

考虑通信状况的多机器人 CSLAM 问题综述

张国良¹ 汤文俊¹ 曾静¹ 徐君¹ 姚二亮¹

摘要 多机器人系统的通信状况能够直接影响协作同时定位与地图创建 (Cooperative simultaneous localization and mapping, CSLAM) 算法的设计和实现. 根据对多机器人通信状况所作出假设的侧重点不同, 对多机器人 CSLAM 算法研究现状和进展进行综述. 首先, 简要介绍了基于完全连通通信条件的集中式 CSLAM 算法的特点和缺陷; 其次, 结合多机器人系统初始相对位姿关系未知的情况, 从地图配准、数据关联和地图融合等三个方面, 对基于通信范围或者带宽受限条件的分布式 CSLAM 算法的地图合并问题进行了分析和阐述; 进而重点对考虑稀疏-动态通信状况的分布式 CSLAM 算法的最新研究成果进行了归纳总结. 最后指出多机器人 CSLAM 研究领域今后的研究方向.

关键词 多机器人系统通信网络, 协作 SLAM, 地图合并, 地图配准, 数据关联, 地图融合

引用格式 张国良, 汤文俊, 曾静, 徐君, 姚二亮. 考虑通信状况的多机器人 CSLAM 问题综述. 自动化学报, 2014, 40(10): 2073–2088

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.02073

An Overview on the Cooperative SLAM Problem of Multi-robot Systems Considering Communication Conditions

ZHANG Guo-Liang¹ TANG Wen-Jun¹ ZENG Jing¹ XU Jun¹ YAO Er-Liang¹

Abstract The communication conditions can affect the design and realization of cooperative simultaneous localization and mapping (CSLAM) algorithms directly. According to the different focuses among the assumptions on the communication conditions of multi-robot systems, the state-of-the-art research advances of multi-robot CSLAM algorithms are presented in this paper. Firstly, the characters and drawbacks of the centralized CSLAM algorithm based on fully connected communication condition are introduced. Secondly, in the situation of unknown initial correspondence of the multi-robot system, the map merging issue of distributed CSLAM algorithm based on limited communication range and bandwidth is analyzed and defined in terms of map alignment, data association and map fusion. Furthermore, some of the latest research achievements on distributed CSLAM algorithm considering sparse-dynamic communication situation are also presented. Finally, the prospect of future research in the area of multi-robot CSLAM is summarized.

Key words Communication network of multi-robot system, cooperative simultaneous localization and mapping (Cooperative SLAM), map merging, map alignment, data association, map fusion

Citation Zhang Guo-Liang, Tang Wen-Jun, Zeng Jing, Xu Jun, Yao Er-Liang. An overview on the cooperative SLAM problem of multi-robot systems considering communication conditions. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(10): 2073–2088

多机器人系统在执行任务效率、容错性、鲁棒性、可重构性和硬件成本等方面比单机器人系统更具优势^[1–2], 能够更好地在大型、复杂、危险和人类难以到达的未知环境中执行灾难救援^[3]、资源勘探^[4] 和空间探测^[5] 等特殊任务. 在缺少北斗、GPS 等非自主导航手段的情况下, 多机器人系统首先需要协作完成对未知环境的自主探测, 同时创建地图. 因而, 自上世纪 90 年代末以来, 在研究单机器人同时定位与地图创建 (Simultane-

ous localization and mapping, SLAM) 问题的基础上, 多机器人协作 SLAM (Cooperative SLAM, CSLAM) 问题逐渐成为机器人认知领域的研究热点^[6].

多机器人 CSLAM 问题是指多个机器人从同一未知环境的不同地点出发, 分别利用自身携带的传感器感知环境, 同时通过机器人间的交互对这些来自不同信息源的数据信息进行分析、综合并统一融合为全局地图的过程^[7]. 因此, 从系统层面的角度来说, 多机器人 CSLAM 问题区别于单机器人 SLAM 问题的最本质的要素在于多机器人系统协作创建环境地图需要通过通信网络进行信息传递与共享, 而移动机器人构成的通信网络的不确定性对地图创建的影响则不容忽视.

多机器人系统的通信问题理应作为一项单独的

收稿日期 2013-12-24 录用日期 2014-05-01

Manuscript received December 24, 2013; accepted May 1, 2014
陕西省基金项目 (2012K06-45) 资助

Supported by Fund Program of Shaanxi Province (2012K06-45)
本文责任编辑 侯增广

Recommended by Associate Editor HOU Zeng-Guang

1. 第二炮兵工程大学 西安 710025

1. Hi-Tech Institution of Xi'an, Xi'an 710025

内容来进行研究,然而目前该领域的工作大多是与多机器人编队、任务分配、控制和定位建图等内容混合在一起研究的^[8].多机器人 CSLAM 问题的研究现状也正诠释了这一特点.一般来说,多机器人 CSLAM 过程大多采用了显式通信方式.这类通信是指利用特定的通信介质,通过某种共同的规则和方式快速有效地完成各机器人之间的信息交互,从而实现一些高级的协作策略^[8-9].这虽然能够提高机器人的协作效率,但是存在如下主要问题:数据延迟 (Data delay);通信范围和带宽受限^[10];网络拓扑不断发生切换;通信链路时断时续.总的来说,在实际中,移动机器人构成的通信网络是一种复杂的稀疏-动态网络,即由于机器人的移动性和通信手段的先天性不足,多机器人系统无法在所有时刻保证任意两个机器人之间均能够保持通信连接,并且,通信拓扑处于不间断的动态变化之中.同时,通信网络的多种不确定因素之间会相互作用,共同对多机器人 CSLAM 过程中的局部信息传递和共享、状态估计融合以及数据关联等重要环节产生严重的不利影响,直接或间接导致创建全局地图的失败.因此,在多机器人 CSLAM 问题研究中必须考虑通信状况,从而使设计的 CSLAM 算法能够较好地应用于工程实践.

