

基于 HHO 算法的 SLAM 闭环检测方法研究

张翠军^{1,2}, 张玉河^{1*}

¹河北地质大学信息工程学院, 河北 石家庄 050031;

²河北地质大学河北省高校生态环境地质应用技术研发中心, 河北 石家庄 050031

摘要 在视觉同时定位与地图构建(SLAM)中,闭环检测模块主要用来消除位姿漂移,得到全局一致的轨迹和地图。针对传统 SLAM 闭环检测方法中效率与准确率低的问题,首次提出一种基于 HHO 算法的 SLAM 闭环检测方法。首先,对 FAST 算法进行改进,用于提取图像特征,生成图像特征的鲁棒描述子;然后,将闭环检测中求解当前帧图像和历史帧图像最大相似度的问题转换为最大值优化问题;最后,针对该优化问题,设计个体编码方式和适应度函数,给出求解闭环检测问题的 HHO 算法。实验结果表明,相较于基于词袋模型和 PSO 算法的闭环检测方法,所提基于 HHO 算法的 SLAM 闭环检测方法具有更高的效率与准确率。

关键词 机器视觉; 视觉 SLAM; 闭环检测; HHO 算法; 鲁棒描述子

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1215006

Research on SLAM Loop Closure Detection Method Based on HHO Algorithm

Zhang Cuijun^{1,2}, Zhang Yuhe^{1*}

¹College of Information Engineering, Hebei GEO University, Shijiazhuang, Hebei 050031, China;

²Hebei Center for Ecological and Environmental Geology Research, Hebei GEO University, Shijiazhuang, Hebei 050031, China

Abstract In visual simultaneous localization and mapping (SLAM), the loop closure detection module is used to eliminate pose drift and obtain globally consistent trajectory and map. Aiming to solve the problems of low efficiency and accuracy in traditional SLAM loop closure detection methods, an SLAM loop closure detection method based on the Harris hawks optimization (HHO) algorithm is proposed in this article. First, the features from accelerated segment test (FAST) algorithm is modified to extract image features and generate robust descriptors of image features. Then, the problem of solving the maximum similarity between the current and historical frame images in loop closure detection is transformed into a maximum optimization problem. Finally, the HHO algorithm for solving the loop closure detection problem is obtained by designing individual coding mode and fitness function. The experimental results show that the proposed SLAM loop closure detection method based on HHO algorithm has higher efficiency and accuracy compared with the loop closure detection methods based on bag of word and particle swarm optimization (PSO) algorithm.

Key words machine vision; visual SLAM; loop closure detection; HHO algorithm; robust descriptor

OCIS codes 150.5758; 110.4153; 150.1135

收稿日期: 2020-08-24; 修回日期: 2020-10-19; 录用日期: 2020-11-14

基金项目: 河北省高等学校科学技术研究重点项目(ZD2019134)、河北省研究生创新资助项目(CXZZSS2019113)、河北省重点研发计划(20373303D)

* E-mail: 862000954@qq.com

1 引 言

同时定位与地图构建(SLAM)是指,机器人搭载特定的传感器在未知环境中移动,在移动的过程中根据位置估计进行自身定位,同时构建地图^[1]。当搭载的传感器为相机时称为“视觉 SLAM”。视觉 SLAM 主要由以下模块组成:前端视觉里程计、后端非线性优化、闭环检测以及建图。其中闭环检测模块是视觉 SLAM 中的重要环节,也是计算机视觉领域的研究热点与难点之一。

闭环检测即检测机器人是否经过同一位置,检测机器人获取的当前帧图像与历史帧图像的相似性。准确的闭环检测技术可以有效地减小视觉里程计中累积的误差^[2],消除位姿漂移,从而得到全局一致的轨迹和地图。目前,常用的闭环检测方法主要分为两类:基于词袋模型的闭环检测方法、基于深度学习的闭环检测方法。基于词袋模型的闭环检测方法通过提取历史帧图像的特征并计算描述向量,构建视觉字典,将当前帧图像映射到视觉字典中,计算当前帧图像和历史帧图像的特征描述向量的相似性,据此判定是否形成闭环^[3]。目前对应用词袋模型求解闭环检测的问题进行了大量研究。Newman 等^[4]在图像中寻找背景突出的区域,在此区域中提取图像的仿射不变特征,将提取的特征信息存储到数据库中,在数据库中查找与当前帧图像匹配的图像,从而判定是否形成闭环。此方法在视觉特征明显的区域提取图像特征,节省了特征提取的时间,提升了闭环检测的效率,但由于对提取特征的区域有限制,提取的特征数量有限,导致闭环检测的准确率下降。Liu 等^[5]利用低维图像描述符来描述和度量图像间的相似性,通过主成分分析(PCA)法将高维描述符转换为低维形式,以提高计算效率,从而提高了闭环检测的速度,但将高维数据转换为低维时会丢失部分数据信息,降低了闭环检测的准确率。林俊钦等^[6]利用空间位置信息确定候选匹配对象,减小全局搜索范围,通过计算当前帧图像与候选对象的外观相似度来判断是否形成闭环,提高了闭环检测的效率,但在确定候选匹配对象的过程中,由于位置信息存在误差,候选对象选取错误,降低了闭环检测的准确率。Mur-Artal 等^[7]利用 ORB(Oriented FAST and rotated BRIEF)^[8]特征的旋转不变性与尺度不变性,在关键帧数据库中检测闭环,提高了闭环检测的效率。常用的闭环检测方法大多是提取图像特征,对特征点进行匹配,从而检测是否发生闭

