

控制与决策

Control and Decision

基于高效回环检测和重定位的SLAM算法

佟国峰, 张佳伟, 刘满堂, 岳晓阳

引用本文:

佟国峰, 张佳伟, 刘满堂, 等. 基于高效回环检测和重定位的SLAM算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(3): 587–592.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0724>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

面向协同检测与跟踪的多传感器长时调度方法

Non-myopic scheduling algorithm for multi-sensor collaborative detection and tracking

控制与决策. 2020, 35(4): 799–806 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0835>

简化高阶强跟踪容积卡尔曼滤波及其在组合导航中的应用

Reduced high-degree strong tracking cubature Kalman filter and its application in integrated navigation system

控制与决策. 2019, 34(10): 2105–2114 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1757>

基于时空渐进特征模型的抗遮挡多目标跟踪

Anti-occlusion multi-target tracking with progressive spatio-temporal feature model

控制与决策. 2019, 34(10): 2171–2177 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0156>

基于IMM-IKF的无线传感器网络非视距节点定位方法

Non-line of sight node localization method based on IMM-IKF for wireless sensor networks

控制与决策. 2018, 33(6): 1069–1074 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0173>

基于参数依赖动态输出反馈鲁棒MPC的混沌系统同步

Chaos synchronization via parameter-dependent dynamic output feedback robust MPC

控制与决策. 2018, 33(1): 67–73 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1313>

扫描辐射源的最大似然定位算法

Maximum likelihood algorithm for scan-based emitter localization

控制与决策. 2017, 32(7): 1293–1300 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0797>

基于速度空间的移动机器人同时避障和轨迹跟踪方法

Velocity space based concurrent obstacle avoidance and trajectory tracking for mobile robots

控制与决策. 2017, 32(2): 358–362 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.1376>

基于ISM特性的检测器生成算法及模型

Detector generating algorithm and model based on immune-softman

控制与决策. 2016(3): 528–534 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1969>

基于高效回环检测和重定位的SLAM算法

佟国峰[†], 张佳伟, 刘满堂, 岳晓阳

(东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘 要: 同步定位与地图构建(SLAM)已在各个领域得到广泛应用,其算法越来越成熟,系统也趋于稳定,但仍存在许多问题亟待解决. 其中SLAM系统的精度和效率一直是主要问题,集中表现在关键帧提取困难、回环检测过程中回环位置难以确定、跟踪性能差等. 对此,提出一种基于旋转度的关键帧提取算法和一种基于历史模型的差异性回环检测算法. 实验结果表明,利用所提出的改进算法,回环检测的效率和重定位的成功率都得到明显提高,系统的鲁棒性更强,跟踪性能更好.

关键词: 旋转度; 关键帧; 回环检测; 重定位; 同步定位与地图构建

中图分类号: TP242

文献标志码: A

SLAM algorithm based on efficient loop detection and relocalization

TONG Guo-feng[†], ZHANG Jia-wei, LIU Man-tang, YUE Xiao-yang

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract: With the wide application of simultaneous localization and mapping (SLAM) in various fields in recent years, the algorithms are more and more mature and the system tends to be stable. However, many problems still need to be solved urgently. The accuracy and efficiency of the SLAM system have always been the major problems, focusing on the difficulties of the key frame extraction, hard to determine the loop location in the loop detection process, poor tracking performance and so on. In this paper, we propose a key frame extraction algorithm based on rotation degree and a loop detection algorithm based on the historical differential loop model. The experiments show that the efficiency of loop detection and the success rate of relocalization have been significantly improved. The robustness of the system is stronger and the tracking performance is better by using the improved algorithm.

Keywords: rotation; key frame; loop detection; localization; simultaneous localization and mapping

0 引 言

随着机器人学科的不断发展和计算机性能的不断提高以及相关数学理论的不完善,使得机器人的实时定位和三维重建成为可能^[1].

