



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

姓 名：陈 剑



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

❖ 课题来源及意义

❖ 主要研究内容

❖ 已取得的研究成果



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

❖ 研究背景及意义



军事领域



生活领域

课题来源:

国家自然科学基金面上项目: 稀疏-动态网络下的多机器人CSLAM方法的研究

意义: 多机器人SLAM在军事、生活、生产等应用中潜力巨大, 未来的工厂、家庭等生产生活场合必然会出现多个机器人共同存在的情况。多机器人SLAM的探索未知环境的效率更高, 可靠性更强。特别是对于较大场景的探索有着比较大的意义。



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

❖ 主要研究内容

转 换 矩 阵 求
取

研究多机器人
SLAM中准确计
算地图融合的方法；



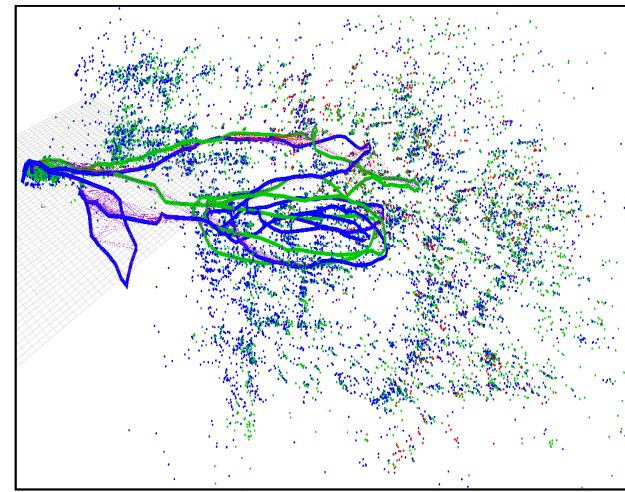
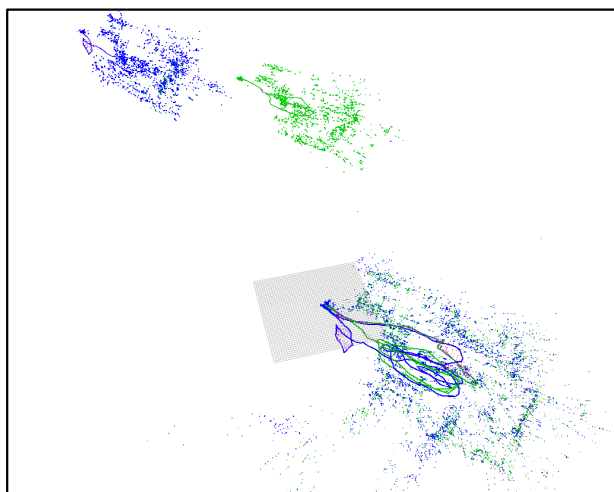
多机器人通
信中的问题

研究多机器人
SLAM中，
系统固有延
迟问题的解
决；机器人
数据传输中
数据丢失之
后重传的方法。

基于图优化理论的多机器人SLAM研究

- ❖ 转换矩阵求取：提出了基于特征匹配可信度的多地图变换矩阵算法；多机器人地图融合时，需要计算地图间的转换矩阵，提出的算法在原有的四元数求解Sim(3)的基础上还增加了匹配关系的约束，使融合变换矩阵更为准确，从而减小融合后的地图的误差和迭代的时间。

```
Match matrix is: [1.8294423, -0.16956611, 0.24534769, 0.014720481;  
0.16181177, 1.8452369, 0.06873665, 0.031203454;  
-0.25052968, -0.046423133, 1.8359975, -0.019393113;  
0, 0, 0, 1]  
The time of computation of MapMatcher Similarity: 0.0195386  
!!! MAP MATCH FOUND !!!  
spCCC: pCC->mClientId: 1  
spCCM: pCC->mClientId: 0  
Essential graph optimized  
>>>> MapMerger::MergeMaps --> Global Bundle Adjustment  
-- Launch GBA thread  
!!! MAPS MERGED !!!  
-> Starting Global Bundle Adjustment  
-> Optimizing Map 0 -- Contains Agents 0;1;  
----- Add KFs  
----- Add MPs  
----- Optimize  
Map 0: Stop GBA  
Map 0: GBA stop declined -- MergeGBA  
----- Recover KFs  
----- Recover MPs  
-> Global Bundle Adjustment finished
```