环^[9]。随着深度学习技术在计算机视觉领域不断取得突破,一些研究人员开始将深度学习技术用于解决闭环检测问题。Gao 等^[10]使用堆自编码网络提取图像特征,充分利用图像深层次的特征信息,构建不同于传统词袋模型的神经网络模型,提高了闭环检测的精度。文献[11]利用 SSD 网络^[12]提取图像特征,再对提取出的特征向量信息进行筛选,通过计算图像之间的相似性评分,判断是否形成闭环,通过对特征向量信息进行筛选提高了闭环检测的效率,但在特征向量信息的筛选过程中会丢掉一些正确信息,导致闭环检测的准确率下降。文献[13]利用基于 VGG16^[14]的网络模型提取图像特征,然后使用自适应粒子滤波算法得到闭环候选帧,提高了闭环检测的效率。文献[15]提出一种基于 ResNet 网络^[16]的闭环检测方法,准确率得到很大提升。邱晨力等^[17]提出一种融合 Gist 特征与卷积自编码的闭环检测方法,实验结果表明,与传统的词袋模型相比,其具有更高的准确率和稳健性。近年来一些学者尝试将群智能优化算法用于求解闭环检测问题,如文献[2]利用粒子群优化(PSO)算法求解闭环检测问题,提高了闭环检测的准确率和效率。

Harris hawks optimization(HHO)算法^[18]是 Heidari 等于 2019 年提出的一种模拟自然界中哈里斯鹰追捕猎物过程的群智能优化算法。该算法结构简单、参数少,在图像分割、机器零部件设计等实际应用中表现出良好性能。本文首次提出基于 HHO 算法的闭环检测方法,以提高闭环检测的效率和准确率。首先,对 FAST 特征提取方法^[19]进行改进,生成图像特征的图像鲁棒描述子;然后,将闭环检测中求解当前帧图像和历史帧图像最大相似度的问题转换为最大值优化问题,并为其建立数学模型;最后,设计了个体编码方式和适应度函数,给出了求解图像间最大相似度的 HHO 算法。

2 HHO 算法

HHO 算法是一种群智能优化算法,在优化问题的求解中广泛应用,该算法的主要思想来源于自然界中哈里斯鹰捕捉猎物时的合作行为和追逐策略。在捕捉猎物的过程中,根据猎物逃跑时的体能 E ,将 HHO 算法分为两个阶段:探索阶段和利用阶段。在探索阶段,哈里斯鹰随机选择栖息位置,观察并监视猎物,随着猎物体能的减小,由探索阶段转为利用阶段;在利用阶段,哈里斯鹰对探索阶段发现的

目标猎物发动突袭,猎物在遇到危险时会尝试逃跑。设随机产生的猎物逃跑概率为 r ,当 $r < 0.5$ 时猎物成功逃跑; $r \geq 0.5$ 时猎物未成功逃跑。根据 r 和 $|E|$ 的大小,在利用阶段提出 4 种不同的位置更新策略,如表 1 所示。

表 1 利用阶段中 4 种不同的位置更新策略

Table 1 Four different location update strategies in the exploitation phase

Value of r and $ E $	Strategy
$r \geq 0.5$ and $ E \geq 0.5$	Soft besiege
$r \geq 0.5$ and $ E < 0.5$	Hard besiege
$r < 0.5$ and $ E \geq 0.5$	Soft besiege with progressive rapid dives
$r < 0.5$ and $ E < 0.5$	Hard besiege with progressive rapid dives

根据 HHO 算法中的位置更新条件,不断更新哈里斯鹰的位置,根据哈里斯鹰的位置计算适应度值,判断是否达到适应度阈值,若达到则算法结束;否则算法继续执行,若达到最大迭代次数则算法结束,得到最优解。

3 基于 HHO 算法的闭环检测

3.1 图像特征提取与描述

3.1.1 基于动态阈值的改进 FAST 算法

在解决闭环检测问题时,需要先对图像进行特

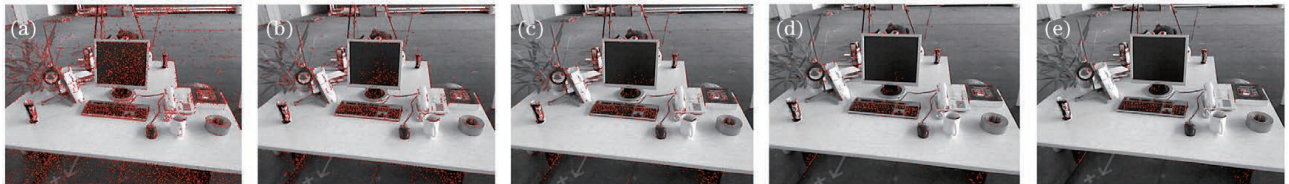


图 1 改进 FAST 算法的特征点检测对比图。(a) $\delta = 0.1$; (b) $\delta = 0.2$; (c) $\delta = 0.3$; (d) $\delta = 0.4$; (e) $\delta = 0.5$