同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)起源于30年前在旧金山举办的ICRA会议. 会议上提出将基于概率的估算方法应用到地图构建上,但基于卡尔曼滤波^[2]的方法要求所估计的问题必须基于高斯假设,而实际中大部分系统都是非线性的. 因此,在2004年,一种基于扩展卡尔曼滤波的SLAM方案被牛津大学以Davision^[3-4]为代表的主动视觉研究小组提出. 2007年, Miettinen等^[5]使用 Rao-Blackwellised 粒子滤波器^[6]实现了 Fast-SLAM 算法,尽管粒子滤波方法不受限于高斯分布

的噪声模型,但是也存在如粒子退化的现象. 随着研究的深入,人们已经普遍认为优化算法优于滤波算法. 因此,很多研究者使用以图优化为代表的优化算法进行状态估计,产生了一大批优秀的研究成果. 其中, Klein等^[7]提出的并行追踪和建图(PTAM)实现了跟踪与建图过程并行化,并把两个过程区分为前端和后端. 在PTAM中首次使用了非线性优化的后端优化方案,引入关键帧机制并给出了一种简单有效的提取方法,但它存在明显的缺陷:场景小、跟踪容易丢失等. 随着PTAM的诞生,相继出现了各种基于非线性优化的SLAM方案,如Engle等^[8]提出的LSD-SLAM是基于直接法的SLAM方案,跟踪速度快且稳定,适用于特征缺失的场景,但对曝光敏感,快速运动时易丢失.

收稿日期: 2018-05-27; 修回日期: 2018-10-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61175031); 国家863计划子课题(2012AA041402); 国家科技支撑计划子课题(2015BAF13B00-5).

责任编辑: 高会军.

[†]通讯作者. E-mail: tongguofeng@ise.neu.edu.cn.

Mur-Artal 等^[9]于2015年提出了ORB-SLAM算法,增加了地图初始化和闭环检测的功能,优化了关键帧选取和地图构建的方法,在处理速度、追踪效果和地图精度上都有不错的效果.2016年,Mur-Artal 等^[10]又提出了ORB-SLAM2,对单目相机、双目相机、RGB-D相机同时支持,具有地图一致性好、适用于大场景的特点.其加入了重定位和回环检测线程,使得其跟踪性能更好,但其回环检测和重定位依赖于关键帧的选择,关键帧的选择直接决定了回环检测的速度和精度,进而影响SLAM系统的地图精度以及定位精度.

本文基于已有的优秀SLAM解决方案,针对现有局部地图构建以及回环检测策略,提出一种基于旋转度的关键帧选取策略和一种基于历史模型的差异性回环检测算法,主要关注其精确性和实时性.针对基于关键帧的视觉SLAM,一个解决其累积误差的手段是回环检测,而回环检测的效率以及精度依赖于关键帧的选择,因此,本文着重研究一种更加合理的关键帧选取策略和有效解决系统误差的回环检测算法.

1 基于旋转度的关键帧选取算法研究

系统开始构建局部地图(全局优化前的地图)时,先采用一个较为宽松的关键帧选取策略,再经过一个严格的筛选策略对冗余的关键帧进行删除,这样就使得系统构建局部地图时在相机快速运动、旋转、外界条件困难的情况下也可以鲁棒地运行,而在后端的优化中又不至于计算量十分巨大.

在SLAM中如果发生旋转或平移较大的情况,则可能会导致跟踪丢失,而即使跟踪到也需要对这些图像进行特殊处理,否则将降低系统的鲁棒性和准确性.为使算法能够准确地跟踪旋转较大的图像帧,本文用相邻两帧的李代数欧氏距离表示旋转的剧烈程度

$$r_{12} = \sqrt{(\xi_1 - \xi_2)^2}. \quad (1)$$

本文规定,计算任意两个图像帧旋转向量之间的旋转度的含义为从第*i*到第*j*之间相邻图像帧旋转度之和,即

$$r_{ij} = \sum_{k=i}^{j-1} r_{k(k+1)}. \quad (2)$$

这样做可以有效避免任意两帧旋转矩阵相似,但其间包含大量旋转的情况.这个旋转度表示了相机运动过程中旋转的剧烈程度,基于这个旋转度^[11],本文提出了改进的关键帧选取策略.

如图1所示,本文基于旋转度对算法进行改进.

