASSNER M, et al. SVO: Semidirect visual odometry for monocular and multicamera systems [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(2): 249-265.

- [4] ENGEL J, SCHPS T, CREMERS D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM[C]. European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2014: 834-849.
- [5] NISTER D, NARODITSKY O, BERGEN J, et al. Visual odometry [C]. Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE, 2004.
- [6] BEESON P, MODAYIL J, KUIPERS B, et al. Factoring the mapping problem: Mobile robot map-building in the hybrid spatial semantic hierarchy [J]. International Journal of Robotics Research, 2010, 29(4): 428-459.
- [7] CHENG J, JIANG Z, ZHANG Y, et al. Toward robust linear SLAM [C]. IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 705-710.
- [8] GAO X, WANG R, DEMMEL N, et al. LDSO: Direct sparse odometry with loop closure [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots& Systems. Madrid, Spain: IEEE, 2018: 2198-2204.
- [9] 周风余, 文密, 万方, 等. 基于路标与云架构的多机器人建图及融合方法[J]. 华中科技大学学报, 2020, 455(11): 35-41.
ZHOU F Y, WEN M, WAN F, et al. Multi-robot mapping and fusion method based on road sign and cloud architecture [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2020, 455(11): 35-41.
- [10] KORADI R, BILLETER M, WUTHRICH K et al. MOLMOL: A program for display and analysis of macromolecular structures [J]. Journal of Molecular Graphics, 1996, 51(1): 29-32.
- [11] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV 2011, Barcelona Spain: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [12] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]. Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999: 1150-1157.
- [13] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [14] GALVEZ-LPEZ D, TARDOS J D. Bags of binary words for fast place recognition in image sequences[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28(5): 1188-1197.
- [15] OLIVA A, TORRALBA A. Modeling the shape of the scene: A holistic representation of the spatial envelope[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 42(3): 145-175.
- [16] SINGH G, KOSECKA J. Visual loop closing using gist descriptors in manhattan world [C]. ICRA Omnidirectional Vision Workshop, 2010: 4042-4047.
- [17] SÜNDERHAUF N, PROTZEL P. Brief-gist-closing the loop by simple means[C]. 2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2011: 1234-1241.
- [18] LIU Y, ZHANG H. Visual loop closure detection with a compact image descriptor [C]. 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2012: 1051-1056.
- [19] 牛杰, 卜雄洙, 钱堃, 等. 一种融合全局及显著性区域特征的室内场景识别方法[J]. 机器人, 2015(1): 122-128.
NIU J, BU X ZH, QIAN K, et al. An indoor scene recognition method combining global and salient regional features [J]. Robot, 2015(1): 122-128.
- [20] FILLIAT D. A visual bag of words method for interactive qualitative localization and mapping [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2011: 3921-3926.
- [21] JAIN A K. Data clustering: 50 years beyond K-means[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(8): 651-666.
- [22] NIGAM K, MCCALLUM A K, THRUN S et al. Text classification from labeled and unlabeled documents using EM[J]. Machine Learning, 2000, 39(2/3): 103-134.
- [23] RONQUIST F, HUELSENBECK J P. MrBayes 3: Bayesian phylogenetic inference under mixed models[J]. Bioinformatics, 2003: 1572-1574.
- [24] VLASSIS N, KROSE B. Robot environment modeling via principal component regression [C]. Intelligent Robots and Systems IEEE/RSJ. Kyongju, Korea (South): IEEE, 1999: 677-682.
- [25] RAMOS F, UPCROFT B, KUMAR S, et al. A Bayesian approach for place recognition [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2012, 60(4): 487-497.
- [26] CUMMINS M, NEWMAN P. FAB-MAP: Probabilistic localization and mapping in the space of appearance[J]. The International Journal of Robotics Research, 2008, 27(6): 647-665.
- [27] CHOW C K. Approximating discrete probability distributions with dependence trees [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1968, 14(3): 462-467.
- [28] ANGELI A, D FILLIAT, DONCIEUX S, et al. A fast and incremental method for loop-closure detection using bags of visual words[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(5): 1027-1037.

