

基于双特征融合的视觉 SLAM 回环检测算法

韩亮, 凌六一

安徽理工大学 人工智能学院, 安徽 淮南 232000

摘要:目的 在视觉同步定位与建图技术(Visual Simultaneous Localization And Mapping, VSLAM)中,随着工作设备的移动,其位姿会随着时间的变化而导致漂移,从而在一些环境复杂的情况出现建图误差。回环检测是 VSLAM 系统中的重要组成之一,其可以通过算法收敛和消除误差。针对回环检测中细节特征提取不足的问题,提出一种双特征融合的回环检测算法。方法 首先采用预训练的 VGG19 卷积神经网络部分权重和方向梯度直方图算法提取图片特征,将提取的两路特征进行主成分分析和降维处理拼接后进行全连接得到融合特征向量矩阵,再将得到的融合特征矩阵计算相似度评分得到相似矩阵,最后将算法在 New College 和 City Centre 数据集上进行测试。结果 在两个公共的数据集上的试验结果表明:提出的双特征融合算法对特征的识别能力更强,在固定 50% 的召回率情况下精确率有明显提升,相较于主流的单一特征提取方法更有鲁棒性。结论 双特征比单独的卷积特征和传统的人工几何特征有更好的图片表征能力,能更好满足回环检测要求。

关键词:视觉同步定位与建图;回环检测;方向梯度直方图;主成分分析

中图分类号:TP391.7 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2026.0002.009

Research on Visual SLAM Loop Closure Detection Algorithm Based on Dual-Feature Fusion

HAN Liang, LING Liuyi

School of Artificial Intelligence, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232000, Anhui, China

Abstract: Objective In visual simultaneous localization and mapping (VSLAM), when the robot or mobile device is working, its pose will drift with the change of time, resulting in mapping errors in some complex environments. Loop closure detection is one of the important parts of the VSLAM system, which can help to converge and eliminate errors by the algorithm. Aiming at the problem of insufficient detail feature extraction in loop closure detection, a loop closure detection algorithm with dual-feature fusion is proposed. **Methods** Firstly, image features were extracted using a pre-trained VGG19 convolutional neural network with partial weights and the histogram of oriented gradients (HOG) algorithm. The extracted two sets of features underwent principal component analysis (PCA) for dimensionality reduction, after which they were concatenated and fully connected to obtain a fused feature vector matrix. Then, the similarity scores of the resulting fused feature matrix were calculated to generate a similarity matrix. Finally, the algorithm was tested on the New College and City Centre datasets. **Results** Experimental results on the two public datasets indicated that the proposed dual-feature fusion algorithm exhibited stronger feature recognition capabilities. Specifically, it achieved a notably higher precision at a fixed recall rate of 50%, demonstrating greater robustness compared to mainstream single-feature extraction methods. **Conclusion** Dual features exhibit superior image representation capability compared to individual convolutional features or traditional hand-crafted geometric features, thereby more effectively fulfilling the requirements of loop closure detection.

Keywords: visual simultaneous localization and mapping; loop closure detection; histogram of oriented gradients; principal component analysis

收稿日期:2024-03-13 修回日期:2024-06-24 文章编号:1672-058X(2026)02-0069-07

作者简介:韩亮(1998—),男,安徽安庆人,硕士,从事深度学习和视觉回环检测研究。

通信作者:凌六一(1980—),男,安徽淮南人,博士,教授,从事智能信息处理、光电处理研究。Email:lyling@aust.edu.cn.

引用格式:韩亮,凌六一.基于双特征融合的视觉 SLAM 回环检测算法[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2026,43(2):69-75.

HAN Liang, LING Liuyi. Research on visual SLAM loop closure detection algorithm based on dual-feature fusion[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2026, 43(2): 69-75.

同步定位与建图 (Simultaneous Localization And Mapping, SLAM) 随着计算机科学和人工智能技术的快速发展, 已成为移动设备领域的重要研究对象之一, 其主要作用是移动设备在初次进入陌生的场景环境中, 依靠自身多种传感器设备构建出一致的地图^[1]。其中, 视觉 SLAM 的发展非常迅速, 在无人驾驶, 无人机飞行, 服务机器人等方面已进行广泛的研究。回环检测的主要目的是解决在 SLAM 过程中, 由于时间推移和传感器误差的累积, 导致机器人定位或地图构建出现漂移的问题。通过检测和纠正漂移问题, 回环检测能够帮助机器人在复杂环境中更准确地定位自身位置并构建地图。优质的回环检测系统可以将时间增加后产生的误差减至最小, 使 SLAM 系统构建的效果图一致; 当移动设备由于特殊原因, 如严重遮挡, 识别设备出现异常或运动模糊时, 回环检测可根据恢复后的数据实现重定位。