Fig. 1 Contrast charts of feature point detection of improved FAST algorithm. (a) $\delta = 0.1$; (b) $\delta = 0.2$; (c) $\delta = 0.3$; (d) $\delta = 0.4$; (e) $\delta = 0.5$

表 2 设置不同 δ 值时,改进 FAST 算法检测到的特征点数目

Table 2 Number of feature points detected by improved FAST algorithm when setting different δ

Parameter	δ				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Number of feature points	4190	1861	1037	610	384

由表 2 可知,随着 δ 值的增大,提取到的特征点数量逐渐减少。当 δ 值取 0.1 时,提取的特征点数量最多,但由图 1(a)可以看出,提取的特征存在特

征提取,常用的图像特征提取方法有 SIFT (scale invariant feature transform)^[20]、SURF (speeded up robust features)^[21]、FAST (features from accelerated segment test)^[22]。SIFT 特征具有较好的尺度与旋转不变性^[23],但计算复杂^[24]。SURF 提取算法提高了计算速度,但不能满足闭环检测问题中的实时性要求。目前在闭环检测问题中常用 FAST 算法提取图像特征,FAST 算法采用非极大抑制方法,避免出现特征“扎堆”现象^[25]。在摄取图像周围环境的光照条件较差时,传统 FAST 算法提取图像特征时会存在误提取现象,导致特征提取的准确性较差。针对该问题,对传统的 FAST 算法进行改进,采用动态阈值法提取图像特征,阈值 T 的计算方法为

$$T = \delta \times \left(\sum_{i=1}^N I_{p_i} - I_{\max} - I_{\min} \right) / (N - 2), \quad (1)$$

式中: δ 为控制提取特征点数量的系数; N 为以像素点 p 为圆心、半径为 3 的圆周上的像素点数目,本文中 N 设为 16; I_{p_i} 为圆周上每个像素点的灰度值; I_{\max} 为圆周上像素点的最大灰度值; I_{\min} 为圆周上像素点的最小灰度值。

为了验证改进 FAST 算法的有效性,需要先确定 δ 。 δ 值的确定通过比较实验给出,将 δ 值分别设为 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 特征提取的结果如图 1 所示,不同 δ 值提取的特征数目如表 2 所示。

征重叠,降低了特征提取的效率;当 δ 为 0.3, 0.4, 0.5 时,改进 FAST 算法提取到的特征点数目较少,此时由图 1(c)~(e)可以看出,图像中花、显示器和屏幕上的特征提取不完全,特征提取结果不完整;当 δ 取 0.2 时,提取的特征点数量较多,由图 1(b)可以看出,提取的特征无重叠且较为完整,特征提取结果较好,故将 δ 设为 0.2。

确定 δ 值后,对改进 FAST 算法与原算法进行实验对比,在 Computer Vision Group 提供的数据集 freiburg2_desk 中任选图片进行特征提取实验,实验结果如图 2 所示。

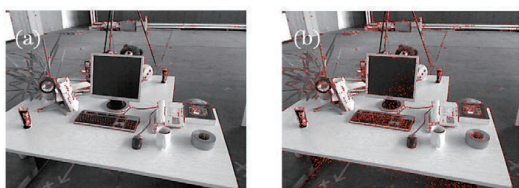


图 2 FAST 算法改进前后的特征提取效果对比。

(a)改进前;(b)改进后

Fig. 2 Comparison of feature extraction effect before and after FAST algorithm improvement. (a) Before improvement; (b) after improvement

由图 2 可以看出,改进后的 FAST 算法提取的特征数量明显多于原始算法,而且分布在图像中的主要物体上。

将图像亮度减少为原图的 50%,改进 FAST 算法与原算法的特征提取结果如图 3 所示。由图 3(a)可以看出,原算法提取的图像特征点明显减少,特征提取结果较差;由图 3(b)可以看出,改进后的 FAST 算法可以提取到较多的图像特征点,与图像亮度未发生变化时的特征提取结果基本相同。

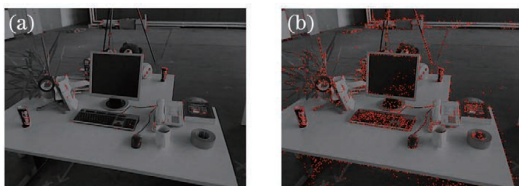


图 3 图像亮度减少 50%时,FAST 算法改进前后的检测结果对比。(a)改进前;(b)改进后

Fig. 3 Comparison of detection results before and after FAST algorithm improvement when image brightness is reduced by 50%. (a) Before improvement; (b) after improvement

将图像亮度增加 1 倍后,对改进 FAST 算法与原算法进行对比,实验结果如图 4 所示。由图 4(a)可以看出,原算法提取到较多的图像特征点,相较于图像亮度未发生变化时,特征提取结果有较大变化;