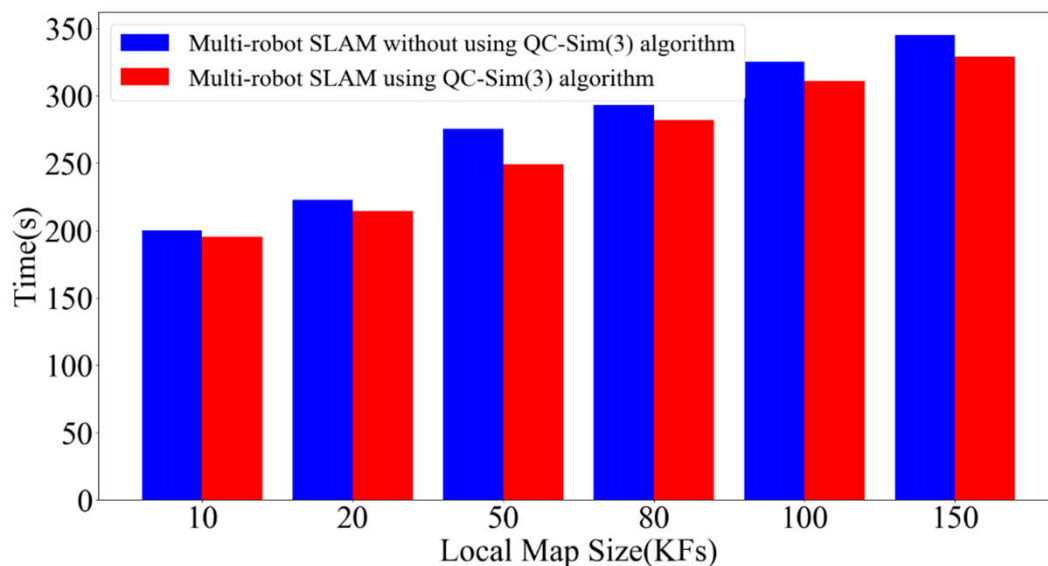
上面左边的图为输出的转换矩阵，其中一个机器人的地图通过转换矩阵将地图转换到另一个机器人的地图的坐标系下。中间的图是两个机器人分别的轨迹和地图点，以及融合以后的轨迹和地图点。右边的图是融合后的地图放大后的图片，其中红色线条表示检测到相互匹配的关键帧的位置，浅紫色的线表示是关键帧与其共视关键帧的连线。



