doi:10.6043/j.issn.0438-0479.201704049

**基于局内点分布的图优化方法**

翁秀玲，王云峰\*，吴 炜，郭东辉

（厦门大学信息科学与技术学院，福建 厦门 361005）

**摘要：**图优化作为即时定位与地图构建系统的后端优化主要技术手段，是计算机视觉领域的研究热点。COP-SLAM(Closed-Form Online Pose-Chain SLAM)是一种轻量型图优化算法，可以实时优化,,主要利用局内点数量设置信息矩阵，表征里程计的精度。但当局内特征点集中位于图像的特定区域时，该信息矩阵不能很好地表征里程计精度，影响优化效果。基于局内特征点的分布，提出了一种视觉里程计的后端图优化方法。设置信息矩阵时，以局内点集的面积表示局内点的分布，在局内点数量的基础上引入局内点集的面积，提高了对视觉里程计精度的衡量。实验结果表明，优化后有效地降低了相机绝对轨迹误差。

**关键词：**图优化；信息矩阵；局内点

**中图分类号：**TP391.4 **文献标志码：**A

图优化是即时定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping， SLAM)[1]的后端。它利用序列图像的闭环对前端视觉里程计获得的相机轨迹进行优化，对消除位姿估计的累积误差和构建一致性的地图至关重要。

图优化问题通常被归为非线性最小二乘问题，采用高斯-牛顿法(Gauss-Newton， GN)或列文伯格-马夸尔特法(Levenberg-Marquardt， LM)进行求解。其求解思路为在当前解处对目标函数进行如一阶泰勒展开近似的线性化操作，从而得到线性最小二乘方程。求解线性系统只需令导函数为零，通过迭代直到达到最大迭代次数或收敛。在迭代求解的问题上，研究者发现SLAM问题的稀疏性可以被充分利用，从而提高求解效率。Dellaert等[2]通过稀疏乔列斯基分解对线性系统进行求解。Kaess等[3]对系统的信息矩阵作正交三角分解，并选择性对其进行增量式更新，从而避免了每次重新计算系统的信息矩阵，从而提高求解效率。Konolige等[4]提出了一种根据给定图的约束关系快速构造稀疏矩阵的方法。Kummerle等[5]公开了基于稀疏矩阵分解的通用图优化库G2O，得到了广泛的应用。但迭代求解问题[2-5]对初始值较敏感，易落入局部极值；并且求解效率与稀疏矩阵的稀疏程度相关，最佳情况下时间复杂度为，最坏情况下时间复杂度为，无法保证实时优化，不适合在线应用。

针对非线性最小二乘问题迭代求解存在的效率和初值敏感问题，Dubbelman等[6,7]提出COP-SLAM方法(Closed-Form Online Pose-Chain SLAM， COP-SLAM)，可以实现实时优化。该方法根据视觉里程计约束的信息矩阵设置权重，从而将单个闭环约束的误差项分配到视觉里程计约束上直接得到解析解。在保证位姿链优化精度的情况下，大大缩短了优化所消耗的时间。该方法基于局内点数量设置视觉里程计约束的信息矩阵，但是当局内点分布不均匀即集中分布纹理信息丰富的区域时，视觉里程计精度下降，该信息矩阵不能很好地衡量视觉里程计的精度。

为了进一步提高COP-SLAM方法的优化结果，提出了基于局内点分布的后端图优化方法。定义局内点集的面积表示局内点的分布。并通过局内点分布结合局内点数量设置位姿图中约束边的信息矩阵，提高了信息矩阵对视觉里程计精度的衡量准确度。实验结果表明，优化方法有效地降低了绝对轨迹误差。

**1 COP-SLAM**

COP-SLAM[7]属于轻量型的图优化算法，是根据单个闭环约束对环路内的位姿节点进行优化。算法采用位姿链模型，设相机的位姿用的矩阵表示，连续位姿和之间的视觉里程计约束用如式（1）所示的矩阵表示，则时刻的位姿可由式（2）表示。式中相机的初始位姿一般设为的单位矩阵。

(1)

(2)

变换矩阵是通过与时刻拍摄的图片和之间的匹配特征点计算而来。但在实际应用中，由于误匹配、深度信息噪声等原因，使得存在误差。中、、、、、、、、构成一个3\*3的单位正交矩阵，该矩阵为相机连续拍摄两张图片的旋转变换，只有三个自由度*。*、、为相机连续拍摄两张图片的平移变换，具有三个自由度。变换矩阵的六个自由度互不相关，其噪声符合均值为0、协方差为的各向同性高斯分布[8]。噪声协方差矩阵的逆被称为信息矩阵[9]，如式（3）所示：