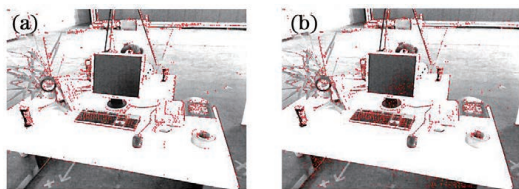


图 4 图像亮度增加 1 倍时,FAST 算法改进前后的检测结果对比。(a)改进前;(b)改进后

Fig. 4 Comparison of detection results before and after FAST algorithm improvement when image brightness is doubled. (a) Before improvement; (b) after improvement

由图 4(b)可以看出,改进算法的特征提取结果与图像亮度未发生变化时基本相同,均可以提取到较多的图像特征。

通过上述对比实验可以看出,在光照条件发生变化时,相比原算法,改进后的 FAST 算法具有更高的稳定性与准确性。

进一步在 KITTI 数据集中序号为 00 的视觉里程计数据中任选图像进行实验,原算法的实验结果如图 5 所示。由图 5 可以看出,当图像亮度减小后,提取的图像特征点明显减少,当图像亮度增大后,提取的特征点明显增多。结果表明,原算法在图像亮度发生变化后,提取特征时的稳定性较差。



图 5 原算法的特征提取对比。(a)原图;(b)亮度减少 50%;(c)亮度增加 1 倍

Fig. 5 Feature extraction comparison of the original algorithm. (a) Original image; (b) brightness is reduced by 50%; (c) brightness is doubled

利用改进后的 FAST 算法提取图像特征,实验结果如图 6 所示。由图 6 可以看出,当图像亮度减小或增大时,改进算法的特征提取结果与原图基本一致,进一步说明改进后的算法相较于原算法在光照条件发生变化时具有更高的准确性与稳定性。

上述实验结果表明,改进后的 FAST 算法相较于传统的 FAST 算法受光照、对比度变化影响较小,稳定性较好。

3.1.2 图像的鲁棒描述子

应用 BRIEF (binary robust independent elementary features) 算法^[26] 计算图像特征点的描述子,生成由 0 和 1 构成的特征点描述子,过程主要分为以下三步。

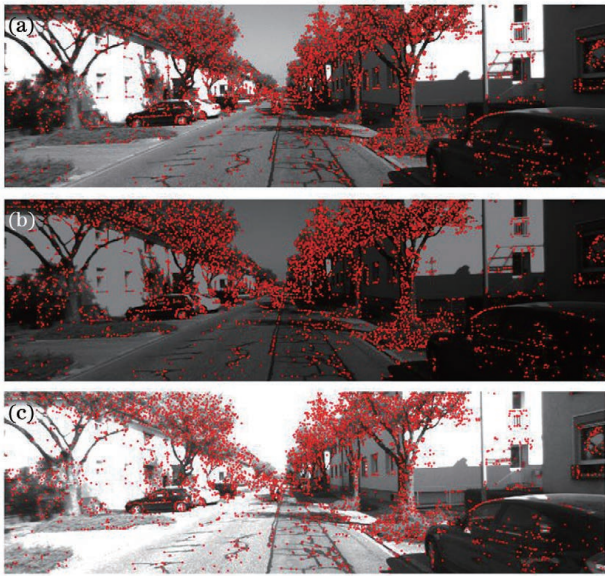


图 6 改进 FAST 算法的特征提取对比。(a)原图;(b)亮度减少 50%;(c)亮度增加 1 倍

Fig. 6 Feature extraction comparison of the improved FAST algorithm. (a) Original image; (b) brightness is reduced by 50%; (c) brightness is doubled

1) 以特征点 p 为中心,取大小为 31×31 的邻域 S ,在邻域 S 中选择 256 个服从高斯分布的点对 (x, y) ;

2) 比较 x 点和 y 点像素值的大小,若 x 的像素值大于 y 的像素值,则特征点 p 对应的特征描述子中的分量取 1,反之取 0;

3) 将 256 位 0 和 1 按顺序组成字符串,即为特征点 p 的描述子。

利用 PCA 法对得到的描述子矩阵进行降维,再对其进行压缩,得到图像的鲁棒描述子,利用鲁棒描述子表示图像,通过鲁棒描述子计算图像的相似度。

3.2 构建优化问题的数学模型

将闭环检测中寻找与当前帧图像相似度最大的历史帧图像的问题转换为求解图像间最大相似度的最优化问题,数学模型为

$$\max f(A, B_j), j = 1, \dots, M, \quad (2)$$

式中: f 为计算两幅图像相似度的函数; A 为当前帧图像的鲁棒描述子; B_j 为第 j 帧历史图像的鲁棒描述子; M 为历史帧图像的数目。

3.3 求解闭环检测问题的 HHO 算法

3.3.1 哈里斯鹰个体编码

哈里斯鹰种群中的每个个体表示一幅图像,对种群中的个体进行编码,个体编码包括两部分:一部分为图像序号 i_{index} ,另一部分为该序号对应图像的

鲁棒描述子 D ,形式为 $X = [i_{\text{index}}, D]$ 。

3.3.2 适应度函数

本文中的适应度函数为计算图像间相似度的函数,用两幅图像鲁棒描述子间的欧氏距离衡量图像间的相似度。欧氏距离越小,图像的相似度越大,适应度值越大。适应度函数的构建过程如下。