目前,考虑通信范围或者通信带宽受限的分布式多机器人 CSLAM 算法是研究的主流.这类方法相比于早期基于完全连通通信条件的集中式多机器人 CSLAM 算法,摆脱了对良好通信条件和信息融合中心的依赖,增强了算法的鲁棒性和可扩展性,降低了通信复杂度.并且,这种分布式 CSLAM 算法还结合多机器人系统初始相对位姿关系未知的情况,对地图合并 (Map merging)^[6]中的地图配准 (Map alignment)^[11-14]、数据关联 (Data association)^[15-17]和地图融合 (Map fusion)等重要问题进行了更为清晰透彻的划分、分析和研究,取得了一系列重要理论成果和工程实践经验.然而,在实际的多机器人通信网络中,仅仅考虑通信范围或者带宽受限的情况还是不够的,针对这个问题,考虑稀疏-动态通信状况的多机器人 CSLAM 算法研究逐渐成为近年来的热点和前沿问题^[18-26].

如图 1 所示,本文从多机器人系统通信的视角,将多机器人 CSLAM 算法大致概括为以下 3 类:通信网络完全连通的集中式 CSLAM 算法、考虑通信范围或者带宽受限的分布式 CSLAM 算法和考虑稀疏-动态通信状况的分布式 CSLAM 算法.分别从不同的角度对这几类 CSLAM 算法进行分析、总结和评价,并进一步展望了多机器人 CSLAM 研究领域今后的研究方向.

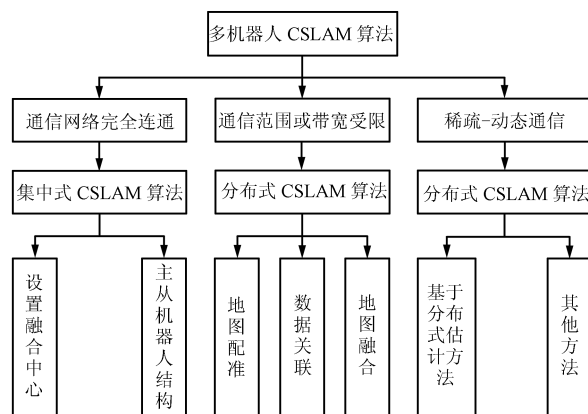


图 1 考虑通信状况的多机器人 CSLAM 算法分类示意图

Fig. 1 Classification of multi-robot CSLAM algorithm considering the condition of communication

1 通信网络完全连通的集中式 CSLAM 算法

国外对多机器人 CSLAM 问题的研究起步最早,在上世纪末,文献 [27] 便给出了关于该领域研究的一项初步报告,在分析阐述当时一些研究成果的基础上,主要给出了 CSLAM 能够提高地图创建精度的理论依据.自此,学者们相继得出了一些具有代表性的基于通信网络完全连通条件的集中式 CSLAM 算法.

在假设通信网络完全连通的情况下,进行集中式的 CSLAM 无疑是最好的选择,这有助于将单机机器人 SLAM 算法直接运用于多机器人系统,并由此获得最优的关于未知环境特征状态的后验估计结果.一般来说,集中式 CSLAM 算法区别于分布式 CSLAM 算法的主要特征是,设置唯一的融合中心,利用当前时刻来自多机器人系统中的所有预测或者观测数据,进行全局地图的创建和更新.同时,使多机器人系统时刻共享一幅全局地图,以确保多机器人 CSLAM 始终在统一的全局坐标系下开展.目前,应用于主-从机器人结构的多机器人 CSLAM 算法一般都是集中式的,而主机器人又是一种特殊的移动融合中心.因此,如表 1 所示,本文将主-从机器人 CSLAM 算法从设置融合中心的集中式 CSLAM 算法中单列出来,从而将集中式 CSLAM 算法主要分为 2 种实现手段:设置融合中心、采用主-从机器人结构.具体来说,文献 [28-32] 在多机器人系统之外设置独立的融合中心模块,而文献 [33-36] 则将结构较为复杂、功能较为齐全的主机器人作为特殊的移动的多源信息融合中心.两类融合中心收集来自于所有机器人的局部地图信息或者局部感知信息,进而运用扩展信息滤波^[37]、极大似然估计^[38]和无迹卡尔曼滤波^[39]等算法进行状态估计多源信息

融合, 得到未知环境的全局地图. 其中, 文献 [31] 还第一次在理论上得出了关于 CSLAM 算法收敛性的结论.