传统的回环检测算法需要在采集到的图像中进行人工标记, 以标定出设计好的关键点, 再提取这些关键点的特征描述符, 并通过相似度计算来进行比较。视觉词袋模型^[2]就是通过对特征描述符进行聚类, 将其得到的结果作为一个“单词”, 一个“单词”可被视为同一个或者相同特征的描述符, 故当下一张图像出现时, 可以通过几个“单词”来描述整张图像的特点。如上所述, 视觉词袋模型大多依赖人工标注和设计的图像特征, 如 SIFT (Scale Invariant Feature Transform)、ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)、SURF (Speeded Up Robust Features) 等特征^[3-5]。这些特征描述在某些特定的场合, 如静态的环境背景中会表现良好, 但在天气比较复杂的情况下, 如日照、雨雪、观察角度变化或物体位置变动等不利因素都可能降低回环检测的准确性。若回环检测发生误判, 将会导致机器人的定位误差不断累积, 并可能对机器人的位姿估计产生负面影响, 最终导致 SLAM 系统崩溃的严重后果。

近年来, 深度学习方法在传统图像处理技术各领域都取得了重大突破, 同时在视觉 SLAM 领域也将回环检测与深度学习结合以研究新的方法^[6]。甚至有取代传统特征算法的趋势。胡章芳等^[7]提出一种将 CNN 特征进行加权融合的算法, 每卷积层提取侧重点不同, 可更加充分描述图像, 从而达到较高准确率。邱长滨等^[8]发现可以将 VLAD (Vector of Locally Aggregated Descriptors) 应用到回环检测上面。郭烈等^[9]提出一种高效率的网络算法, 保证一定准确率的情况下采用参数量小, 更为简单的网络来提取特征。Ma 等^[10]提出一种轻量化自编码网络, 加入运动矢量一致性约束的匹配算法, 在具有较高召回率下同时还能达到匹配速度要求。Konda 和 Memisevic^[11]提出一种可从端到端的网络, 能检测出实际环境下设备移动速度和方向的变化。屈航等^[12]通过卷积神经网络构建出整体三维地图, 达到对物体识别和分

类目的。文献[13-14]都采取 Super Point 网络来获取特征描述符。刘修颀和 Qin 等^[15-16]还尝试将另一领域目标检测所得的几何信息和语义信息构建成语义图。但 Memon 等^[17]提出对于大型复杂场景需要充足的计算资源和计算时间, 同时描述符表征的也不够详细。

上述方法都是单独提取卷积特征或传统特征进行相似度计算匹配, 但是在一些环境复杂, 光照度强的场景中特征表达不够明显。单纯的卷积特征目的是提取具体物体, 最先作用于目标检测等任务, 对回环检测来说还需排除更多其他场景因素, 不同的地点或不同天气下有不一样的卷积特征。为提高回环检测的准确率, 本文提出一种通过预训练的 VGG 卷积神经网络^[18]模型和能提取局部特征的 HOG (Histogram Of Oriented Gradient) 算法双通道对数据进行特征提取, 将其提取的高维特征向量进一步压缩处理, 在不损失过多特征信息的条件下来提高回环检测对视点变化的鲁棒性。

1 特征提取

1.1 卷积特征

选用不同的神经网络进行特征提取会显著影响回环检测的准确性, 经 Image-net 数据集上预训练的 VGG 神经网络在 2014 年 ILSVRC 比赛的图像处理赛道上取得了令人瞩目的优异成绩, 该成绩说明经预训练的 VGG 网络能力足够强, 可以充分表征图片的大量特征。该网络采用的卷积核比其他网络卷积核尺寸小, 3×3 尺度的卷积核提取的特征在后续的特征判别的时候会更加准确有效, 同时提取的特征不会出现类似大卷积核所提取的粗糙的情况。故本文直接采用预训练好的 VGG-19 网络作为本文特征提取方法之一, 其结构模块如图 1 所示。