1) 假设两幅图像的描述子为 D_1 和 D_2 ,形式为 $D_1 = (d_{11}, d_{12}, \dots, d_{1n})$, $D_2 = (d_{21}, d_{22}, \dots, d_{2n})$, n 为鲁棒描述子向量的维度。 D_1 和 D_2 之间的欧氏距离表达式为

$$d(D_1, D_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (d_{1i} - d_{2i})^2}. \quad (3)$$

2) D_1 和 D_2 代表的两幅图像间的相似度为

$$s_1(D_1, D_2) = \frac{1}{d(D_1, D_2)}. \quad (4)$$

为了避免两幅图像的欧氏距离为 0 时(4)式出现计算错误,修正两幅图像的相似度计算公式,表达式为

$$s_2(D_1, D_2) = \frac{1}{1 + d(D_1, D_2)}. \quad (5)$$

3) 将图像的相似度函数作为适应度函数,表达式为

$$F = s_2(D_1, D_2). \quad (6)$$

由(6)式可知,适应度值越大,图像的相似度越大。由(5)式可知,适应度的取值范围为 $(0, 1]$,当取值为 1 时,表示这两幅图像为同一幅图像。

3.3.3 算法步骤

基于 HHO 算法的闭环检测方法的步骤如图 7 所示。

The loop closure detection method based on HHO algorithm

Input: current frame image, historical frame image, and serial number

Output: the image number $i_{\text{best_index}}$ with the highest similarity to the current frame

1 set the number of individuals in Harris hawks population N' , the maximum number of iterations N_{Max} , and the global fitness threshold T

2 the improved FAST algorithm is used to extract the features of the current frame image and the historical frame image, calculate the image descriptors, and then compress them into robust descriptors

3 N' individual positions (historical frame image sequence number) are randomly generated, and individuals in the population are initialized with the generated individual


```

positions and the corresponding image robust descriptors
4 while  $t < N_{\text{Max}}$  do
5   for  $i = 1$  to  $N$  do
6     fitness value  $F$  of all individuals in the population
       was calculated, and the individual position with the
       highest fitness value was taken as the global optimal
       position, namely  $i_{\text{best\_index}}$ 
7   end
8   if ( $F > T$ )
9     output the global optimal position, namely  $i_{\text{best\_index}}$ 
10    break
11  end
12  according to the individual position update condition in
     HHO algorithm, the individual position is updated
13 end
14 output the global optimal position, namely the image
     number  $i_{\text{best\_index}}$  of the historical frame image with the
     highest similarity to the current frame

```

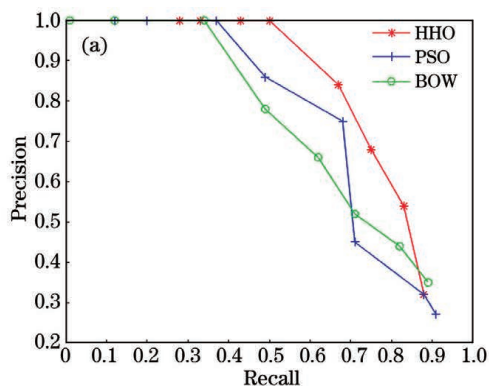
图 7 基于 HHO 算法的闭环检测方法步骤

Fig. 7 Steps of loop closure detection method based on HHO algorithm

通过图 7, 得到与当前帧图像相似度最大的历史帧图像的序号 $i_{\text{best_index}}$, 将 $i_{\text{best_index}}$ 对应的历史帧图像与当前帧图像匹配, 根据图像匹配结果判断是否形成闭环。

4 仿真实验及结果分析

实验环境: Intel Core i5-4210M 处理器, 16 GB



内存, 64 位 Windows 10 操作系统, 编程语言为 Matlab, 编程环境为 Matlab2018a。实验数据为 Computer Vision Group 提供的数据集 freiburg2_desk, 其中包含 2840 张图像; KITTI 数据集中序号为 00 的视觉里程计数据集, 包含 4541 张图像。

HHO 算法中的参数设置: 在使用数据集 freiburg2_desk 时, 种群规模 S 设为 60; 在使用 KITTI 数据集时, 种群规模 S 设为 100; 最大迭代次数 N_{Max} 设为 100; 适应度阈值 T 设为 0.1。