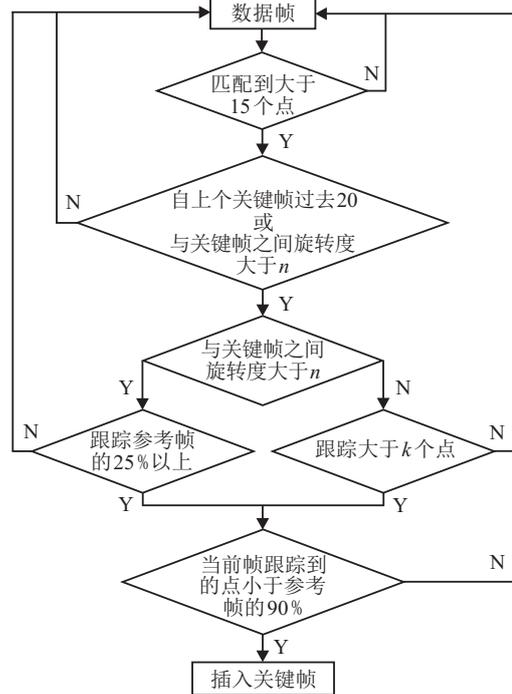


图1 改进关键帧选取流程

针对非常规、大旋转的运动,以更加宽松的关键帧选取策略加入局部地图,获得更加鲁棒的单目视觉SLAM效果.

针对ORB-SLAM中采取的关键帧选取策略,当旋转较为剧烈时,依然选择20帧进行关键帧插入会使得插入的关键帧之间丢失较多信息.因此,基于旋转度对帧数加以限制,当旋转度大于一定值时,不论是否过去20帧,都将该图像帧判断为关键帧,可以适应快速的旋转.

当环境纹理信息缺乏或旋转程度较大时,两两图像帧之间的跟踪匹配就会变得困难,原算法中要求跟踪50个点的策略变得相对严格.为了整体SLAM的鲁棒性,要求关键帧尽可能快地加入局部地图,因此考虑参考关键帧,当旋转很小时,提取到的参考关键帧和当前关键帧图像特征点数量与两者跟踪到的局部地图点数量成正比,均与平移向量的模成反比,即速度越快,两者跟踪到越少.但是当旋转剧烈时,因为跟踪两个关键帧的位姿对应关系至少需要8对匹配点,即使位姿跟踪成功,当前帧跟踪到局部地图点的数量依然会很少,所以只要跟踪到参考帧跟踪数量的25%,且只要跟踪到15个以上的点时就可以.

算法具体过程如下.

step 1: if I_c 匹配到 m 个点上

step 2: if $r_c > n$

step 3: if I_c 跟踪到当前地图点 > 参考关键帧跟踪的25%

```

step 4:    return true;
step 5:    else if ( $I_c - F_c$ ) >  $k_1$ 
step 6:    if  $I_c$  跟踪到当前地图点 >50
step 7:    return true;
step 8:    else if  $I_c - F_{re} > k_2$ 
step 9:    return true;
step 10:   else return false.
    
```

算法中: I_c 为当前帧, r_c 为旋转度, F_c 为上一关键帧, F_{re} 为上一重定位帧, n 为旋转度阈值, k_1 为上一关键帧与当前帧相邻帧数阈值, k_2 为上一重定位帧与当前帧相邻帧数阈值。

2 基于历史模型的差异性回环检测算法

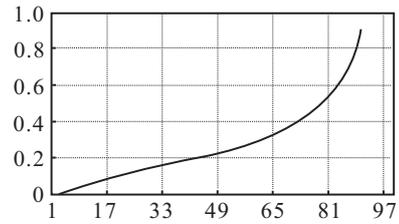
上文中提出了旋转度这个描述旋转剧烈程度的指标, 通过改进的关键帧选取策略, 得到一个包含较好效果的关键帧数据集, 这个数据集里不仅包含帧间距离适当大的关键帧, 还包含了距离小但却产生大旋转从而带来额外关键信息的关键帧. 这样在回环检测时, 就可以保证一个好的历史数据集。

事实上大部分场景虽然有回环, 但是相对于整个地图而言还是一小部分, 甚至有些场景没有回环, 所以针对每一个新的关键帧均进行回环检测就会浪费运算时间. 然而, 一个没有回环检测的SLAM系统却不鲁棒, 这样为了避免在回环检测尤其是实际运动过程中不发生回环或者很少发生回环的情况下浪费时间拖慢系统运行速度, 本文提出一种基于历史模型的差异性回环检测算法. 其核心思想是利用整个地图发生回环的关键帧, 结合历史回环检测的结果来预测待检测关键帧所处位置, 进而通过差异化检测策略进行回环检测^[12-13].