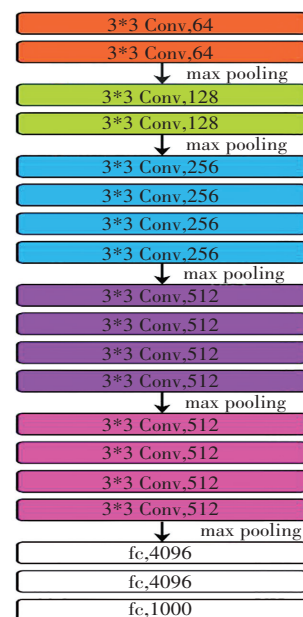


图 1 VGG19 网络结构图

Fig. 1 VGG19 network structure diagram

VGG-19 的网络结构分为特征提取和目标分类两部分,由于前几个卷积层过于粗糙失去了特征细节,提取的特征维度过大,不适宜后续回环检测比较计算。最后一个维度为 1 000 大小的全连接层是该网络在比赛中作为图像分类的输出层,在提取阶段无须进行分类处理,故也不做考虑。为此,针对回环检测目的,选取卷积过后的模块比较合适,综合来说后面的池化层特征的稀疏性比较好,同时特征维度不是太高,经过合适处理后也不过多损失精度。故选择该网络的特征提取的最后一层即最大池化层作为卷积特征表示,如图 2 所示。

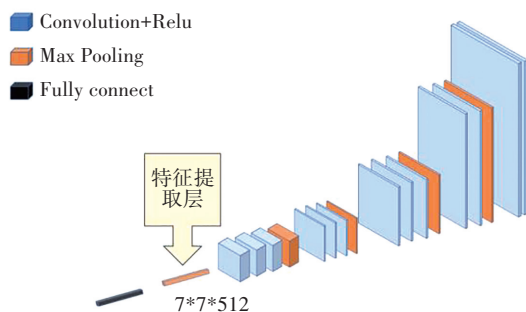


图 2 卷积特征提取结构图

Fig. 2 Structure diagram of convolutional feature extraction

本文将 VGG-19 网络的输出结构加以改变,因为已经是经过预训练后的网络,可直接使用训练好的权重文件,故直接将数据集图片输入进去,只让其向前传播的过程中直接输出最大池化层的结果,无须经过反向传播来继续训练网络。到达最后的池化层后,冻结后面全连接层,从池化层取得展平后的 25 088 维卷积特征向量描述符。

1.2 HOG 特征

方向梯度直方图 (HOG) 算法由 Dalal 和 Triggs 于 2005 年提出^[19],通过计算获得图像各局部区域的梯度方向大小信息,可以提取出描述物体形状和纹理的高维特征向量。图片中的像素点 (x, y) 的梯度表示公式为

$$\begin{cases} G_x = H(x+1, y) - H(x-1, y) \\ G_y = H(x, y+1) - H(x, y-1) \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, G_x, G_y 分别是该像素点的水平垂直方向梯度,计算得到像素点的梯度方向和大小可通过加权幅值来构建梯度方向直方图,从而获取到 HOG 局部特征描述符。其提取特征的步骤如下:

- (1) 将数据集输入图片灰度化;
- (2) 利用 Gamma 校正对灰度图片进行标准化颜色

空间,减少环境因素的噪声干扰;

(3) 将图像进行分割,将其划分为细胞单元,对每个单元进行梯度计算,并统计该单元内梯度的直方图;

(4) 将一定量的细胞单元统计成一个块,将所有块内的梯度串联成该图片的 HOG 特征描述符。

本文采取 Sobel 算子来处理图像梯度, Sobel 算子是一种常用的检测图像边缘的手段,通过计算图像灰度的一阶离散差分来提取图像中物体边缘的信息。该算子分别用两个 3×3 的卷积核 A, B 来计算水平梯度和垂直梯度来处理图像。

$$A = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

以图像的像素点为中心进行横向和纵向卷积,即矩阵 A, B 与像素点为中心相乘。在处理图像四周边缘像素点时采取补 0 操作,以确保像素点周围有灰度信息。Sobel 算子不仅计算速度快,同时还考虑像素相邻点的灰度加权差,能一定程度上消除部分噪声。相比其他算子复杂的计算量,在很多实际应用场合,由于需考虑效率, Sobel 算子往往成为首选。本文所需的 HOG 特征只用关注是否检测到物体边缘信息,对更深的细节程度要求不高,故该算子较为合适。

采取的 HOG 提取算法将梯度方向参数划分为 9 个方向, 8×8 作为一个单元,每相邻的 4 个单元构成一个块,将图片进行特征提取获得局部特征描述子,如图 3 所示。