4.1 准确率

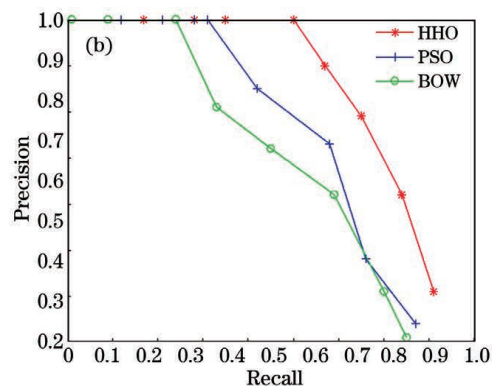
在闭环检测问题中, 通过准确率 (P) 和召回率 (R) 来评价闭环检测算法的性能。准确率表示算法检测到的闭环中真实闭环的比例, 召回率表示真实闭环被检测出来的比例。准确率和召回率的计算公式分别为

$$P = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}}}, \quad (7)$$

$$R = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}}}, \quad (8)$$

式中: N_{TP} 为正确检测出的闭环数目; N_{FP} 为真实结果不是闭环但检测结果是闭环的数目; N_{FN} 为真实结果是闭环但没有检测出来的闭环数目。

基于 HHO 算法的闭环检测方法、基于 PSO 算法的闭环检测方法、基于词袋模型 (BOW) 的闭环检测方法在 KITTI 数据集上的 P - R 曲线如图 8(a) 所示, 在 freiburg2_desk 数据集上的 P - R 曲线如图 8(b) 所示。

图 8 三种闭环检测方法的 P - R 曲线。(a) 在 KITTI 数据集上; (b) 在 freiburg2_desk 数据集上Fig. 8 P - R curves of three loop closure detection methods. (a) On KITTI dataset; (b) on freiburg2_desk dataset

由图 8 可以看出: 在召回率相同的情况下, 基于词袋模型的闭环检测方法与基于 PSO 算法的闭环检测方法准确率均较低, 基于 HHO 算法的闭环检测方法准确率最高。该实验结果说明, 所提方法在求解闭环检测问题时具有较高的准确率。

4.2 算法效率

图 9 是所提方法与基于 PSO 算法的闭环检测方法在 freiburg2_desk 数据集中选取不同图像的适应度变化曲线。

图 10 是所提方法与基于 PSO 算法的闭环检测

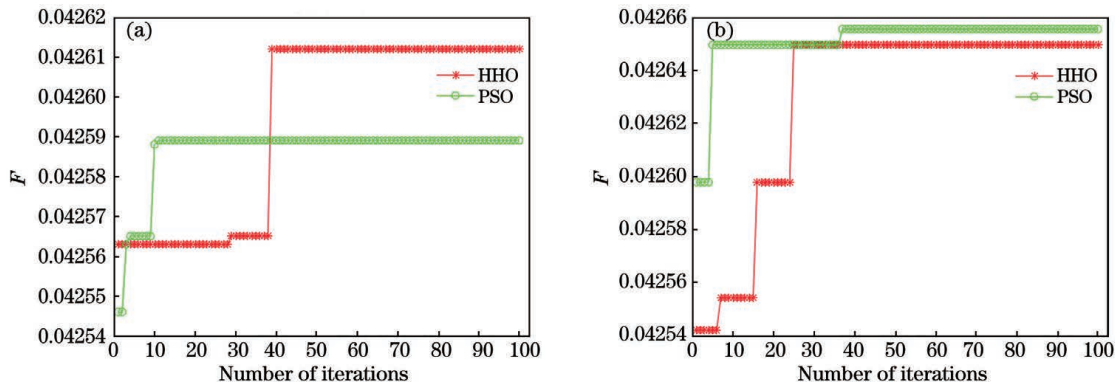


图 9 在 freiburg2_desk 数据集中的适应度变化曲线。(a)当前帧序号为 183;(b)当前帧序号为 2839

Fig. 9 Fitness change curves on freiburg2_desk dataset. (a) Current frame number is 183; (b) current frame number is 2839

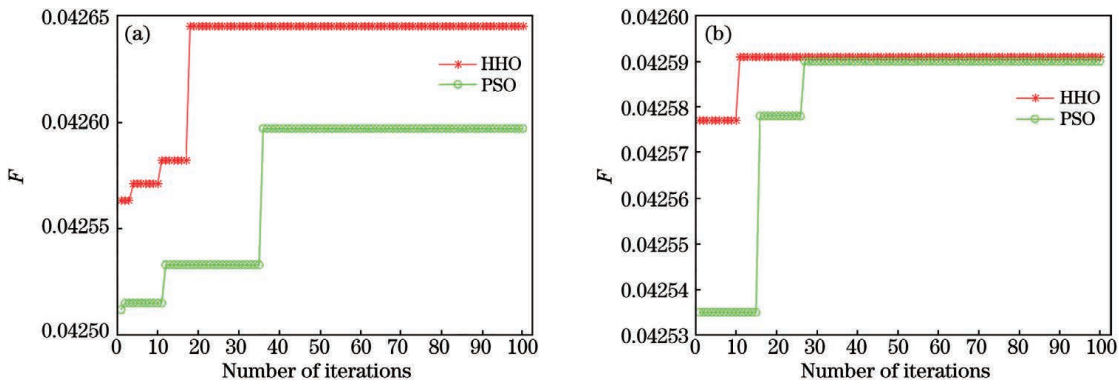


图 10 在 KITTI 数据集中的适应度变化曲线。(a)当前帧序号为 625;(b)当前帧序号为 3633

Fig. 10 Fitness change curves on KITTI dataset. (a) Current frame number is 625; (b) current frame number is 3633