表 1 通信网络完全连通的集中式 CSLAM 算法

Table 1 Centralized CSLAM algorithm based on fully connected communication network

分类	设置融合中心	主-从机器人结构
文献	[28–32]	[33–36]

然而, 上述所有集中式 CSLAM 算法主要存在以下几点缺陷: 鲁棒性不强, 主要体现在算法难以应对处理通信和机器人故障或者融合中心失效的问题; 无序量测 (Out-of-sequence measurement, OOSM)^[40–41] 问题, 即由于不同类型的传感器具有不同的采样率、预处理时间以及数据延迟, 导致出现多个传感器量测无序到达融合中心的现象^[42]; 可扩展性差, 即算法的通信和计算复杂度, 以及需处理的状态空间会随着地图规模和机器人数量的增加而快速增长; 稳定性差, 主要体现在机器人数量的增减容易带来过多的状态空间的重构或者重组问题.

2 考虑通信范围或者带宽受限的分布式 CSLAM 算法

主要针对集中式 CSLAM 算法鲁棒性差的问题, 学者们开始探索一类可以既不依赖于完全连通通信网络又不要求存在信息融合中心的 CSLAM 算法. 文献 [43] 在扩展卡尔曼滤波算法框架下进行状态扩展和局部地图合并, 得到基于 SPMAP 方法^[44] 表征的全局地图. 文献 [45–46] 则是使各个机器人根据局部观测独立创建局部地图, 并保持局部地图和全局地图之间的独立性, 进而通过设计一种受约束的局部子地图滤波器 (Constrained local submap filter, CLSF), 周期性地将局部地图合并成为全局地图. 在此基础上, 文献 [47] 通过引入多目标优化的思想, 提出了改进的基于 CLSF 的分布式 CSLAM 算法, 在增进机器人之间协调性的同时, 得到更准确、高效的地图创建结果.

上述 CSLAM 算法均属于分布式 CSLAM 算法. 原因是它们不需要固定的融合中心, 并且全局地图的创建和更新不需要获取当前时刻多机器人系统中存在的全部局部地图信息. 但值得注意的是, 这些算法依然是在完全连通通信网络条件下研究得到的, 因而存在缺陷. 一方面, 这是在理论上对通信复杂度的无谓消耗; 另一方面, 若将这类分布式 CSLAM 方法应用于实际的多机器人通信网络中, 依然会显得可扩展性和稳定性不强. 针对这个问题, 一系列专门针对通信范围或者带宽受限的分布式 CSLAM 算法相继被提出^[48–54], 旨在综合提升 CSLAM 算法的

鲁棒性、可扩展性和稳定性, 使其更好地在实际的多机器人系统中得到应用. 通信范围或者带宽受限是目前实际多机器人系统中存在的主要问题. 通信范围的受限使多机器人系统容易出现通信链路断裂^[55] 的问题, 通信链路断裂使多机器人系统无法形成完全连通的通信网络, 从而导致无法进行最优的集中式 CSLAM. 而通信带宽受限情况的发生, 对于多机器人 CSLAM 而言, 主要是由于通信网络中传输的由传感器观测数据或者地图信息编码而成的数据包 (Packets) 超过了网络所能形成的频带宽度. 而通信带宽受限则可能会进一步造成通信阻塞^[56]、通信时滞^[57] 和丢包^[58–59] 等问题, 影响多机器人系统的协同创建地图.

如图 2 所示, 考虑通信范围或带宽受限的分布式 CSLAM 算法与文献 [43, 45–47] 中介绍的算法运行机制相类似. 机器人从不同地点进入某一未知环境, 独立进行局部地图的创建, 进而在某些特定时刻将局部地图合并成一幅全局地图. 正如文献 [60] 所指出的, 地图合并是这类 CSLAM 算法研究的核心问题, 将越来越受到重视. 若机器人之间的相对位姿关系在初始时刻是已知的, 则意味着多机器人系统已经共享了统一的全局坐标系, 这使得地图合并过程容易实现; 反之, 则不然. 考虑到在实际中, 多机器人系统的初始相对位姿关系大多是未知的. 因此, 考虑通信范围或带宽受限的分布式 CSLAM 算法大多又假设多机器人系统的初始相对位姿关系未知, 从而使算法更贴近实际情况, 但如此一来, 实现地图合并的难度也随之增加了.

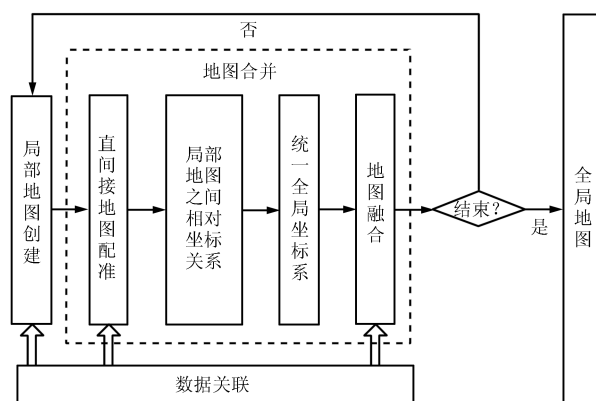


图 2 通信范围或带宽受限的分布式 CSLAM 算法基本框架
Fig. 2 Basic framework of distributed CSLAM algorithm based on range or bandwidth limited communication

总之, 目前地图合并是考虑通信范围或带宽受限的分布式 CSLAM 算法研究的核心, 而地图合并的过程主要是由 3 个环节组成: 地图配准、数据关联和地图融合. 其中, 地图配准问题是进行地图融合

最主要的前提, 数据关联则先后作用于地图配准和地图融合等环节, 贯穿地图合并的全过程。

2.1 地图配准

地图配准的主要目的是获取各个局部地图坐标系之间的转换关系, 使所有局部地图信息能够最终在一个统一的全局坐标系中进行表示. 对应于不同的地图表征方式, 表示局部地图坐标系之间的转换关系的量可能也会不同, 但是本质上均是对位移和角度矢量的平移和旋转. 在多机器人系统初始相对位姿关系是未知的情况下, 地图配准的难度更大^[61–62].