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

❖ 转换矩阵求取（指标对比）

1) 耗时对比



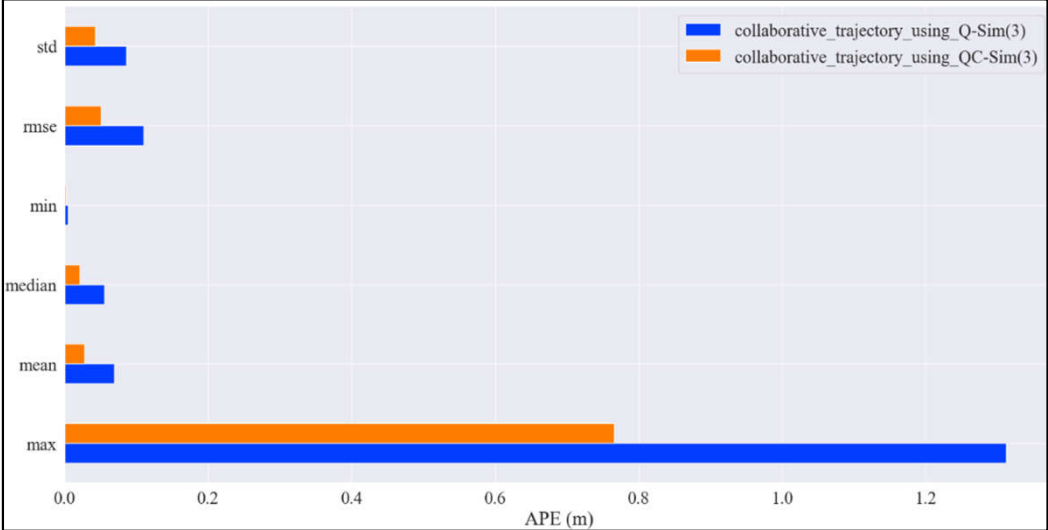
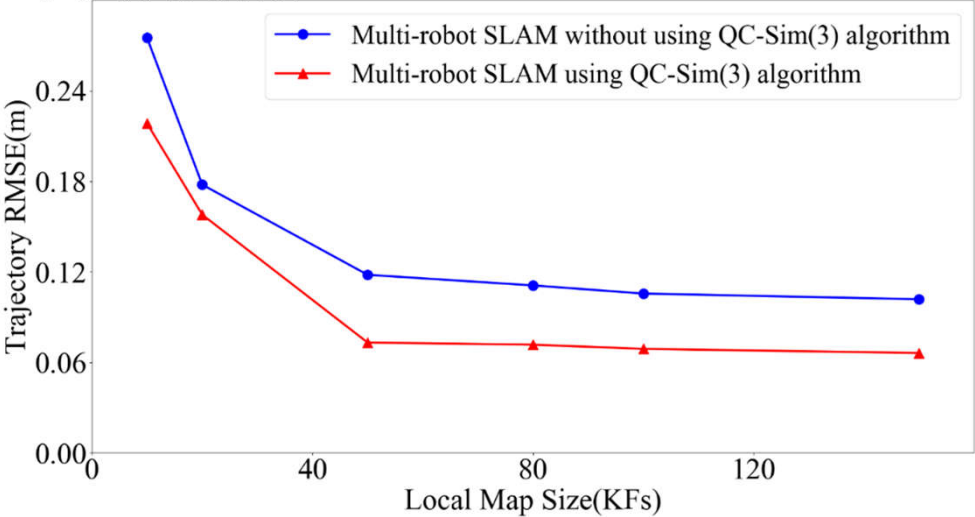
上图是基于Q-Sim(3)融合方法的多机器人SLAM与基于QC-Sim(3)融合方法的多机器人SLAM在时耗上的对比，基于Q-Sim(3)融合方法和基于QC-Sim(3)融合方法的多机器人SLAM都随着机器人维持的本地地图的规模增大而增加，是因为从更大的本地地图获取数据需要更多的时间，而且本地地图建图时间增大，跟踪环节需要等待更长时间获取地图的访问。而基于QC-Sim(3)方法的多机器人SLAM由于得到的转换矩阵较为准确，故而在优化的时候可以减少迭代步数，所以用的时间较少。