， (3)

式中，越小表示越精确。通常基于局内点数量对进行设置，设置的准确性影响图优化的效果。

由于位姿是通过变换矩阵计算得到，因此位姿误差存在累积现象，的不确定性度量由式（4）得到：

(4)

如从开始到时刻结束所拍摄的序列图像构成闭环，则位姿与之间受闭环约束。闭环约束即为与之间的变换矩阵，其值是直接通过图像与计算得来。闭环约束的不确性的设置同样影响优化效果。由闭环约束可得位姿的更为理想的位姿为[7]，如式（5）所示：

(5)

COP-SLAM[7]的优化示意图如图1所示，其目的是根据闭环约束和里程计约束将存在误差积累的通过校正项、更新量优化为。优化过程如下：

 

(a) (b)

图1 优化示意图

Fig. 1 Diagram of optimization

(1)通过式（6）计算校正项

， (6)

式中，为插值函数，如式（7）所示；权重根据信息矩阵计算，如式（8）所示。

(7)

. (8)

(2)利用校正项通过式（9）求得更新量。

. (9)

(3)根据式（11）、式（12）、式（13）分别得到优化后的信息矩阵、变换矩阵、相机的位姿。

. (10)

. (11)

. (12)

. (13)

**2 基于局内点分布的图优化方法**

**2. 1 基于特征点分布的信息矩阵**

视觉里程计的精度不仅受局内特征点数目影响，还受局内特征点分布影响，因此将基于局内特征点分布和数目设置信息矩阵。通过局内特征点之间的面积来表示局内特征点的分布，在局内点数量的基础上引入局内点集的面积，提高了对视觉里程计精度的衡量。

COP-SLAM根据图像特征局内点数量通过式（14）对信息矩阵的进行设置，但是当局内点对分布不均匀即集中分布纹理信息丰富的区域时，视觉里程计精度下降，该信息矩阵不能很好地衡量视觉里程计的精确程度，影响优化效果。

. (14)

两帧图像的视觉里程计精确程度可如式（15）所示的由平移误差[8]衡量。

， (15)

其中，为视觉里程计得到两帧图像间的平移向量，为两帧图像间真实的平移向量。

以KITTI数据集[10]为例，采用开源的双目视觉里程计libviso2[11]对相机位姿进行估计。图2为双目数据集KITTI00中两对连续图像，图2(a)、(b)所示的连续对图像根据斑点和角点算子检测出来并经过匹配的特征点，匹配特征点集中分布在图像中上方，通过RANSAC[12]进行位姿求解得到局内点数目为128，视觉里程计的平移误差为0.037米。图2(c)、(d)为另一对分布更加均匀匹配特征点的连续图像对，其局内点数目为125，视觉里程计的平移误差为0.011米。图像(a)和(b)设置的小，但里程计的准确度更差。可见，基于局内点数量得到的信息矩阵不能很好地衡量视觉里程计的精确程度。

在局内点数量的基础上，考虑了局内点占据的平均面积对信息矩阵进行设置。双目视觉里程计libviso2[11]通过斑点和角点算子对连续两幅图像提取特征点并进行匹配，获得当前图像匹配点，通过RANSAC[12]对进行位姿估计，得到局内点，如下所示：

， (16)

其中，，局内点的数量为。



(a) (b)



(c) (d)

图2 KITTI00匹配特征点

Fig. 2 Matched feature points of KITTI00

计算局内点的凸多边形面积，需先通过快速凸包算法[13]对点集求凸包，得到包含点集的最小凸多边形，将凸多边形分解为三角形，计算每个三角形的面积并对之求和则为此多边形的面积，则局内点的分布为：

. (17)

通过式（18）设置信息矩阵唯一的参数。

， (18)

式中，为平衡、参数数量级的权重。

**2. 2 基于局内点分布的图优化**

基于局内点分布的图优化流程如表1所示。通过闭环检测获得构成闭环的两个位姿节点，通过式（18）基于局内点的分布计算对应的信息矩阵。如果位姿节点为连续节点，则表示时刻为最后时刻，根据计算最后一个位姿节点的绝对位姿；如果位姿节点为非连续节点，则根据闭环约束优化环路内位姿节点。

表1 基于局内点分布的图优化

Tab.1 Graph optimization method based on inlier distribution

|  |
| --- |
| **Algorithm 1** Graph optimization based on distribution of feature points |
| ;  ;  ;  **while** running  ;  **if**  ;  ;  ;  **else**  **Algorithm 2** Optimize with ,,.  **end if**  **end while** |