地图配准方法主要可以划分为直接和间接 2 类方法: 直接方法是指利用机器人之间的相对观测数据, 求解局部地图坐标系之间的转换关系; 间接方法则是指利用某种合适的的数据关联算法识别出局部地图之间的重叠区域中的公共特征点、扫描数据或地图频谱特征, 进而求解它们之间的对应关系。

1) 直接方法

文献 [7, 14, 62, 63–68] 均详细介绍了直接地图配准的具体过程, 即基于不同局部坐标系之间的几何约束关系, 在机器人进入各自的量测范围和通信范围之后, 使机器人利用各自携带的传感器进行相互识别和相对观测, 进而根据不同类型的传感器数据, 采用最适合的数据处理手段, 实现地图配准。

以任意两个机器人 i 和 j 为例, 其相对观测情形如图 3 所示. 其中, $\{G_i\}$ 、 $\{G_j\}$ 和 $\{R_i\}$ 、 $\{R_j\}$ 分别为机器人 i 和 j 的全局坐标系和局部坐标系. ${}^i\rho_j$ (${}^j\rho_i$) 为机器人 i (j) 指向机器人 j (i) 的相对距离观测测量, ${}^i\theta_j$ (${}^j\theta_i$) 为机器人 i (j) 指向机器人 j (i) 的角度。

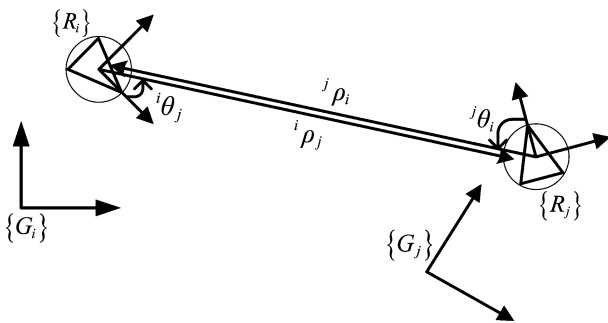


图 3 相对观测情形图

Fig. 3 Situation of relative observation

定义机器人 i 和 j 的联合状态向量分别为

$${}^{G_i}\mathbf{X}_i = \begin{bmatrix} {}^{G_i}\mathbf{X}_{R_i}^T & {}^{G_i}\mathbf{X}_{L_1}^T & \cdots & {}^{G_i}\mathbf{X}_{L_{n_1}}^T \end{bmatrix}$$

$${}^{G_j}\mathbf{X}_j = \begin{bmatrix} {}^{G_j}\mathbf{X}_{R_j}^T & {}^{G_j}\mathbf{X}_{L_1}^T & \cdots & {}^{G_j}\mathbf{X}_{L_{n_2}}^T \end{bmatrix}$$

其中, ${}^{G_i}\mathbf{X}_{R_i}^T$ 和 ${}^{G_j}\mathbf{X}_{R_j}^T$ 分别为机器人 i 和 j 的位姿向量, 即

$${}^{G_i}\mathbf{X}_{R_i}^T = \begin{bmatrix} {}^{G_i}x_i & {}^{G_i}y_i & {}^{G_i}\varphi_i \end{bmatrix}$$

$${}^{G_j}\mathbf{X}_{R_j}^T = \begin{bmatrix} {}^{G_j}x_j & {}^{G_j}y_j & {}^{G_j}\varphi_j \end{bmatrix}$$

${}^{G_i}\mathbf{X}_{L_p}^T$ ($p = 1, 2, \dots, n_1$) 和 ${}^{G_j}\mathbf{X}_{L_q}^T$ ($q = 1, 2, \dots, n_2$) 分别为机器人 i 和 j 创建的局部地图中的环境特征位置向量. n_1 和 n_2 分别是相应的局部地图中的环境特征数量. 进一步定义机器人 i 和 j 之间的相对观测量为

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \rho & {}^i\theta_j & {}^j\theta_i \end{bmatrix}^T + \begin{bmatrix} \eta_\rho & \eta_{{}^i\theta_j} & \eta_{{}^j\theta_i} \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

其中, η_ρ 、 $\eta_{{}^i\theta_j}$ 和 $\eta_{{}^j\theta_i}$ 分别为对应于 ρ 、 ${}^i\theta_j$ 和 ${}^j\theta_i$ 的均值为 0 的高斯白噪声. ρ 为通过对 ${}^i\rho_j$ 和 ${}^j\rho_i$ 的加权求得的更为精确的相对距离测量值。

基于已知量 ${}^{G_i}\mathbf{X}_i$ 、 ${}^{G_j}\mathbf{X}_j$ 和 $\mathbf{z}$, 以及各个量之间的几何约束关系, 可以转换得出机器人 j (i) 的联合状态向量在 $\{G_i\}$ ($\{G_j\}$) 中的转换量,

$${}^{G_i}\mathbf{X}_j = h({}^{G_i}\mathbf{X}_i, {}^{G_j}\mathbf{X}_j, \mathbf{z}) \quad (2)$$