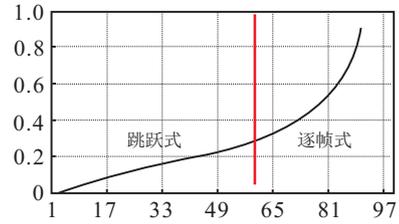
一个回环发生时, 检测到回环的关键帧只占据整个回环的一部分, 在检测到的这些帧的前端进行回环检测无疑是高效的, 而在回环发生后马上又发生回环的概率则很小, 除非一直在绕着一个圈运动, 而这只属于极少数的特殊情况. 在这样的运动模式中, 人们很轻易就可以得到这个回环. 事实上, 因为观测图像的相似性, 之后的运动也不会当作关键帧添加到地图中。

在本文中关键帧插入数据集时是有序的, 因此, 在两次回环之间关键帧被检测为回环发生帧的概率与关键帧序号呈正相关, 其曲线如图2所示。

图2中: 横坐标为关键帧标号; 取关键帧与历史关键帧集合中相似性评分最高分, 将其归一化作为纵坐标. 图2(a)为预想关键帧发生回环示意图. 在可能发生回环前, 通过预测预判其发生位置, 并在预测位



(a) 发生回环示意



(b) 预测回环发生位置示意

图2 关键帧发生回环概率示意

置前即低概率区间内使用跳跃式回环检测方法, 跳跃式回环检测方法是指在回环检测过程中隔帧检测回环; 而在预测位置之后即高概率区间使用逐帧式检测回环, 可以在发生回环概率较小的区间提高算法速度, 节省时间. 如图2(b)所示, 取两次回环之间的前半部分为低概率区间, 后半部分为高概率区间. 初始关键帧序号为0, 第1个回环发生前使用逐帧检测方式对关键帧进行回环检测, 直到第1次检测到回环, 记此关键帧序号为 i_1 ; 直到这个回环结束时, 关键帧序号为 j_1 . 同理, 第2次回环发生时, 关键帧序号为 i_2 , 结束时为 j_2 . 以此类推, 第 k 次发生回环的关键帧序号记为 i_k , 结束时为 j_k . 则记第1次回环发生后到第2次回环发生前再次发生回环的低概率区间为

$$\left(j_1, j_1 + \frac{i_1}{2}\right). \quad (3)$$

记第2次回环发生后到第3次回环发生前再次发生回环的低概率区间为

$$\left(j_2, j_2 + \frac{\mu_1 + \frac{i_2 - j_1}{2}}{2}\right). \quad (4)$$

以此类推, 得到第 k 个回环发生后再次发生回环的低概率区间为

$$\left(j_k, j_k + \frac{1}{k} \left(\sum_{m=1}^{k-1} \left(\mu_m + \frac{i_k - j_{k-1}}{2} \right) \right) \right). \quad (5)$$

当检测回环时, 首先判断当前关键帧是否处于低概率区间, 若是则采取跳跃式检测回环策略, 若不是则采用逐帧式检测. 算法流程如图3所示。

若在低概率区间检测到回环, 则返回上一个进行了回环检测的关键帧, 从此帧开始重新进行回环检测并置当前位置为高概率区间. 每当回环结束时, 依据历史回环数据重新计算低概率区间长度并将当前关键帧设为低概率区间起始帧. 对于回环融合、全局优

化等过程的具体实现,本文采用ORB-SLAM2关键帧回环检测中相应算法.