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

❖ 转换矩阵求取（指标对比）

2) 误差对比



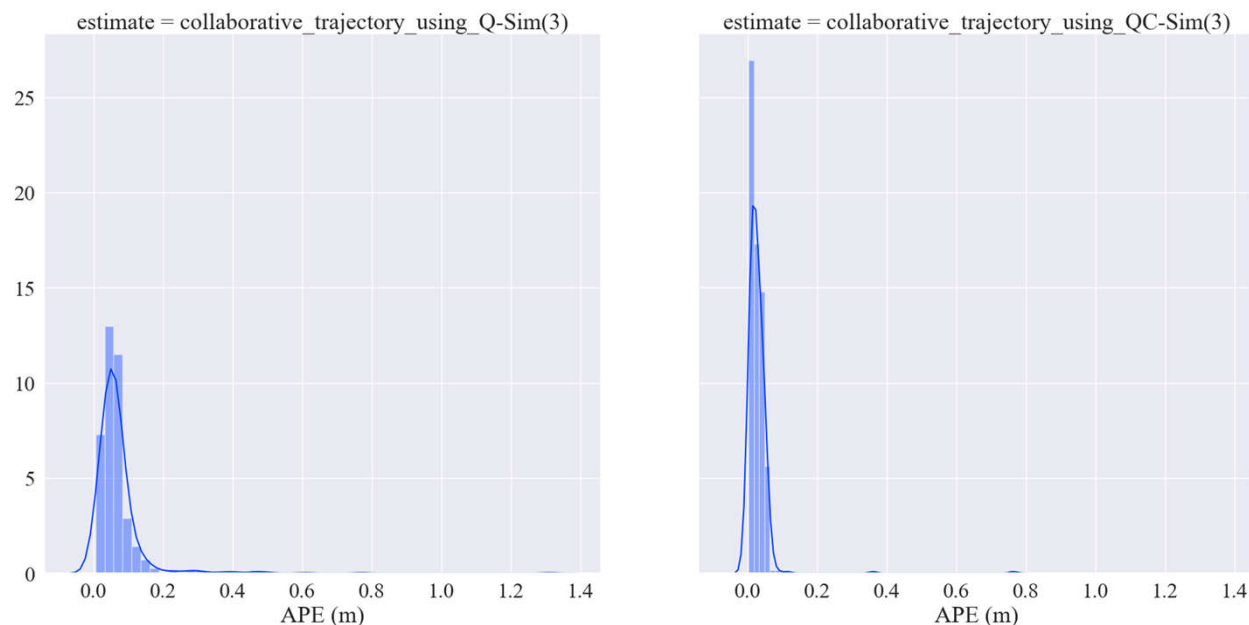
左边的图表示使用QC-Sim(3)的多机器人SLAM比使用Q-Sim(3)的多机器人SLAM位姿均方根误差小，因为基于QC-Sim(3)融合方法得出的转换矩阵较为准确，地图融合后轨迹误差比基于Q-Sim(3)融合方法得到的轨迹的误差小。可以看出在LocalMapSize大于等于50以后，误差减小的速度特别缓慢，本地地图规模越大，则视觉里程计可获得的信息越多，因此误差越小。当本地地图达到50帧以后，机器人当前的大部分信息都被包含到本地地图里了，故而本地地图规模大于50以后误差减小的速度放缓。右边的图展示了分别使用QC-Sim(3)和使用Q-Sim(3)得到的轨迹的误差各项指标。



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

❖ 转换矩阵求取（指标对比）

2) 误差对比



左边的图和右边的图是说明改进后的方法比改进前的方法得到位姿误差小的具体表现，使用Q-Sim(3)方法的多机器人SLAM的位姿估计的误差绝大部分分布在0.0-0.2之间，而使用QC-Sim(3)方法的多机器人SLAM得到的位姿估计的误差绝大部分分布在0.0-0.1之间。



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

多机器人通信问题

1、对于系统固有延迟造成较大误差的问题：

提出了基于CCM-SLAM多机器人通信中减小固定延迟的算法；原有CCM-SLAM中的多机器人通信中以固定的频率发送消息，提出的算法在发送消息之前计算一个消息发送的频率，减小甚至消除固定延迟。