以及转换误差 ${}^{G_i}\tilde{\mathbf{X}}_j$, 从而完成地图配准. 其中, $h(\cdot)$ 为转换函数。

以上所述是一类比较普遍的利用机器人之间相对观测数据直接进行地图配准的方法. 在此基础上, 一些学者还相继对其进行了改进, 以提高局部地图转换精度^[69–70]. 直接地图配准方法的优点主要在于简单易行, 计算复杂度相对较低, 但是, 其要求机器人之间至少发生一次相遇和局部信息交互, 并且, 配准精度在很大程度上依赖于传感器的测量精度。

2) 间接方法

间接进行地图配准的方法主要依赖于可靠的数据关联方法, 一般精度较高, 但是由于需要搜索局部地图之间的重叠区域, 所以计算复杂度会随着搜索空间的增大而迅速上升。

在主要运用视觉传感器实现环境特征提取的多机器人 CSLAM 问题研究中, 间接地图配准方法应用较多. 文献 [11] 便专门针对多机器人视觉 SLAM (Visual SLAM, VSLAM) 的间接地图配准问题作了研究总结, 并详细介绍了 4 种常用于间接地图配准的适合视觉传感器的数据关联方法, 即随机样本一致性 (Random sample consensus, RANSAC) 算法、单值分解 (Singular value decomposition, SVD) 算法、迭代最近点 (Iterated closed point, ICP) 算法以及改进的 ICP 算法. 此外, 文献 [71] 主要依靠图像间的单应性, 在局部地图之间发生重叠时, 估计出机器人之间的相对位姿, 从而得到地图转

换矩阵 (Map transformation matrix, MTM), 实现地图配准. 文献 [72] 通过运用虚拟支持线 (Virtual supporting lines, VSLs) 技术, 使视觉传感器能够提取局部地图特征的谱信息, 进而运用谱信息之间的循环互相关性得到精确的 MTM. 文献 [73] 根据基于天花板视觉的 SLAM 方法中的数据关联方法^[74], 检测局部地图之间的重叠区域, 并精确估计出它们之间的相对坐标关系. 文献 [75] 使各个机器人利用激光数据创建局部地图, 进而利用视讯串确定特征匹配的概率, 实现地图配准.

在应用其他特征表征环境地图的 CSLAM 算法中, 间接地图配准方法也得到了较为广泛地应用. 文献 [76–79] 分析了基于栅格地图表征方式的特征匹配方法. 其中, 文献 [76] 将机器人之间相互观测的视觉传感器信息和由激光传感器获取的机器人邻近区域信息进行匹配, 并结合一种检测模型 (Detection model), 对机器人位置状态进行估计, 实现栅格地图配准. 该方法虽然要求在地图配准时获取机器人之间的传感器观测数据, 但与直接地图配准方法不同的是, 这些数据被用来进行特征匹配, 本质上是一种扫描匹配技术. 文献 [77] 基于自适应随机漫步规划 (Adaptive random walks) 算法^[80], 提出一种随机搜索算法, 同时设计一种启发式相似性度量函数, 驱动随机搜索算法查找出局部地图之间的最大重合部分, 实现较为精确的栅格地图配准. 文献 [78] 提出了一种新的计算栅格地图 MTM 的方法, 主要包括图像分割、互相关处理、MTM 的近似、调整和确认等步骤. 在此基础上, 文献 [79] 加入了一种基于神经网络和自组织地图 (Self organizing maps, SOM) 的地图学习步骤, 对地图的被占有区域进行聚类分析, 进而对聚类项进行匹配, 从而得到 MTM. 文献 [81–82] 则分析了基于拓扑地图表征方式的特征匹配方法. 其中, 文献 [81] 将尺度不变特征变换 (Scale-invariant feature transform, SIFT) 特征点作为局部拓扑地图节点, 获取局部拓扑地图之间的 SIFT 特征点匹配信息, 进而采用迭代最近点 (Iterative closest point, ICP) 算法实现拓扑地图配准. 文献 [82] 利用拓扑地图结构信息鉴别局部地图之间的潜在匹配区域, 进而利用地图几何信息直接合并重叠区域. 文献 [83] 设计了一种适用于基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波的 CSLAM 算法的地图配准方法, 针对机器人位姿是在概率多假设下进行估计的情况, 提出一种基于高斯过程的概率特征匹配 (Probabilistic feature matching, PFM) 算法, 有效提高了地图配准和融合精度. 文献 [84] 则运用高阶机器视觉的形状分析方法, 对各局部地图中存在的多角曲线进行提取和比较, 得到地图转换关系.

如表 2 所示, 地图配准的直接和间接方法各有优缺点, 为了使地图配准方法在精度和计算复杂度之间取得平衡, 文献 [62, 85–86] 则是将两种方法进行有机结合, 取得了较好的效果.

表 2 地图配准方法

Table 2 Methods of map alignment

分类	直接方法	间接方法
文献	[7, 14, 62–70]	[11, 72–73, 75–84]
优点	简单易行; 计算复杂度低	精度高
缺点	精度受传感器影响大	计算复杂度高

2.2 数据关联

数据关联是分布式 CSLAM 算法的关键问题之一^[87], 贯穿于地图合并的全过程, 一般被分为 3 类^[12]: 局部数据关联、用于实现间接地图配准的数据关联和循环闭合 (Loop closure)^[88–95].