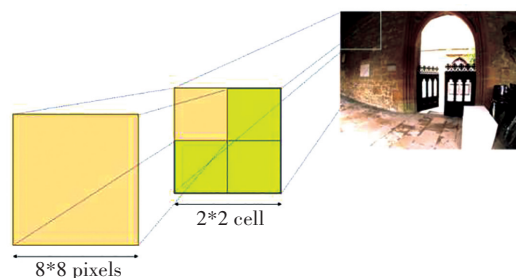


图 3 HOG 算法示意图

Fig. 3 Schematic diagram of HOG algorithm

通过图像预处理将图像维度改成 128×256 后,由于每个 Cell 里面有 9 个方向,所以每个块内有 $4 \times 9 = 36$ 个特征,滑动步长为 8 个像素,那么水平和垂直方向分别共 15 个和 31 个扫描窗口,所以总共有 $36 \times 15 \times 31 = 16\ 740$ 个特征。

2 基于双特征融合的回环检测算法

回环检测算法流程图如图 4 所示。

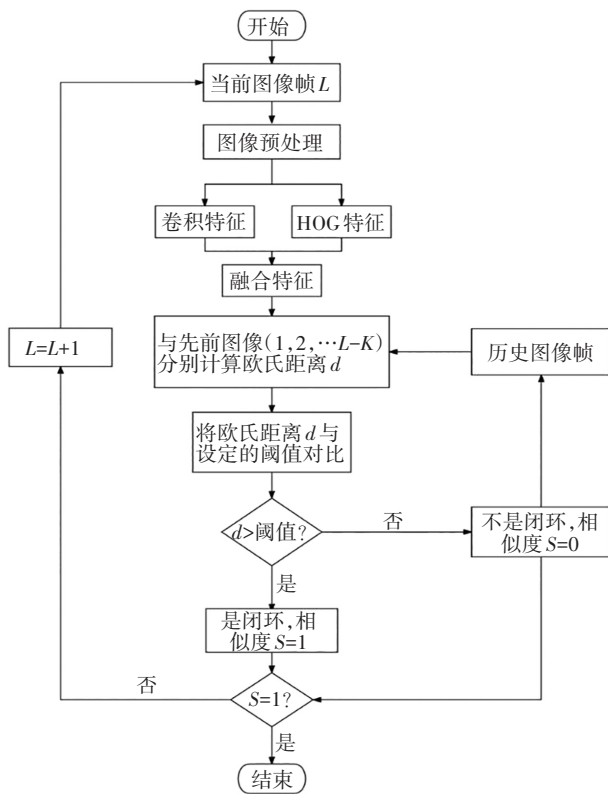


图 4 回环检测算法流程图

Fig. 4 Flowchart of loop closure detection algorithm

2.1 向量矩阵构造

按上述方法已得到数据特征的初步数据, 分别是两个高维的特征矩阵, 回环检测需要的是整合特征矩阵。由于两种特征的向量大小、格式等不匹配问题, 故还需降维融合操作。通过查询以往的视觉回环检测研究, 都会有卷积神经网络提取的特征向量维度过高的问题。此前都是将提取到的特征向量直接通过欧氏距离计算估计出图像的相似度, 对计算机硬件要求过高, 算力不强的设备通常要花费较长时间。而成功的方法表明: 对原始特征数据进一步执行降维操作可大大提高计算效率和描述图像能力。本文同样提取的特征维度较高, 故采用 PCA (主成分分析法) 对原始数据做进一步处理。

PCA 作用原理是将 n 维数据投影折射到 m 维空间 ($n > m$), 将原始数据 x_1, x_2, \dots, x_n , 通过中心化算出 m 个最大特征值后, 得到输出的映射矩阵。假设已将所有图像的提取特征组成的矩阵称为 X 。为了进一步分析这些特征之间的关系, 首先计算了 X 的协方差矩阵 Cov 。对 Cov 进行奇异值分解, 以便进行主成分分析 (PCA) 操作。通过 PCA 操作, 可以将之前得到的两个特征矩阵降维至期望的目标维度 n , 得到一个初步的向量矩阵, 公式如下:

$$X = \begin{bmatrix} V^{(1)} \\ V^{(2)} \\ \vdots \\ V^{(n)} \end{bmatrix} \in R^{n \times d} \quad (2)$$

$$Cov = \frac{1}{n} X^T * X \quad (3)$$

$$[U, X, V] = svd(Cov) \quad (4)$$

$$X_{reduced}^{(i)} = V^{(i)} * U[:, :n] \quad (5)$$

式(2)一式(5)中, V^i 表示第 i 张图片的高位全部特征向量, X^T 是矩阵 X 的转置矩阵, $svd()$ 是对 Cov 进行奇异值分解, $X_{reduced}$ 为降维值 n 为目标矩阵。