- [29] FILLIAT D. A visual bag of words method for interactive qualitative localization and mapping [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA; IEEE, 2011: 3921-3926.
- [30] MEI C, SIBLEY G, NEWMAN P. Closing loops without places [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Taipei, Taiwan; IEEE, 2010: 3738-3744.
- [31] MURPHY L, SIBLEY G. Incremental unsupervised topological place discovery [C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation. Hong Kong; IEEE, 2014: 1312-1318.
- [32] KAWEWONG A, TONGPRASIT N, HASEGAWA O. A speeded-up online incremental vision-based loop-closure detection for long-term SLAM[J]. Advanced Robotics, 2013, 27(17): 1325-1336.
- [33] 张焕炯, 王国胜, 钟义信. 基于汉明距离的文本相似度计算[J]. 计算机工程与应用, 2001, 37(19): 21-22.
ZHANG H J, WANG G SH, ZHONG Y X. Text Similarity calculation based on hamming distance [J]. Computer Engineering and Applications, 2001, 37(19): 21-22.
- [34] CUMMINS M, NEWMAN P. Appearance-only SLAM at large scale with FAB-MAP 2.0[J]. International Journal of Robotics Research, 2011, 30(9): 1100-1123.
- [35] PAUL R, NEWMAN P. FAB-MAP 3D: Topological mapping with spatial and visual appearance [C]. International Journal of Robotics and Automation. Anchorage, AK, USA; IEEE, 2010: 2649-2656.
- [36] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA; IEEE, 2016: 770-778.
- [37] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [38] DONAHUE J, HENDRICKS L A, ROHRBACH M, et al. Long-term recurrent convolutional networks for visual recognition and description [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2017: 677-691.
- [39] 赵洋, 刘国良, 田国会, 等. 基于深度学习的视觉 SLAM 综述[J]. 机器人, 2017(6): 889-896.
ZHAO Y, LIU G L, TIAN G H, et al. A survey of visual SLAM based on deep learning [J]. Robot, 2017, 39(6): 889-896.
- [40] 胡年宗, 伍世虔, 张亦明. 基于卷积神经网络的 SLAM 回环检测算法研究[J]. 计算机仿真, 2020, 37(5): 287-291.
HU N Z, WU SH Q, ZHANG Y M. Research on SLAM loop closure detection algorithm based on convolutional neural network [J]. Computer Simulation, 2020, 37(5): 287-291.
- [41] LAI J, LIU Z, LIN J, et al. Loop closure detection for visual SLAM systems using various CNN algorithms contrasts[C]. Chinese Automation Congress. Hangzhou, China; IEEE, 2019: 1663-1668.
- [42] XIANG G, TAO Z. Loop closure detection for visual SLAM systems using deep neural networks[C]. Chinese Control Conference. Hangzhou, China; IEEE, 2015: 5851-5856.
- [43] CHEN Z, LAM O, JACOBSON A, et al. Convolutional neural network-based place recognition [J]. Computer Science, 2014: 1-8.
- [44] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. ArXiv Preprint, 2014, arXiv:1409.1556.
- [45] SUERHAUF N, SHIRAZI S, JACOBSON A, et al. Place recognition with convnet landmarks: Viewpoint-robust condition-robust training-free [C]. Robotics: Science & Systems, 2015: 1-10.
- [46] HOU Y, ZHANG H, ZHOU S. Convolutional neural network-based image representation for visual loop closure detection [C]. International Conference on Information and Automation. Lijiang, China; IEEE, 2015: 2238-2245.
- [47] SUNDERHAUF N, DAYOUB F, SHIRAZI S, et al. On the performance of convnet features for place recognition[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Hamburg, Germany; IEEE, 2015: 4297-4304.
- [48] RAZAVIAN A S, AZIZPOUR H, SULLIVAN J, et al. CNN features off-the-shelf: An astounding baseline for recognition [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Columbus, OH, USA; IEEE, 2014: 512-519.
- [49] ARANDJELOVIC R, GRONAT P, TORII A, et al. NetVLAD: CNN architecture for weakly supervised place recognition [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 5297-5307.
- [50] GOMEZ-OJEDA R, LOPEZ-ANTEQUERA M, PETKOV N, et al. Training a convolutional neural network for appearance-invariant place recognition [J]. ArXiv