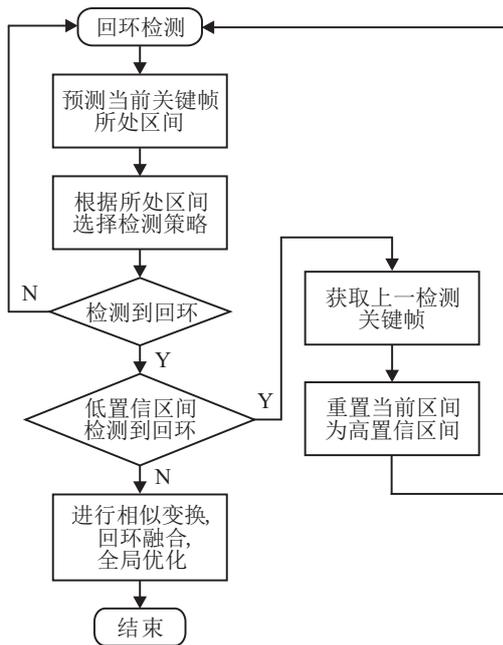


图3 基于历史模型的差异性回环检测流程

3 实验研究

3.1 旋转度计算实验

设初始相机位姿为单位阵,考虑在实际应用过程中相机采样间隔时间短,因此,两关键帧之间不会发生大角度旋转,使用EPIC360°全景云台携带相机在上下左右各30°的范围内匀速运动,上下均匀取19个位姿,左右均匀取11个位姿,得到一个19行11列的相机位姿矩阵.上下运动每旋转3.3°拍摄一帧图像,左右运动每6°拍摄一帧图像,中间图像为相机正前方位姿为原点时的相机拍摄图像(见图4),以此为基准计算其余图像的旋转度(见图5).根据相机运动过程可知,越往中心旋转越小,越往4个角旋转越大,明显看出旋转度很好地表征了旋转的剧烈程度,而且如图4所示,旋转度只与剧烈程度有关,与旋转方向无关.

在相机旋转过程中,对应于旋转度,得到匹配的ORB^[14]特征点数量如图6所示.



图4 相机均匀旋转示意

9.455471	7.906139	7.664694	8.291722	7.5428245	7.13188309	7.456103	7.808682	7.886578	7.905742	9.448192
8.390392	6.73751	6.794008	7.201178	6.6348136	4.51813174	7.024231	6.045153	7.848171	6.496373	8.638269
7.96395	6.658034	6.610365	7.22479	6.4089596	3.3595745	6.871254	5.11186	6.240333	6.371095	7.560713
7.768737	6.345885	6.544025	6.765752	5.547496	2.84130563	5.973884	5.084559	6.27622	4.560554	6.220223
7.611127	4.887265	6.376471	7.188144	2.0623603	1.41057662	0.651016	4.819868	4.209595	4.397203	5.434731
7.538815	6.121562	6.83377	6.527284	0.5473365	0.92633378	0.182544	4.265953	3.05099	3.30629	5.324748
7.265366	6.270599	6.455427	6.602693	0.5603269	0.08068895	0.132376	0.078199	0.37833	2.078957	5.07667
7.073786	6.019822	1.110717	1.618824	0.0006506	0.00174223	0.01139	0.014916	0.051892	1.039738	5.052503
7.154193	1.03089	0.014265	0.029166	0.0023674	0.00E+00	0.004296	0.00595	0.009608	1.012751	6.972974
7.0394	3.880949	1.025238	0.007945	0.0261079	0.02918666	0.004695	0.047954	0.106039	1.280208	4.405635
5.051809	5.448538	0.060029	0.126048	0.0114829	0.00574656	0.206964	0.002118	0.940566	3.442072	3.308816
7.748386	5.57653	1.027696	0.046186	0.9174829	0.00307677	0.006469	5.117364	7.245397	7.055794	3.816078
2.669237	2.366662	4.45225	7.878173	6.347114	0.00498448	2.685759	7.233753	4.021484	2.506161	6.136179
3.004871	4.987824	0.958946	7.255682	1.3910918	3.33826905	2.385648	0.028746	9.080354	3.492072	4.852211
2.690543	3.450577	4.560377	7.030105	5.3379474	4.46629802	3.470973	3.470973	7.871493	9.23062	5.400451
6.996761	6.751118	8.852211	3.470973	8.6364438	4.68442681	2.102207	3.921553	2.389648	8.248192	6.244341
3.633551	8.444006	0.048826	6.917916	2.6442448	3.72809154	4.842591	2.282264	6.614722	6.745166	7.196998
8.78357	7.451847	6.840513	7.123884	1.9631778	6.8384893	4.940518	6.372775	1.165117	5.993878	7.841306
9.789683	8.276063	8.808915	5.596443	8.2485982	9.54183557	9.236351	6.769431	0.426854	6.296373	8.680382