方法在 KITTI 数据集中选取不同图像的适应度变化曲线。

由图 9(a)和图 10(a)可以看出,所提方法具有较高的适应度,在图 10(a)中所提方法收敛速度较快;由图 9(b)和图 10(b)可以看出,两种方法具有相似的适应度值,所提方法的收敛速度相较于 PSO

算法的闭环检测方法更快。上述实验结果表明,所提方法具有更高的效率与准确率。

利用所提方法、基于词袋模型的闭环检测方法、基于 PSO 算法的闭环检测方法对两个数据集中的不同图像进行检测,三种方法各执行 20 次,统计每次找到最优解所用的时间,如图 11 和图 12 所示。

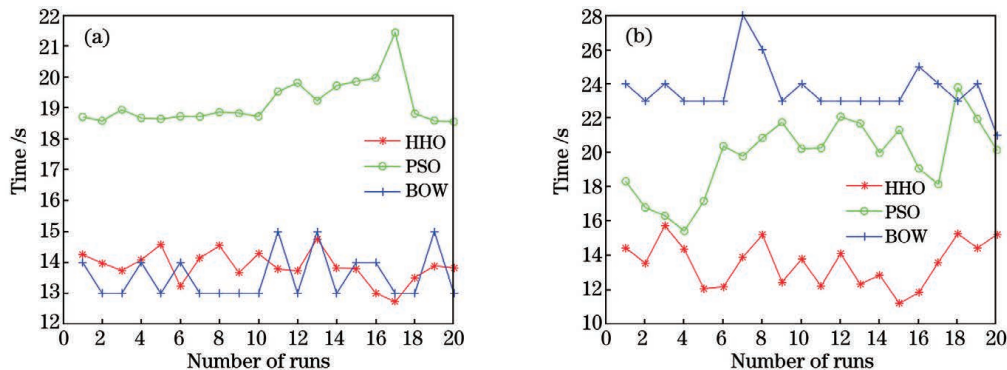


图 11 三种闭环检测方法在 freiburg2_desk 数据集中的时间对比。(a)当前帧序号为 183;(b)当前帧序号为 2839

Fig. 11 Time comparison of three loop closure detection methods on freiburg2_desk dataset. (a) Current frame number is 183; (b) current frame number is 2839

由图 11(b)、图 12(a)和图 12(b)可以看出,所提方法用时最少;由图 11 和图 12 可以看出,所提方法所用时间的波动相对较小,比较稳定;由图 11(a)

和图 12(a)可以看出,基于 PSO 算法的闭环检测方法所用时间最长。

由上述实验结果可以看出,无论在哪个数据集

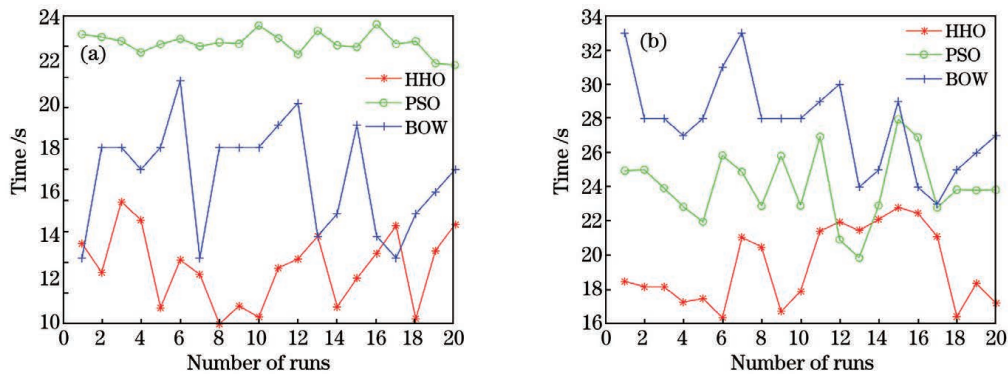


图 12 三种闭环检测方法在 KITTI 数据集中的时间对比。(a)当前帧序号为 625;(b)当前帧序号为 3633

Fig. 12 Time comparison of three loop closure detection methods on KITTI dataset. (a) Current frame number is 625; (b) current frame number is 3633

中,所提方法用时较少,准确率较高,进一步说明所提方法具有较高的效率与准确率。

5 结 论

针对传统的闭环检测方法效率和准确率低的问题,首次提出了一种基于 HHO 算法的闭环检测方法。在该方法中,首先,采用动态阈值法对 FAST 特征提取方法进行改进;然后,将闭环检测问题转换为优化问题,即将在历史帧图像中寻找与当前帧图像相似度最大图像的问题转换为最大值优化问题;最后,给出了基于 HHO 算法求解闭环检测问题的具体实现算法,并进行了仿真实验。实验结果表明:相较于传统的 FAST 算法,采用动态阈值的 FAST 算法在提取图像特征时受光照条件影响较小,特征提取结果稳定性较好;相较于基于词袋模型的闭环检测方法,所提闭环检测方法具有更高的准确率、效率及稳定性;在召回率相同的情况下,所提方法的准确率比基于词袋模型的闭环检测方法的准确率约高出 20%;与同为群智能优化算法的 PSO 闭环检测算法相比,所提方法收敛速度较快,寻优效果较好,准确率和算法效率相对较高,平均收敛时间约提升 40%。结果说明,所提方法是求解闭环检测问题的一种有效方法。