- Preprint, 2015, arXiv:1505.07428.
- [51] ZHOU B, GARCIA A L, XIAO J, et al. Learning deep features for scene recognition using places database[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2015: 487-495.
 - [52] ZEILER M D, FERGUS R. Visualizing and understanding convolutional networks [C]. *European Conference on Computer Vision*. Springer, Cham, 2014: 818-833.
 - [53] XIANG G, TAO Z. Unsupervised learning to detect loops using deep neural networks for visual SLAM system[J]. *Autonomous Robots*, 2017, 41(1): 1-18.
 - [54] 何元烈, 陈佳腾, 曾碧. 基于精简卷积神经网络的快速回环检测方法[J]. *计算机工程*, 2018, 44(6): 182-187.
HE Y L, CHEN J T, ZENG B. Fast loop closure detection method based on reduced convolutional neural network[J]. *Computer Engineering*, 2018, 44(6): 182-187.
 - [55] XIA Y, LI J, QI L, et al. An evaluation of deep learning in loop closure detection for visual SLAM [C]. *IEEE International Conference on Internet of Things and IEEE Green Computing and Communications and IEEE Cyber, Physical and Social Computing and IEEE Smart Data*. Exeter, UK: IEEE, 2017: 85-91.
 - [56] CHAN T H, JIA K, GAO S, et al. PCANet: A simple deep learning baseline for image classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12): 5017-5032.
 - [57] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012, 25(2): 1097-1105.
 - [58] SZEGEDY C, WEI L, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, MA, USA: IEEE, 2015: 1-9.
 - [59] 郭纪志, 刘凤连, 杨馨竹, 等. 基于深度学习的视觉 SLAM 闭环检测方法 [J]. *光电子 · 激光*, 2021, 32(6): 628-636.
GUO J ZH, LIU F L, YANG X ZH, et al. Visual SLAM closed-loop detection method based on deep learning[J]. *Photonics · Laser*, 2021, 32(6): 628-636.
 - [60] 余宇, 胡峰. 基于深度学习的视觉 SLAM 回环检测方法[J]. *计算机工程与设计*, 2020, 41(2): 529-536.
YU Y, HU F. Visual SLAM loop detection method based on deep learning[J]. *Computer Engineering and Design*, 2020, 41(2): 529-536.
 - [61] 伍锡如, 黄国明, 孙立宁. 基于深度学习的工业分拣机器人快速视觉识别与定位算法[J]. *机器人*, 2016, 038(6): 710-718.
WU X R, HUANG G M, SUN L N. Fast visual identification and location algorithm for industrial sorting robots based on deep learning[J]. *Robot*, 2016, 38(6): 711-719.
 - [62] 张括嘉, 张云洲, 吕光浩, 等. 基于局部语义拓扑图的视觉 SLAM 回环检测[J]. *机器人*, 2019, 41(5): 92-102.
ZHANG K J, ZHANG Y ZH, LYU G H, et al. A new method for visual SLAM loop detection[J]. *Robot*, 2019, 41(5): 92-102.
 - [63] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[J]. *IEEE*, 2016: 779-788.
 - [64] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[J]. *IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, 2017: 6517-6525.
 - [65] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. *ArXiv Preprint*, 2018, arXiv:1804.02767.
 - [66] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. Orb-slam2: An open-source slam system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5): 1255-1262.
 - [67] 曲道奎, 杜振军, 徐殿国, 等. 移动机器人路径规划方法研究[J]. *机器人*, 2008, 30(2): 97-101.
QU D K, DU ZH J, XU D G, et al. Research on path planning method of mobile robot [J]. *Robot*, 2008, 30(2): 97-101.
 - [68] GEIGER A, LENZ P, STILLER C, et al. Vision meets robotics: The KITTI dataset[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2013, 32(11): 1231-1237.
 - [69] AGRAWAL P, CARREIRA J, MALIK J, et al. Learning to see by moving[C]. *IEEE International Conference on Computer Vision*, Santiago, Chile: IEEE, 2015: 37-45.
 - [70] LEI H, AKHTAR N, MIAN A. Octree guided cnn with spherical kernels for 3d point clouds[C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019: 9631-9640.
 - [71] GIRISHA S, PAI M M M, VERMA U, et al. Performance analysis of semantic segmentation algorithms for finely annotated new uav aerial video dataset (manipaluvaid) [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 136239-136253.
 - [72] SHAFIEE M J, CHYWL B, LI F, et al. Fast YOLO: A fast you only look once system for real-time embedded