图5 旋转度计算示意

327	342	364	374	399	396	404	401	382	379	349
343	346	371	379	398	391	414	405	400	399	368
333	348	373	384	383	395	410	405	406	385	377
247	248	364	387	387	399	415	409	408	385	379
343	358	363	386	417	409	420	409	404	384	369
347	359	369	385	415	421	419	405	402	382	365
359	367	387	403	424	422	425	407	411	411	411
355	367	377	408	421	424	425	418	419	416	416
365	361	387	418	427	430	452	441	429	419	404
349	347	381	386	417	422	426	420	429	423	394
340	364	368	386	413	426	400	422	403	403	378
332	356	388	397	393	412	423	414	400	381	325
121	16	297	343	324	339	367	356	350	329	327
128	371	369	470	409	395	345	12	13	246	9
95	334	407	402	443	362	384	264	171	11	60
240	281	485	485	459	279	7	95	234	276	309
86	281	127	468	481	79	235	308	850	279	346
271	414	183	365	274	348	09	56	40	88	331
318	423	382	155	429	484	01	384	195	77	322

图6 相机旋转过程ORB特征点匹配数量示意

图6中为相机各个位姿处与标准图像ORB匹配数量结果,下面的一部分有几个图像匹配到的点较少,这是因为地面上与基准图像里内容相差较大,含有较多基准图像没有的信息.总体上,越靠近4个角,旋转越剧烈,匹配到的特征点越少,但是可以看到在30°的旋转内ORB特征提取匹配效果非常好.

综上,可以看出两点:1) 虽然有部分因为图像特征提取异常而导致的旋转度值异常,但是总体上旋转度较好地表征了相机的旋转剧烈程度,即旋转越剧烈,旋转度的值越大;2) 旋转度可以表征旋转剧烈程度,对于旋转程度相近、旋转方向不同的旋转,其旋转度值相似.相机的旋转度值越大,选取关键帧频率越高;相反则频率越低.

3.2 关键帧提取实验

通常认为一个良好状态下的旋转为跟踪良好时的旋转,本文在KITTI数据集^[15]的第02个序列中随机选取跟踪良好的两个关键帧计算其相似度,然后根据本文提到的基于旋转度的关键帧选取策略进行编程实现,选取数据集中的一段对比了改进前后的效果.

如图7所示,本文选取KITTI数据集02序列进行关键帧选取效果对比.图7(a)为原算法实现效果;图7(b)为添加旋转度预测的关键帧选取结果;为清楚显示,选取其中一段放大,如图7(c)和图7(d)所示.改进后算法提取关键帧在旋转剧烈时关键帧更加密集,这意味着对这里的旋转有了更好的鲁棒性.而在直线行进过程中,有些地方也出现了关键帧更加密集的情况,这是因为在这些位置本身就有小的旋转,原算法对这些旋转不敏感,而本文算法却可以很好检测到,达到了更加准确和鲁棒的效果.

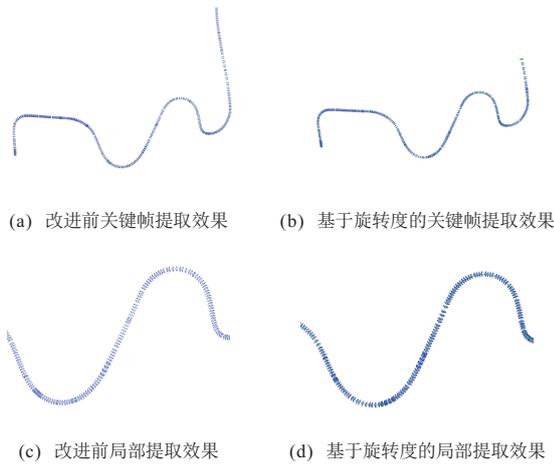


图7 相机运动轨迹效果对比

本文在KITTI数据集的第00、04、07个序列中进行实验,采用实际运动轨迹与真实位姿轨迹的均方根误差来描述定位精度,误差越小精度越高(见表1).

表1 关键帧选取数量与定位精度比较

数据集	关键帧提取数量/个		定位精度/cm	
	改进前	改进后	改进前	改进后
00	1592	1689	6.98	6.13
04	123	129	2.08	2.06
07	397	436	4.63	4.17

由表1中数据可知,改进后的关键帧数量有一定增加,但是00数据集中增减量却比07中要多,04中基本无增加,这主要是因为相机旋转较大的地方会增加关键帧数量.关于定位精度,除04序列直线轨迹无法明显显示本文算法优势外,其余均可体现算法的有效性,均具有很好的跟踪效果.以上实验结果表明,本文采取的基于旋转度的关键帧提取算法可以在相机出现较大旋转时更加准确地加入这些关键帧,使得地图更加精确.