本文提取的两路特征在送入 VGG19 网络的全连接层时使用的是预训练权重, 故在处理维度时要与权重矩阵匹配。VGG19 的首个全连接层的输入维度为 $7 * 7 * 512 = 25\ 088$, 输出维度为 $4\ 096$ 。所以在 PCA 降维时将卷积特征降维保留至一半大小 $12\ 544$, 再将 HOG 特征也进行降维至同样维度, 然后通过拼接操作, 将融合后的特征矩阵送入网络得到最终 $4\ 096$ 维描述符, 如图 5 所示。将数据集 n 张图片依次放入特征融合提取算法中便可得到 $n * 4\ 096$ 的二维特征矩阵。

图 5 中的 FC 层结构为 VGG19 网络的 FC1 层, 即第一个全连接层, 其输入维度为 $7 * 7 * 512$, 输出维度为 $4\ 096$ 。因该层同样使用预训练权重, 故使用 model.eval() 验证模式, 使用已经训练好的模型输出, 不用反向传播训练而改变参数权值, 因此无须使用原 VGG19 网络的交叉熵损失函数对网络做处理, 避免训练来加速特征提取过程。

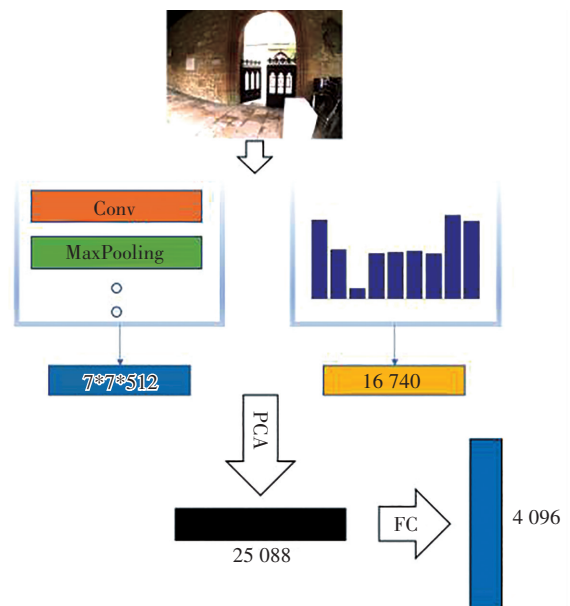


图 5 特征提取算法流程图

Fig. 5 Flow chart of feature extraction algorithm

2.2 相似度计算

相似度计算是指在图像匹配问题中,通过计算不同图片特征向量之间的距离来确定它们之间的相似程度。本文使用欧式距离作为相似性标准,即计算不同图像的融合特征向量之间的欧式距离大小。为了得到相似性评分,可以找到欧氏距离最大的两个特征值 $\max D(i,j)$,对距离进行归一化处理。欧氏距离与归一化公式如下。

$$D_{i,j} = \left\| \frac{X_i^l}{\|X_w^l\|_2} - \frac{X_i^r}{\|X_w^r\|_2} \right\|_2 \quad (6)$$

$$S_{i,j} = 1 - \frac{D_{i,j}}{\max(D_{i,j})} \quad (7)$$

式(6)一式(7)中, $D_{i,j}$ 表示图像*i*和图像*j*的欧氏距离, $\max(D_{i,j})$ 为图像间最大欧氏距离, $S_{i,j}$ 为归一化后 0~1 的距离评分。

回环检测旨在确定两个图像之间的相似性得分是否超过预设的阈值。若相似性得分高于阈值,则判定为回环;若得分低于阈值,则被视为非回环。由于相机在运动时,相邻的两张或多张图片大多都在相同地段,故在进行相似度计算时还应考虑这种假回环的可能性。对此本文在匹配时将临近 K 张图片的相似度置为 0,将相邻距离设置为 10,进一步整合相似矩阵从而得到较真实的回环结果。匹配策略如图 6 所示。