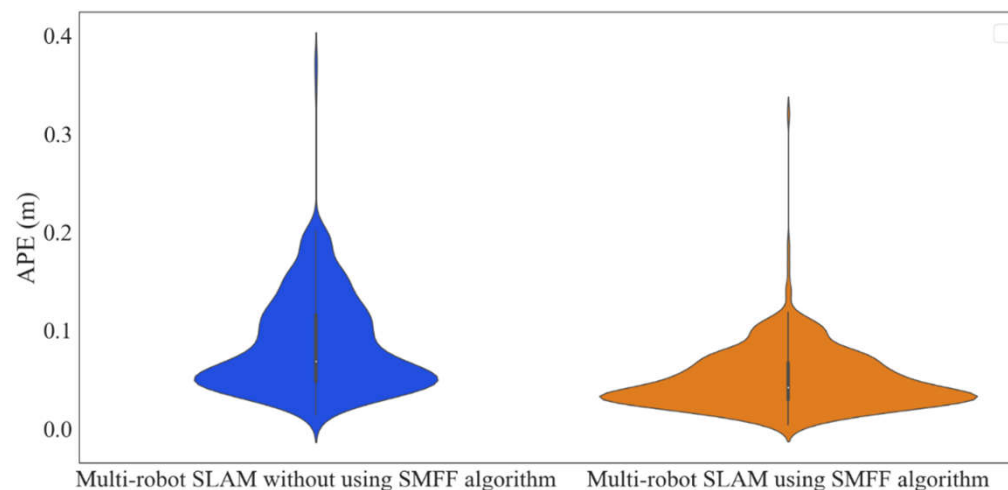
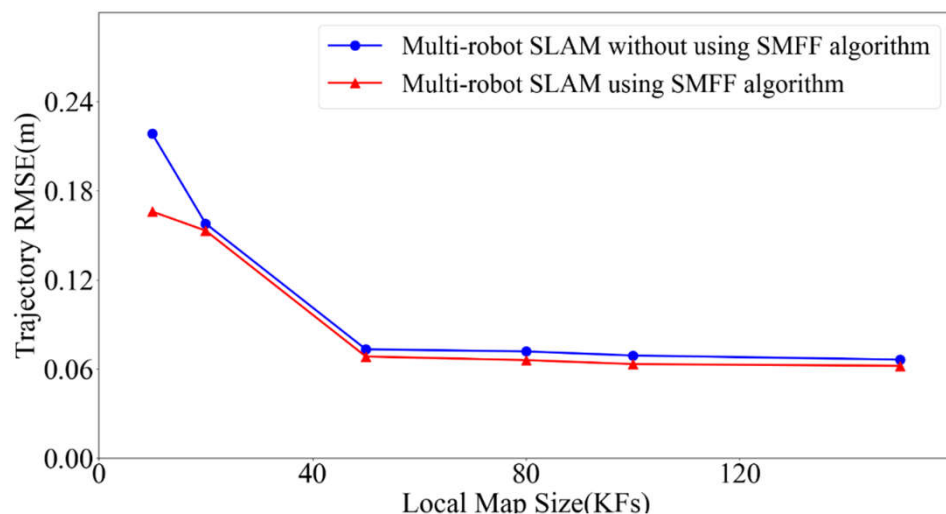
2、对于机器人通信中数据丢失问题：

改进了基于CCM-SLAM多机器人通信中数据丢失的检测重发算法；CCM-SLAM中检测消息丢失的算法不会检测到每个消息包中最后一个甚至最后几个消息的丢失。提出的算法在检测和重发消息包末尾丢失的数据时更为出色。