3.3 基于历史模型的差异性回环检测实验

本文在KITTI数据集的第00、02、05、08上进行实验,统计算法发生回环时回环帧的个数,利用这些帧进行误差纠正并得到累计误差.为了有效地检测到回环,在预测误差较大时也可以准确检测到回环而不至于漏检测,本文选择2个帧的跳跃间隔.实验表明,在上述地图中采取本文的回环检测算法可以获得准确召回效果,如图8所示.

如图9(a)所示,其中绿色线条表示回环检测到的两个同样的位姿,因为有累计误差,导致如图9(a)所得的定位结果.通过回环检测、融合和优化,得到如图9(b)所示准确的定位轨迹.

在KITTI02序列中,对整个轨迹回环检测时的模型进行统计分析,计算每个关键帧与当前地图去除局

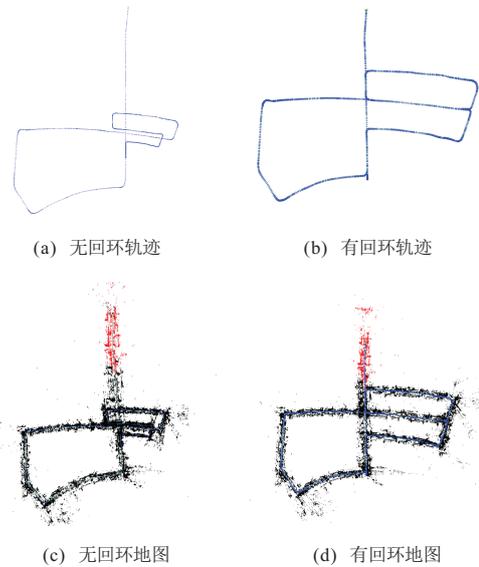


图8 回环检测效果对比

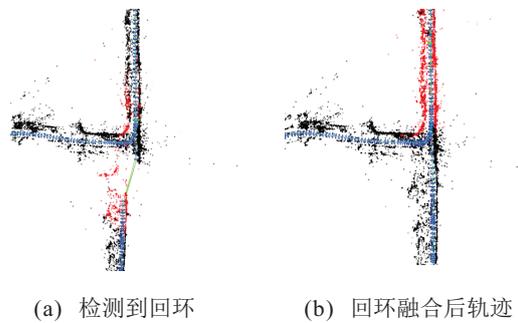


图9 回环纠正误差效果

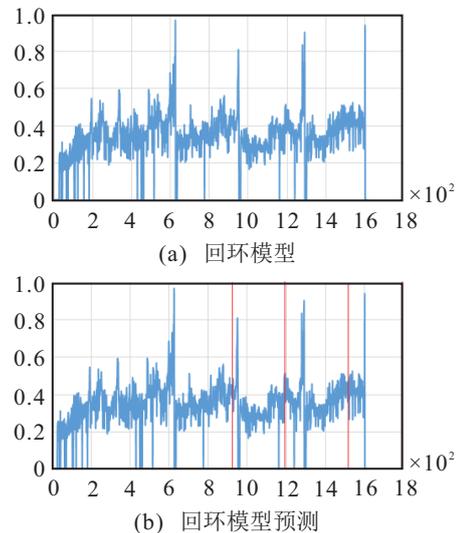


图10 KITTI02序列回环模型及预测示意

部共视帧外其他所有历史关键帧中相似度得分,将返回的最高分作为当前关键帧发生回环的概率大小,得到回环模型,通过式(5)计算预测回环可能位置,如图10所示,横坐标为关键帧标号,纵坐标为对应关键帧在历史关键帧集合中相似性评分的最高分.可见,本文方法可以大致估计出回环发生的置信区间,而且回环发生次数越多,置信区间越靠近本文所提出的猜

想. 由于大多数建筑物是人为设计建造的, 这种经过了人为的规划势必形成一种规律, 而本文算法只是粗略地提出了一个大致模型来预测, 目的是提出这种可以预测的回环检测模型, 为提高回环检测的效率提供思路.