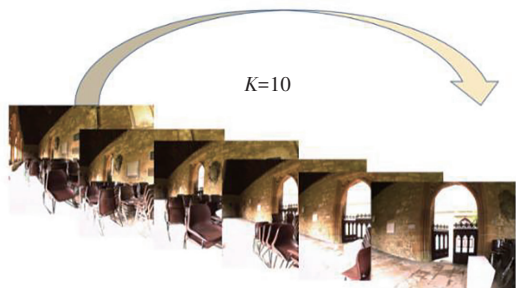


图 6 匹配策略图

Fig. 6 Matching strategy diagram

3 实验结果与分析

3.1 数据集

本文选取牛津大学机器人团队采集的 NEW College 和 City Center 数据集。数据集包含两种不同场景,NEW College 数据集是集中在校园里面所采集拍摄的, City Center 数据集是在一些城镇道路所采集拍摄的。这两个数据集共包含 2 146 张和 2 474 张图片,图像是由机器人在室外的两种不同场景中以固定时间间隔采集的,数据集以图像对的形式呈现,左摄像头采集的图片以奇数命名,右摄像头采集的图片则以偶数命名。所有采集的图像尺寸分辨率统一为 640 * 480,并以 JPG 格式保存。因为该数据集考虑到回环检测后续

流程,还提供了方便研究人员的真值矩阵,矩阵中的横纵坐标表示图片序列 i 和 j ,元素值表示相似度,值为 1 代表回环,说明是同一地点,反之为 0 说明不是回环。数据集详情如表 1 所示。

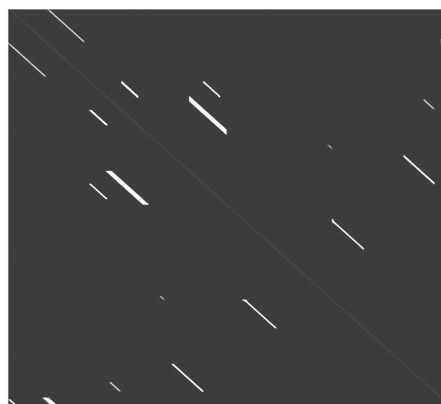
表 1 数据集详情

Table 1 Details of datasets

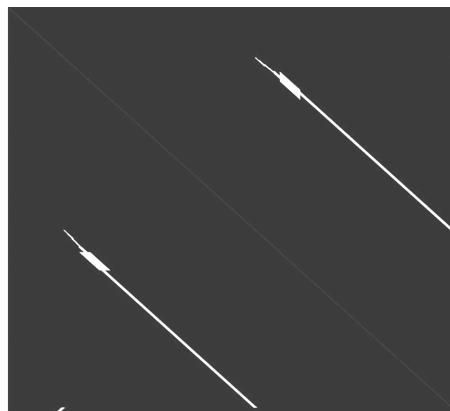
描述	NEW College	City Center
图片数(对)	2 146	2 474
场景	校园环境	城镇道路
尺寸大小	640 * 480	
设备	双目相机	

3.2 相似矩阵性能分析

因为数据集 New College 和 City Center 的图片格式大小为 640 * 480,故应先将图片调整为 VGG-19 网络的期望输入尺寸 224 * 224,而 HOG 算法为考虑块大小,调整输入尺寸为 128 * 256。根据上文方法对数据集进行提取融合,并计算欧氏距离后建立相似矩阵图。相似矩阵中,白色明亮的点 $S(i,j)$ 代表数据集中第 i 张与第 j 张图片的位置相似度趋向于 1,产生回环的可能性越大。实验所得的可视化相似矩阵图如图 7、图 8 所示。



(a) 实况闭环



(b) 本文算法

图 7 New College 下可视化相似矩阵

Fig. 7 Visual similarity matrix under the New College dataset



图 8 City Center 数据集下可视化相似矩阵

Fig. 8 Visual similarity matrix under the City Center dataset

在相似矩阵图中,较暗的区域表示图像对的相似度较低,其灰度值不高;而较亮的区域表示图像对相似度较高,判断该图像对是同一场景,形成回环。根据图 7 和图 8 可知,本文算法在这两个数据集中均能较好地检测出回环,说明融合后的特征不仅对物体有较好的识别效果,同时也能区别出一定的光照等环境因素,体现出该算法具有良好的鲁棒性。

3.3 PR 曲线

为进一步评估本文算法在回环检测任务上的性能,将该算法与其他经典算法进行准确率 (Accuracy, σ_{Acc}) 和召回率 (Recall, R) 计算,并通过绘制 PR 曲线指标来分析衡量。在回环检测任务中,准确率指的是算法得出的数据中真阳性的数量与真实回环数量的比值;召回率指的是算法得出的数据中真阳性的数量与所有检测到回环的数量的比值。

$$\sigma_{Acc} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (8)$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (9)$$