基于局内点分布的图优化对环内的位姿节点进行优化时，首先根据式（8）利用信息矩阵设置权重，然后使用式（6）计算校正项，根据式（9）将校正项转换为更新量，最后通过式（11）和（12）分别对信息矩阵和位姿链中变换矩阵进行更新。为了提高运算速度，进行变换矩阵优化时将旋转矩阵和平移向量分开优化[7]，如表2算法所示。采用分块法将变换矩阵表示为如式（19）所示的分块矩阵**。**

， (19)

式中，旋转矩阵、平移向量的具体形式如下所示：

. (20)

. (21)

由式（9）得到的更新量也可以表示成如式（22）所示的分块矩阵。

. (22)

非齐次坐标系下的两个变换矩阵相乘需要36次乘法、27次加法。而两个旋转矩阵相乘需要27次乘法、18次加法，两个平移向量相加需要3次加法，所以旋转和平移分开优化只需要27次乘法、21次加法。相比与直接优化变换矩阵，计算量更小。

表2 旋转矩阵和平移向量分开优化

Tab.2 Separate optimization of rotation matrix and translation vector

|  |
| --- |
| **Algorithm 2** Optimize with |
| Restrict computations to rotations  **for**  ;  ;  ;  ;  ;  ;  ;  ;  ;  **end for**  Restrict computations to translations .  **for**  ;  ;  ;  ;  ;  ;  ;  ;  ;  **end for** |

**3 实验结果与分析**

图像数据集KITTI[10]是双目SLAM系统研究应用最多的图像集，所包含4组图像数据集的详细信息如表3所示。在此图像集合上通过双目视觉里程计libviso2[11]和闭环检测算法[14]实现了基于局内点分布的图优化，最终输出相机运动轨迹，如图3所示。



图3 实验框架

Fig. 3 Experimental framework

表3 数据集的详细信息

Tab.3 Details about datasets

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | 分辨率 | 图像数目 | 距离 |
| KITTI00 |  | 4 541 | 3.7 km |
| KITTI02 |  | 4 661 | 5.1 km |
| KITTI05 |  | 2 761 | 2.2 km |
| KITTI06 |  | 1 101 | 1.2 km |

轨迹的度量标准是绝对轨迹误差(Absolute Trajectory Error，简称 ATE)[15]。其计算公式如式（23）所示，是对估计轨迹与真实轨迹之间的绝对整体偏差进行度量。

(23)

式中，表示真实位姿的平移向量，表示估计位姿的平移向量。

以文中图2为例，(a)、(b)所示的连续对图像根据斑点和角点算子检测出来并经过匹配得到局内点数目为128；(c)、(d)为另一对分布更加均匀匹配特征点的连续图像对，其局内点数目为125。如以局内点数目作为信息矩阵的设置方法，优化后(a)、(b)的绝对位姿的平移误差分别为3.425米、3.426米；(c)、(d)的绝对位姿的平移误差分别为2.231米、2.281米；以局内点数目结合分布设置信息矩阵则(a)、(b)的绝对位姿的平移误差分别为3.268米、3.272米，(c)、(d)的绝对位姿的平移误差分别为1.977米、2.026米。

视觉里程计得到的相机运动轨迹、相机的真实轨迹、本文优化后得到相机运动轨迹如图4所示。可以看出，基于局内点分布的图优化得到的运动轨迹更加接近于真实轨迹，取得了优化效果。

基于局内点分布的SLAM后端图优化算法所需时间如表4所示，在KITTI数据集上的平均优化时间为G2O的1/10，与COPSLAM相当，故仍属于轻量型后端图优化算法，可实现实时优化。

所提出的图优化算法与其他一些优化算法性能比较如表5所示，优化结果不如LSD-SLAM[16]，原因在于非线性迭代优化具有更好的优化效果，但该优化运行速度仅为本文的1/50[7]。在所有数据集上绝对轨迹误差均比Frost[17]小，与同样属于轻量型优化算法COPSLAM[7]相比，四组图像的优化效果均有提升。



(a) KITTI00 (b) KITTI02



(c) KITTI05 (d) KITTI06

图4 优化结果

Fig.4 Result of optimization

表4 KITTI的优化时间

Tab.4 Optimize time of KITTI

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | G2O | COPSLAM | 本文 |
|  |  |  |
| KITTI00 | 250 | 30.4 | 31 |
| KITTI02 | 296 | 14.7 | 15 |
| KITTI05 | 125 | 14.7 | 15 |
| KITTI06 | 62 | 14.7 | 15 |