局部数据关联是局部地图创建的关键环节, 目前已经有最近相邻 (Nearest neighbor, NN)^[96]、概率数据关联 (Probability data association, PDA)^[97]、多假设 (Multiple hypothesis) 数据关联^[98] 和联合相容分支定界 (Joint compatibility branch and bound, JCBB)^[99] 等相对成熟的方法, 而且在单机机器人 SLAM 算法中得到了较为成功的应用. 文献 [45] 指出, 分布式的 CSLAM 算法是有利于执行局部数据关联的, 这是因为相对于全局地图而言, 范围更小的局部地图缩小了局部数据关联的搜索空间, 算法效率和精度得到提高; 用于实现间接地图配准的数据关联, 是在机器人之间的相对观测数据不可靠或者难以获取的情况下, 实现地图配准^[100] 和识别融合之前的全局地图中的重复特征的重要手段, 这在介绍间接地图配准方法时已有所涉及. 下面将主要介绍循环闭合问题.

循环闭合问题是指机器人在创建未知环境地图过程中回到曾经到达过的地点, 首先综合应用各方面的信息确认机器人到达了该地点, 并获取当前观测与该地点处地图特征间的关联关系, 进而对机器人定位和最近创建的地图进行有效的误差修正. 可以看出, 循环闭合本质上是一种数据关联问题, 并主要包括 3 个子问题: 闭环检测问题、闭环关联问题和状态优化问题.

在多机器人 CSLAM 过程中, 可以同时进行两种循环闭合: 1) 发生于局部环境地图创建过程中的局部循环闭合, 主要是为了在地图融合之前进行局部后验估计误差的修正; 2) 全局循环闭合, 即基于当前时刻已融合的 (部分) 全局地图的循环闭合, 主要是进行全局后验估计误差的修正, 进行这种循环闭合的一个充分必要条件是多机器人系统必须具备

有效进行地图配准的能力, 因而文献 [101–102] 将通过地图配准获取全局坐标系的过程作为开始全局循环闭合的触发事件. 而文献 [65] 也明确指出, 在机器人之间在发生首次相遇事件并通过相遇进行了局部信息的交互和存储之后, 机器人之间的再次相遇以及机器人来到已相遇机器人曾经到达并创建了局部地图的地点, 都相当于开启了一次全局循环闭合过程.

对于多机器人 CSLAM 过程中的局部循环闭合, 可以直接采用目前存在的单机器人循环闭合方法进行实现. 而目前对于全局循环闭合方法的研究, 一般是结合设计多机器人 CSLAM 算法并作为其一个子问题进行研究的, 虽然大多数的研究比较简单, 但是也出现了一些新颖并且可靠的方法. 文献 [101–102] 均将多机器人 CSLAM 过程分为了 3 个步骤, 依次为增量式的局部地图创建、(全局) 循环闭合和地图合并. 其中, 对全局循环闭合的方法和流程进行了较为详细的阐述, 指出了其在多机器人分布式地图创建过程中所起到的重要作用. 然而, 这两项研究成果之间也存在着 2 点重要差异. 1) 采用的地图表征方式不同. 文献 [101] 是提出了一种“流形 (Manifold)”地图表征方式, 从而将二维环境地图在一种更高维的空间中进行表示, 并验证了多机器人系统可以基于这种表征方式执行惰性的全局循环闭合, 并且可以避免在增量式局部地图创建过程中出现环形轨迹在二维平面内的“交叠 (Cross over)”问题. 而文献 [102] 是采用了位姿地图表征方式, 这种方式能够在任意的位姿之间提供附加约束, 有利于循环闭合的实现. 2) 对多机器人系统的通信状况做出的假设不同. 文献 [101] 要求通信网络必须是完全连通的, 而文献 [102] 提出的方法能够有效应对机器人之间的通信受限状况, 仅仅是要求当机器人之间相遇时, 相遇机器人之间的通信是完好和相同带宽的.

此外, 值得一提的是, 相对于单机器人循环闭合, 虽然多机器人循环闭合的关联搜索空间大幅增加, 求解难度也随之增大, 但是在大规模的未知环境中, 多机器人系统是可以更容易发生闭环事件的. 如果循环闭合算法可靠, 那么这对于提高多机器人系统定位精度和地图创建精度将是很有利的.

2.3 地图融合

如图 2 所示, 地图融合是一次地图合并过程的最后环节, 其作用是根据相对坐标转换关系将原先存在于不同局部地图中的环境特征信息转换到一个统一的全局地图坐标系中进行表示, 进而对全局地图中由数据关联确定的原先存在于不同局部地图中的重复环境特征信息进行融合, 以进一步消除坐标

转换过程中产生的误差, 从而使全局地图一致性和精度更高. 因此, 地图融合包含两个步骤: 1) 创建全局地图; 2) 挖掘并融合重复特征所携带的丰富信息, 提高全局地图精度.

到目前为止, 被用于地图融合的方法很多, 仅就通信范围或者带宽受限的情况而言, 常见的有基于扩展卡尔曼滤波框架^[12, 14, 62–63]和粒子滤波框架^[65–66, 103]的融合方法, 以及期望最大化 (Expectation maximum, EM) 算法^[77]、聚类方法^[82]和最优化方法^[6]等. 这些方法有各自的优缺点, 例如, 基于扩展卡尔曼滤波框架的方法简单易行, 但计算复杂度高, 并对数据关联错误特别敏感; 基于粒子滤波框架的方法计算复杂度较低, 但深受粒子退化和贫化问题的困扰; EM 算法对数据关联错误具有较强的鲁棒性, 适用于大范围 and 存在循环地形的未知环境, 但由于是迭代求解地图后验分布的极大似然估计, 所以一般不能进行增量式地图创建.