式(8)一式(9)中, N_{TP} 为真阳性, N_{FP} 为假阳性, N_{FN} 为假阴性。

选取的对比算法为目前主流的回环检测算法,分别是 ORB 算法、Fab-Map 算法和 ResNet18 算法。包含了传统和深度学习的两种特征提取算法,绘制的 PR 曲线如图 9 所示。

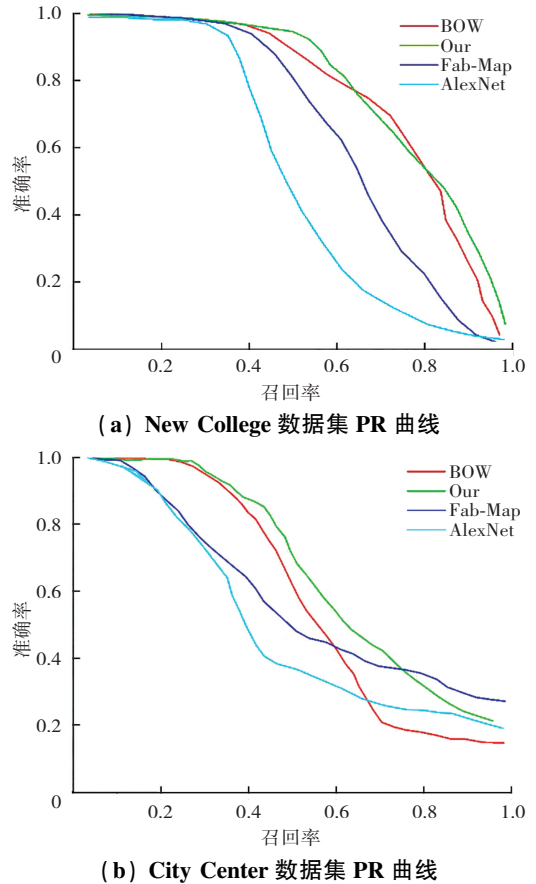


图 9 不同算法在两数据集的 PR 曲线比较

Fig. 9 Comparison of PR curves of different algorithms under two datasets

优质的回环检测算法在 PR 曲线中需要在具有较高精确度的同时仍具有较高的召回率,但是在实际应用中这两种特点很难兼得。评价一种算法的性能可以查看该算法曲线在下方所覆盖的面积大小和召回率等于 0.5 时的精确率大小。根据图 8 和图 9 可知,在 City Center 数据集中检测效果没有 New College 数据集效果好,可能是因为 City Center 数据集的内容大多是城镇道路,提取的特征对比度不够明显以及所选取的欧氏距离指标导致的,但仍能基本检测出所有回环。对比其他 3 种主流检测算法可知,本文提出的双特征融合算法所围成的面积更大,在召回率为 0.5 时的优势更明显,进一步体现本文算法的优越性和鲁棒性。

3.4 消融实验分析

为验证经过双特征融合是否能取得较好的回环检测效果,在两数据集上分别进行了单一特征的消融实验,结果如表 2 所示。

根据表 2 可知,在两数据集上融合了 HOG 和 VGG 特征的本文算法在 PR 曲线上所覆盖的面积占比分别为 75.1% 和 60.8%;召回率为百分之五十时精确率分别为 0.92 和 0.71。这两项指标均高于单一的特征提取方法,充分表明经融合后特征的精确率更高,能更好地适配回环检测任务。

表 2 消融实验结果

Table 2 Results of ablation tests

数据集	HOG	VGG	$R=0.5$	覆盖面积
New	✓		0.81	0.632
College		✓	0.86	0.699
	✓	✓	0.92	0.751
City	✓		0.53	0.441
Center		✓	0.66	0.522
	✓	✓	0.71	0.608

4 结 论

本文提出的算法通过采用双通道对特征进行提取,加强了表征图片特征的能力,在回环检测过程中能明显突出特征以达到高准确率的回环结果。实验表明:在相同设备上本文算法具有更好的准确率和鲁棒性。但为了考虑匹配预训练权重,并没有训练网络将特征融合达到最佳效果;同时该算法未在实时视觉 SLAM 系统中实现模块化,故下一步的工作目标是将该算法应用到具体场景以取得最优权重矩阵,在整体的 VSLAM 系统中得到实际应用。