在4个序列中比较了算法改进前后回环检测各部分所用时间(包括检测回环部分和回环其他部分, 检测回环部分是指在所有关键帧中搜索当前关键帧的回环关键帧过程, 回环其他部分是指回环检测之后的添加约束到位姿图以及回环优化过程)以及回环召回率, 结果如表2所示. 可以看出: 通过改进的算法召回的回环数量与常用算法持平, 保证了回环检测准确性; 同时, 越大的地图节约的时间越多, 越频繁地发生回环节约的时间越少, 减少了检测回环部分所用时间. 4组实验中整体平均提高回环检测效率13.45%.

表2 回环检测对比实验

数据集	常用回环检测算法 / 改进回环检测算法		
	检测回环用时 / s	回环其他部分用时 / s	召回回环个数 / 个
00	184.71 / 153.93	131.1 / 130.8	4 / 4
02	216.88 / 148.03	176.6 / 174.9	2 / 2
05	86.1 / 71.38	56.34 / 57.61	3 / 3
08	139.01 / 93.56	134.7 / 134.73	2 / 2

4 结论

本文提出了一种高效的回环检测和重定位的SLAM算法, 通过基于旋转度的关键帧提取算法和基于历史模型的差异性回环检测算法的研究及实现, 解决了SLAM重定位和回环检测中因快速旋转造成的系统跟踪失败以及因回环位置不确定造成的回环检测效率低的问题. 最终通过实验表明了改进算法对于系统的重定位和回环检测的有效性, 使得SLAM系统在不影响精度要求的前提下更加高效运行.

参考文献(References)

- [1] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. *Journal of Basic Engineering Transactions*, 1960, 82(1): 35-45.
- [2] Montemerlo M, Thrun S. Simultaneous localization and mapping with unknown data association using fast SLAM[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Taipei: IEEE, 2003, 2(2): 1985-1991.
- [3] Davison A J. Real-time simultaneous localization and mapping with a single camera[C]. *IEEE International Conference on Computer Vision*. Nice, 2003, 3: 1403-1410.
- [4] Davison A J. SLAM with a single camera[C]. *Proceedings of Workshop on Concurrent Mapping and Localization for Autonomous Mobile Robots in Conjunction with ICRA*. Washington DC, 2002: 18-27.
- [5] Miettinen M, Ohman M, Visala A, et al. Simultaneous

- localization and mapping for forest harvesters[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Roma, 2007: 517-522.
- [6] Doucet A, De Freitas N, Murphy K, et al. Rao-blackwellised particle filtering for dynamic Bayesian networks[C]. *Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2000: 176-183.
- [7] Klein G, Murray D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces[C]. *IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality*. Nara: IEEE Computer Society, 2007: 1-10.
- [8] Engel J, Schöps T, Cremers D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM[C]. *European Conference on Computer Vision*. Springer, Cham, 2014: 834-849.
- [9] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardós J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [10] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardós J D. ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, 33(5): 1255-1262.
- [11] 李正元, 钱敏同. 向量场的旋转度理论及其应用[M]. 北京: 北京大学出版社, 1982: 9-15.
(Li Z Y, Qian M T. *Vector rotation degree theory and its application*[M]. Beijing: Peking University Press, 1982: 9-15.)
- [12] 李同, 张奇志. 基于ORB视觉词袋模型的SLAM回环检测研究[J]. *信息通信*, 2017, 10: 20-25.
(Li T, Zhang Q Z. *Research of SLAM loop-closure based on ORB bag of words*[J]. *Information and Communication*, 2017, 10: 20-25.)
- [13] Kin Leong Ho, Paul Newman. Detecting loop closure with scene sequences[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(3): 261-286.
- [14] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]. *IEEE International Conference on Computer Vision*. Barcelona: IEEE, 2012: 2564-2571.
- [15] 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.

作者简介

佟国峰(1973—), 男, 教授, 博士生导师, 从事SLAM、无人驾驶和无人机、测绘机器人及大尺度场景的高精度三维重建、工业智能感知与深度学习等研究, E-mail: tongguofeng@ise.neu.edu.cn;

张佳伟(1992—), 男, 硕士生, 从事SLAM、移动场景的三维重建的研究, E-mail: 519241634@qq.com;

刘满堂(1995—), 男, 硕士生, 从事SLAM、计算机视觉的研究, E-mail: 1505852726@qq.com;

岳晓阳(1993—), 男, 硕士生, 从事SLAM、无人驾驶的研究, E-mail: 493440155@qq.com.