参 考 文 献

- [1] Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous localization and mapping: part I [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(2): 99-110.
- [2] Lu S D, Tu M Y, Luo X Y, et al. Laser SLAM pose optimization algorithm based on graph optimization theory and GNSS [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081024.
- [3] Hu X Y. Research on closed-loop detection method of SLAM based on particle swarm optimization [D]. Xi'an: Xidian University, 2018: 40-56.
呼香艳. 基于粒子群优化算法的 SLAM 闭环检测方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018: 40-56.
- [4] Newman P, Ho K. SLAM-loop closing with visually salient features [C] // Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, April 18-22, 2005, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2005: 635-642.
- [5] Liu Y, Zhang H. Visual loop closure detection with a compact image descriptor [C] // 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, October 7-12, 2012, Vilamoura-Algarve, Portugal. New York: IEEE Press, 2012: 1051-1056.
- [6] Lin J Q, Han B L, Luo Q S, et al. Research on SLAM based on NDT matching and improved loop detection [J]. Optical Technique, 2018, 44(2): 152-157.
林俊钦, 韩宝玲, 罗庆生, 等. 基于 NDT 匹配和改进回环检测的 SLAM 研究 [J]. 光学技术, 2018, 44(2): 152-157.
- [7] Mur-Artal R, Tardós J D. Fast relocalisation and loop closing in keyframe-based SLAM [C] // 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 31-June 7, 2014, Hong Kong, China. New York: IEEE Press, 2014: 846-853.
- [8] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C] // 2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 2564-2571.
- [9] Lin F C, Liu Y H, Zhou J F, et al. Optimization of

- visual odometry algorithm based on ORB feature[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(21): 211507.
- 林付春, 刘宇红, 周进凡, 等. 基于 ORB 特征的视觉里程计算法优化[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(21): 211507.
- [10] Gao X, Zhang T. Loop closure detection for visual SLAM systems using deep neural networks[C]//2015 34th Chinese Control Conference (CCC), July 28-30, 2015, Hangzhou, China. New York: IEEE Press, 2015: 5851-5856.
- [11] Luo S X, Zhang S J. Research on loop closure detection based on deep learning [J]. *Computer & Digital Engineering*, 2019, 47(3): 497-502.
- 罗顺心, 张孙杰. 基于深度学习的回环检测算法研究[J]. *计算机与数字工程*, 2019, 47(3): 497-502.
- [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] Zhang X D, Gu Z Q, Qin X F. VGG16 model-based fast loop closure detection algorithm [J]. *Optical Instruments*, 2019, 41(3): 20-26.
- 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.
- [14] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. *Computer Science*, 2014: 1409-1556.
- [15] Zhan H, Zhu Z C, Zhang Y H, et al. Loop closure detection using image sequence based on ResNet[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(4): 041103.
- 占浩, 朱振才, 张永合, 等. 基于残差网络的图像序列闭环检测方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(4): 041103.
- [16] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [17] Qiu C L, Huang D Z, Liu H W, et al. Loop closure detection algorithm based on convolutional autoencoder fused with Gist feature [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(18): 181501.
- 邱晨力, 黄东振, 刘华巍, 等. 融合 Gist 特征与卷积自编码的闭环检测算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(18): 181501.
- [18] Heidari A A, Mirjalili S, Faris H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97: 849-872.
- [19] Yang H F, Li H, Chen K Y, et al. Image feature points extraction and matching method based on improved ORB algorithm [J]. *Journal of Graphics*, 2020, 41(4): 548-555.
- 杨弘凡, 李航, 陈凯阳, 等. 基于改进 ORB 算法的图像特征点提取与匹配方法[J]. *图学学报*, 2020, 41(4): 548-555.
- [20] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [21] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [22] Rosten E, Porter R, Drummond T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(1): 105-119.
- [23] Zhou H H, Yi W N, Du L L, et al. Convolutional neural network-based dimensionality reduction method for image feature descriptors extracted using scale-invariant feature transform [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(14): 141008.
- 周宏浩, 易维宁, 杜丽丽, 等. 基于卷积神经网络的 SIFT 特征描述子降维方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(14): 141008.
- [24] Zou B, Zhao X B, Yin Z S. Research on image feature matching algorithm based on improved ORB [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(2): 0210006.
- 邹斌, 赵小虎, 尹智帅. 基于改进 ORB 的图像特征匹配算法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(2): 0210006.
- [25] Liu J, Bai D. 3D point cloud registration algorithm based on feature matching [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(12): 1215005.
- 刘剑, 白迪. 基于特征匹配的三维点云配准算法[J]. *光学学报*, 2018, 38(12): 1215005.
- [26] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features [M]// Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. *Computer vision-ECCV 2010. Lecture notes in computer science*. Berlin: Springer, 2010, 6314: 778-792.