表5 KITTI的绝对轨迹误差

Tab.5 Absolute trajectory error of KITTI

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | LSD-SLAM | Frost | COPSLAM | 本文 |
|  |  |  |  |
| KITTI00 | 1.000 | 73.400 | 3.721 | 3.664 |
| KITTI02 | 2.600 | 55.500 | 21.751 | 21.462 |
| KITTI05 | 1.500 | 50.800 | 3.410 | 3.404 |
| KITTI06 | 1.300 | 73.100 | 1.756 | 1.750 |

**4 结论**

图优化作为SLAM的重要环节，对减小移动相机的累积误差，实现地图的一致性至关重要。为了提高优化效果，提出了基于局内点分布的后端图优化方法。在计算信息矩阵时，通过局内特征点之间的面积来表示局内特征点的分布，在局内点数量的基础上引入局内点集的面积，提高了信息矩阵对视觉里程计精确度的衡量度。在标准双目图像数据集上进行了实验，结果表明，提出的优化方法有效地降低了绝对轨迹误差。

**参考文献：**

[1] Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: towards the robust-perception age[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(6): 1309-1332.

[2] Dellaert F, Kaess M. Square Root SAM: simultaneous localization and mapping via square root information smoothing[J]. International Journal of Robotics Research, 2006, 25(12): 1181-1203.

[3] Kaess M, Ranganathan A, Dellaert F. iSAM: incremental smoothing and mapping[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(6): 1365-1378.

[4] Konolige K, Grisetti G, Kummerle R, et al. Efficient sparse pose adjustment for 2D mapping[C]// IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. Taipei: IEEE, 2010: 22-29.

[5] Kummerle R, Grisetti G, Strasdat H, et al. g2o: a general framework for graph optimization[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE, 2011: 3607-3613.

[6] Dubbelman G, Browning B. Closed-form online pose-chain SLAM[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. Karlsruhe: IEEE, 2013: 5190-5197.

[7] Dubbelman G, Browning B. COP-SLAM: closed-form online pose-chain optimization for visual SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1194-1213.

[8] Sunderhauf N. Robust optimization for simultaneous localization and mapping[D]. Chemnitz: Chemnitz University of Technology, 2012: 13-193.

[9] Thrun S, Liu Y, Koller D, et al. Simultaneous localization and mapping with sparse extended information filters[J]. The International Journal of Robotics Research, 2004, 23(7-8): 693-716.

[10] 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.

[11] Geiger A, Ziegler J, Stiller C. StereoScan: dense 3d reconstruction in real-time[C]// IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Baden-Baden: IEEE, 2011: 963-968.

[12] Hast A, Nysjö J, Marchetti A. Optimal RANSAC—towards a repeatable algorithm for finding the optimal set[J]. Journal of Wscg, 2013, 21(1): 21-30.

[13] Barber C B, Dobkin D P, Huhdanpaa H. The quickhull algorithm for convex hulls[J]. Acm Transactions on Mathematical Software, 1998, 22(4): 469-483.

[14] Labbe M, Michaud F. Appearance-based loop closure detection for online large-scale and long-term operation[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2013, 29(3): 734-745.

[15] Sturm J, Engelhard N, Endres F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems[C]// IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. Algarve: IEEE, 2012: 573-580.

[16] Engel J, Stückler J, Cremers D. Large-scale direct SLAM with stereo cameras[C]// IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. Hamburg: IEEE, 2015: 1935-1942.

[17] Frost D P, Kähler O, Murray D W. Object-aware bundle adjustment for correcting monocular scale drift[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. Stockholm: IEEE, 2016: 4770-4776.

**Graph Optimization Method Based on Inlier Distribution**

WENG Xiuling, WANG Yunfeng\*, WU Wei, GUO Donghui

(School of Information Science and Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

**Abstract:** As the main technical means of back-end optimization for simultaneous localization and mapping, graph optimization is a hot research topic in the field of computer vision. COP-SLAM is a lightweight graph optimization algorithm that meets real-time constraints. Information matrix used inside COP-SLAM is computed based on the number of image feature inliers. The obtained information matrix is used as a quantitative measure of visual odometry accuracy. However, it can not be a good measure of visual odometry accuracy when inlier points are mainly distributed on the specific region of the image, which affects the optimization results. A general approach to back-end graph optimization of visual odometry is proposed based on inlier distribution. Inlier distribution is represented by the area of inlier set. Calculation of information matrix is not only based on the number of image feature inliers but also the area of inlier set, which improves the measure of visual odometry accuracy. The experimental results demonstrated that the method could effectively reduce the absolute trajectory error.

**Key words:** graph optimization; information matrix; inlier