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

对于系统固有延迟：提出的算法为SMFF（Sending Messages at Flexible Frequencies）

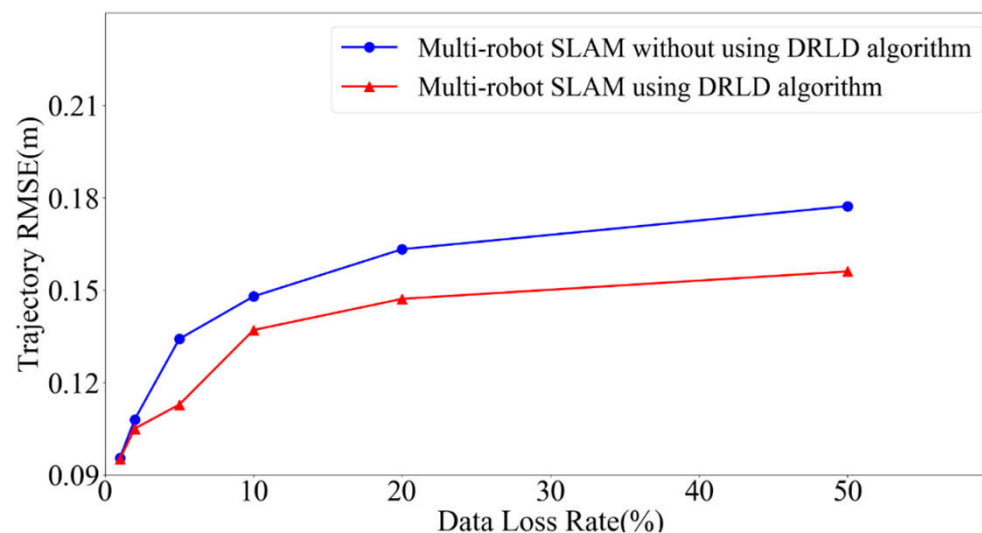
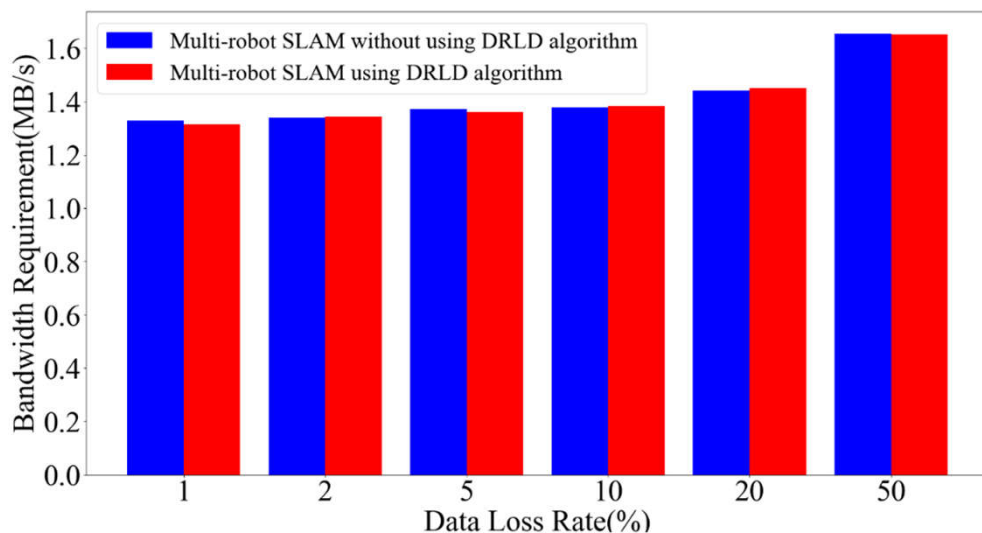