- object detection in video [J]. ArXiv Preprint, 2017, arXiv:1709.05943.
- [73] HOU Y, ZHANG H, ZHOU S. Evaluation of object proposals and convnet features for landmark-based visual place recognition[J]. Journal of Intelligent and Robotic System, 2017(1): 1-16.
- [74] 李云天, 穆荣军, 单永志. 无人系统视觉 SLAM 技术发展现状简析[J]. 控制与决策, 2021, 36(3): 513-522.
- LI Y T, MU R J, SHAN Y ZH. A survey of visual SLAM in unmanned systems[J]. Control and Decision, 2021, 36(3): 513-522.
- [75] 刘强, 段富海, 桑勇, 等. 复杂环境下视觉 SLAM 闭环检测方法综述[J]. 机器人, 2019, 41(1): 112-123, 136.
- LIU Q, DUAN F H, SANG Y, et al. A survey of loop-closure detection method of visual SLAM in complex environments[J]. Robot, 2019, 41(1): 112-123, 136.
- [76] 姚二亮, 张合新, 宋海涛, 等. 基于语义信息和边缘一致性的鲁棒 SLAM 算法[J]. 机器人, 2019, 41(6): 751-760.
- YAO ER L, ZHANG H X, SONG H T, et al. Robust SLAM algorithm based on semantic information and edge consensus[J]. Robot, 2019, 41(6): 751-760.
- [77] 胡美玉, 张云洲, 秦操, 等. 基于深度卷积神经网络的语义地图构建[J]. 机器人, 2019, 41(4): 452-463.
- HU M Y, ZHANG Y ZH, QIN C, et al. Semantic map construction based on deep convolutional neural network[J]. Robot, 2019, 41(4): 452-463.
- [78] 郑学伟, 基于语义的信息时序检测技术设计研究[J]. 电子测量技术, 2016, 39(10): 42-45.
- ZHENG X W. Design and research on semantic-based information sequence detection technology[J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(10): 42-45.
- [79] RADWAN N, VALADA A, BURGARD W. VLocNet++: Deep multitask learning for semantic visual localization and odometry [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4): 4407-4414.
- [80] 丁文东, 徐德, 刘希龙, 等. 移动机器人视觉里程计综述[J]. 自动化学报, 2018, 44(3): 385-400.
- DING W D, XU D, LIU X L, et al. Review of mobile robot vision odometer [J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(3): 385-400.
- [81] 余洪山, 付强, 孙健, 等. 面向室内移动机器人的改进 3D-NDT 点云配准算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 151-161.
- YU H SH, FU Q, SUN J, et al. Improved 3D-NDT point cloud registration algorithm for indoor mobile robots[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 151-161.
- [82] 赖璠. 基于机器学习的视觉 SLAM 回环检测研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2020.
- LAI J, Research on visual SLAM loop closure detection based on machine learning [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2020.

作者简介



杨雪梅, 2019 年于重庆邮电大学获学士学位, 现为重庆邮电大学自动化学院研究生, 主要研究方向为移动机器人视觉 SLAM。

E-mail: m18875141812@163.com

Yang Xuemei received her B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2019. She is now a M. Sc. candidate in the Department of Chongqing University of Posts and Telecommunications. Her main research interests include vision SLAM for mobile robot.



李帅永(通信作者), 2014 年于重庆大学硕博连读获得博士学位, 现为重庆邮电大学教授, 主要研究方向为信息获取与处理。

E-mail: lishuaiyong@cqupt.edu.cn

Li Shuaiyong (Corresponding author) received his Ph. D. degree in 2014 from Chongqing University. Now he is an associate professor in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include Information acquisition and processing.