由于地图融合方法需要与选用的地图表征方式、数据关联方法和追求的技术指标要求等因素相适应, 所以不同的 CSLAM 算法对于地图融合方法的选择和设计往往是存在较大差异的, 因此很难一一列出并进行分析. 但是, 针对地图融合方法的选择和设计, 本文在分析研究大量文献的基础上, 总结出以下 3 点基本原则: 1) 地图融合方法的选择和局部地图创建方法无关, 例如文献 [12] 在举例介绍基于 FastSLAM 算法的多机器人地图合并技术时, 其局部地图创建方法是 FastSLAM 算法, 而地图融合却选用了基于 EKF 的方法; 2) 地图融合与循环闭合均牵涉全局地图中的重复特征识别问题, 循环闭合这样做的目的是对多机器人系统的后验估计结果进行误差修正, 而地图融合是为了消除坐标转换误差, 提高全局地图的融合精度, 所以两者目的不完全相同. 此外, 两者既可以交叉进行^[101], 也可以在完成全部循环闭合之后进行地图融合, 而选择何种方式, 则一般根据地图合并方法执行特点和对地图融合精度的要求而定^[102]; 3) 多机器人系统通信状况对地图融合环节的影响是综合的、内在的和复杂的, 若仅仅考虑通信范围或者带宽受限的情况, 则地图融合还会因为多机器人通信其他不好的状况而遭受一定程度的数据延迟和循环更新 (Cyclic update) 问题^[18–19], 即机器人之间可能多次传递并融合相同的子地图, 由此而产生同一子地图多次融合和信息重复计算的情况^[49].

3 考虑稀疏-动态通信状况的分布式 CSLAM 算法

多机器人系统的通信拓扑可以用图论中的图^[104] $G = (V, E)$ 来描述, 其中, $V = \{1, 2, \dots, n\}$

表示机器人集合, $E \subseteq V \times V$ 是表征机器人之间通信连接的边的集合. 用代数方法来说, 图 G 可以主要由邻接矩阵 $A = [a_{ij}]_{n \times n}$ 和拉普拉斯矩阵 $L = [l_{ij}]_{n \times n}$ 进行表示. 特别地, 对于稀疏-动态的多机器人系统通信网络拓扑而言, 通信拓扑图 G 的形式可以进一步表示为 $G_k (k \in \{1, 2, \dots, m\})$, 这意味着任意一段时间 Γ 内的通信拓扑由集合 $\{G_1, G_2, \dots, G_m\}$ 构成. 而 G_k 的稀疏-动态特性也会直接体现在矩阵 A 和 L 的形态上, A 一定会是稀疏矩阵, 且 A 和 L 均是一种时变矩阵, 即 $A = A(G_k)$ 和 $L = L(G_k)$.

对于真实的多机器人系统来说, 基于通信范围或者带宽受限条件的分布式 CSLAM 算法仅仅是兼顾了通信网络稀疏的一面, 而没有考虑动态拓扑的问题, 所以还会存在一定程度的循环更新和数据延迟问题^[18]. 因为在动态变化的通信拓扑中, 每个机器人往往要与一个以上的机器人发生一次以上的地图合并事件, 在第一次地图合并之后, 局部地图中实质上已经包含了前期地图融合获取的全局地图信息, 从而丧失了局部地图之间的相互独立性, 在这种情况下再进行地图合并无疑是引入了循环更新问题. 同时, 由于在地图合并时, 通信拓扑的动态特性使得机器人无法获取当前时刻多机器人系统所有的观测数据, 所以 CSLAM 算法还会遭遇一定程度的数据延迟问题. 从本质上说, 数据延迟和循环更新问题共同对多机器人 CSLAM 算法作用的结果是削弱了算法的可扩展性、鲁棒性和稳定性, 并最终导致了算法实用性的下降.

目前, 明确提出在稀疏-动态通信条件下开展多机器人 CSLAM 算法研究的相关文献还比较少, 但是本文认为 Aragues 等^[19-22, 105-108] 提出的将基于控制理论一致性算法的分布式估计方法应用于多机器人 CSLAM 算法的研究, 是一种比较新颖且执行性较强的思路.

3.1 基于分布式估计方法的多机器人 CSLAM 算法

目前, 分布式估计方法逐渐取代集中式和分散式估计方法, 成为无线传感器网络 (Wireless sensor networks, WSN) 中状态估计多源信息融合方法研究的重点和热点问题^[109]. 主要原因是在分布式估计方法中, 不存在绝对的信息融合中心, WSN 的每个传感器节点只需要与它的最近相邻节点进行通信和信息交互, 并基于控制理论的一致性算法^[104, 110], 便可以协同对多源信息进行网络级的状态估计融合. 这使得分布式估计方法不但可靠性和容错性高, 而且大大降低了估计过程中 WSN 的通信复杂度和能量消耗^[111]. 自从 Olfati-Saber 等提出了分布式卡尔

曼滤波算法框架^[112-114] 之后, 分布式的无迹卡尔曼滤波算法、粒子滤波算法^[115] 和分布式无迹信息滤波算法^[116-117] 相继被提出, 并被运用于机动目标定位和跟踪等应用领域, 取得了较好的效果.