参考文献(References):

- [1] QIN Y, YU H. A review of visual SLAM with dynamic objects [J]. Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application, 2023, 50(6): 1000-1010.
- [2] FILLIAT D. A visual bag of words method for interactive qualitative localization and mapping [C]//Proceedings of the Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2007: 3921-3926.
- [3] BILLINGS G, CAMILLI R, JOHNSON-ROBERSON M. Hybrid visual SLAM for underwater vehicle manipulator systems[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 6798-6805.
- [4] RUAN C, ZANG Q, ZHANG K, et al. DN-SLAM: A visual SLAM with ORB features and NeRF mapping in dynamic environments[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(4): 5279-5287.
- [5] LABBÉM, MICHAUD F. Multi-Session Visual SLAM for Illumination Invariant Localization in Indoor Environments [J]. Robot Vision and Artificial Perception, 2021, 09(3): 827-840.
- [6] BENGIO Y, COURVILLE A, VINCENT P. Representation learning: A review and new perspectives[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(8): 1798-1828.
- [7] 胡章芳, 冯淳一, 罗元, 等. 基于 CNN 多层特征加权融合的闭环检测算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2021, 49(8): 75-80.
HU Zhang-fang, FENG Chun-yi, LUO Yuan, et al. Loop closure detection algorithm based on multi-layer feature weighted fusion of convolutional neural network[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 49(8): 75-80.
- [8] 邱长滨, 王庆芝, 刘其朋. 基于改进 NetVLAD 图像特征提取的闭环检测算法[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2023, 20(4): 92-97, 106.
QIU Chang-bin, WANG Qing-zhi, LIU Qi-peng. Loop closure detection based on improved NetVLAD image feature extraction[J]. Complex Systems and Complexity Science, 2023, 20(4): 92-97, 106.
- [9] 郭烈, 葛平淑, 王肖, 等. 基于卷积神经网络优化回环检测的视觉 SLAM 算法[J]. 西南交通大学学报, 2021, 56(4): 706-712, 768.
GUO Lie, GE Ping-shu, WANG Xiao, et al. Visual simultaneous localization and mapping algorithm based on convolutional neural network to optimize loop detection[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2021, 56(4): 706-712, 768.
- [10] MA J, YE X, ZHOU H, et al. Loop-closure detection using local relative orientation matching[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 7896-7909.
- [11] KONDA K, MEMISEVIC R. Learning visual odometry with a convolutional network[C]//Proceedings of the 10th International Conference on Computer Vision Theory and Applications. SCITEPRESS-Science and Technology Publications, 2015: 486-490.
- [12] 屈航, 嵇启春, 段中兴. 改进 DeeplabV³⁺ 网络在视觉 SLAM 三维地图构建应用[J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(10): 2174-2178.
QU Hang, JI Qi-chun, DUAN Zhong-xing. Improved Deeplab V³⁺ network application for visual SLAM 3D map construction [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2022, 43(10): 2174-2178.
- [13] XU J, DING W, XU J, et al. Rough estimator based asynchronous distributed super points detection on high speed network edge[J]. Algorithms, 2021, 14(10): 277-301.
- [14] YUE H, MIAO J, YU Y, et al. Robust loop closure detection based on bag of SuperPoints and graph verification[C]//Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2020: 3787-3793.
- [15] 刘修顺, 徐宏宇. 基于深度学习的语义地图构建[J]. 现代信息技术, 2023, 7(12): 85-88, 92.
LIU Xiu-shun, XU Hong-yu. Semantic map construction based on deep learning[J]. Modern Information Technology, 2023, 7(12): 85-88, 92.
- [16] QIN C, ZHANG Y, LIU Y, et al. Semantic loop closure detection based on graph matching in multi-objects scenes[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2021, 76: 103072.
- [17] MEMON A R, WANG H, HUSSAIN A. Loop closure detection using supervised and unsupervised deep neural networks for monocular SLAM systems[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2020, 126: 103470.
- [18] 张学典, 顾璋琦, 秦晓飞. 基于 VGG16 模型的快速闭环检测算法[J]. 光学仪器, 2019, 41(3): 20-26.
ZHANG Xue-dian, GU Zhang-qi, QIN Xiao-fei. VGG16 model-based fast loop closure detection algorithm[J]. Optical Instruments, 2019, 41(3): 20-26.
- [19] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2005: 886-893.

责任编辑:陈 芳