SMFF算法可以减小误差（与ground-truth的误差），并且比较稳定，方差较小。



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

多机器人通信数据丢失问题：提出DRLD算法（Detection and Resending of Lost Data）



DRLD算法在带宽需求差不多的情况下，减小位姿的均方根误差。



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

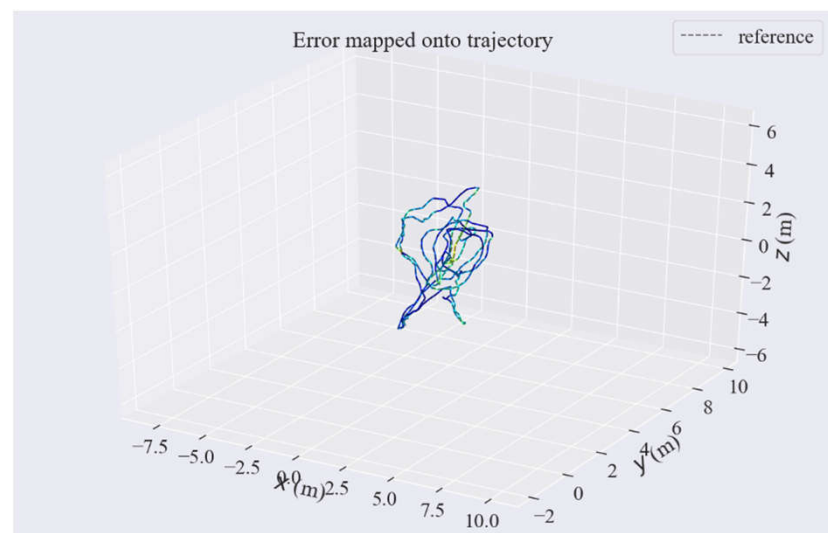
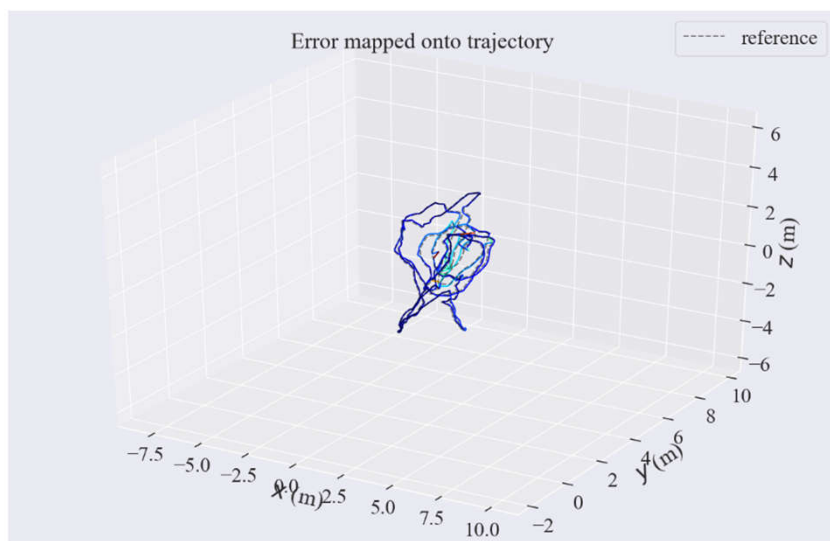
当 $N=50$ ，数据丢失率为50%时，结果对比图如下图。可以看出新提出和改进的算法在精度方面的优势。

	CCM-SLAM	Our method	Improvement
max(m)	0.902	0.874	3.104%
mean(m)	0.155	0.136	12.258%
median(m)	0.128	0.109	14.844%
min(m)	0.024	0.023	4.167%
rmse(m)	0.184	0.166	9.783%
sse(m ²)	22.077	15.817	28.355%
std(m)	0.097	0.095	2.062%



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

多机器人通信数据丢失问题（结果对比）



左图是使用改进前的数据重传方法的多机器人SLAM估计的联合位姿与真实位姿之间的对比，右图是使用改进后的数据重传方法的多机器人SLAM估计的联合位姿与真实位姿之间的对比。从图中可以直观地看出，右图中估计的联合位姿与真实值更为契合，即均方根较小。



基于图优化理论的多机器人SLAM研究

已取得的研究成果

- 1、Shuhuan Wen, Jian Chen, Xiaohan Lv, Yongzheng Tong. Cooperative simultaneous localization and mapping algorithm based on distributed particle filter[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019. (已发表)
- 2、Shuhuan Wen, Jian Chen, Xiaohan Lv, Hong Zhang. Multi-robot Graph SLAM with Limited Communication Robot Networks in an Unknown Environment.(在投)
- 3、“华为杯”第十二届中国研究生电子设计竞赛华北分赛区团队3等奖。
- 4、“兆易创新杯”第十三届中国研究生电子设计竞赛华北分赛区团队2等奖。