基于分布式估计方法的多机器人 CSLAM 算法的主要思路是, 将各个单独的移动机器人视为一个智能传感器, 并且用图论中的无向图描述多机器人通信网络, 从而可以将多机器人系统当作一种特殊的 WSN 进行处理, 各个机器人创建的局部地图便成为了 WSN 中智能传感器的观测数据, 进而采用特定的分布式估计方法对这些特殊的观测数据进行状态估计融合, 获取未知环境的全局地图^[105]. 接下来的问题是, 该以何种形式表示局部地图信息所代表的观测数据, 才能有利于进行分布式的多源观测信息状态估计融合. Aragues 等采用了卡尔曼滤波的信息形式, 这是因为在信息滤波中, 附加方式的量测更新使得任意传感器节点可以对所有来自于不同传感器的观测数据以任意顺序和时序进行融合, 却不影响融合结果的可靠性.

首先, 定义全局坐标系和任意机器人 i 的局部坐标系所对应的向量空间大小分别为

$$M_G = n \cdot szr + m \cdot szf$$

$$M_i = szr_i + m_i \cdot szf$$

其中, 下标 G 表示全局坐标系, n 和 m 分别为所有机器人和环境特征的数量, m_i 为机器人 i 观测到的环境特征数量, 而 szr 和 szf 分别表示一个机器人的位姿和一个环境特征的位置所对应的向量空间大小, 因而 $szr = 3$, $szf = 2$. 定义系统的观测方程为

$$\mathbf{y}_i = H_i \mathbf{x} + \mathbf{v}_i \quad (3)$$

其中, $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{M_G}$ 为全局坐标系中对应于所有机器人和环境特征真实状态的联合向量, $H_i \in \{0, 1\}^{M_i \times M_G}$ 为观测矩阵, $\mathbf{y}_i \in \mathbf{R}^{M_i}$ 为机器人 i 局部坐标系中对应于机器人 i 和可被观测环境特征状态的联合向量, $\mathbf{v}_i$ 为机器人 i 的观测噪声, 且 $\mathbf{v}_i \sim N(0, \Sigma_i)$, Σ_i 为观测噪声协方差矩阵. 进而将各个机器人的局部地图以信息矩阵和信息向量的形式在全局坐标系中表示如下:

$$I_i = H_i^T \Sigma_i^{-1} H_i, \quad \mathbf{i}_i = H_i^T \Sigma_i^{-1} \hat{\mathbf{x}}_i \quad (4)$$

其中, 信息矩阵 $I_i \in \mathbf{R}^{M_G \times M_G}$, 信息向量 $\mathbf{i}_i \in \mathbf{R}^{M_G}$. 并且, 最终的全局地图信息形式为

$$I_G = \sum_{i=1}^n I_i, \quad \mathbf{i}_G = \sum_{i=1}^n \mathbf{i}_i \quad (5)$$

也可以以均值和协方差的形式表示如下:

$$\hat{\mathbf{x}}_G = (I_G)^{-1} \mathbf{i}_G, \quad \Sigma_G = (I_G)^{-1} \quad (6)$$

基于分布式估计方法的多机器人 CSLAM 算法的研究目的就是要设计一种能够有效应对稀疏-动态通信拓扑的分布式估计方法, 将式 (4) 所示的局部地图信息作为输入, 在有限时间内保证动态通信拓扑图 G_k 连通 (Connected)^[118] 的情况下, 得到式 (5) 和 (6) 所示的全局地图信息. 关于动态通信拓扑图 G_k 在有限时间内保证联合连通 (Jointly connected)^[119] 的条件, 给出定理 1 和定理 2.

定理 1^[118]. 假设在有限时间 Γ 内, 存在通信拓扑集合 $\{G_1, G_2, \dots, G_m\}$ 的并集, 即 $\bigcup_{k=1}^m G_k$, 且 $\bigcup_{k=1}^m G_k$ 保持连通, 则称动态通信拓扑图 G_k 在 Γ 内是联合连通的.

定理 2^[104]. 在动态通信拓扑图 G_k 中, 对于单独的每种通信拓扑 $G_1, G_2, \dots, G_m$ 而言, 不论其是无向图还是有向图, 只要拉普拉斯矩阵的秩为 $n-1$, 即 $\text{rank}(L(G_k)) = n-1, k \in \{1, 2, \dots, m\}$, 则称图 $G_1, G_2, \dots, G_m$ 连通或者强连通.

具体地, 在满足定理 1 和定理 2 的前提下, 文献 [105–106] 提出了一种静态的分布式地图融合机制. 利用图论知识对多机器人系统的非循环通信网络进行描述, 并且以某种控制理论的一致性算法定义机器人之间的通信协议, 使机器人在进行地图融合时, 可以不在其局部地图中引入来自于其他机器人的信息, 即不将环境特征的全局信息引入局部地图中, 从而保持了局部地图之间绝对的相互独立性, 有效避免了循环更新问题. 进一步, 为了避免数据延迟问题, 采用文献 [119] 中提出的基于平均一致性算法的分布式极大似然参数估计算法, 在多机器人系统完成环境探测之后, 对信息形式的局部地图进行静态融合, 得到最终的全局地图. 除了地图融合方法, 文献 [106] 还分别提出了一种分布式的地图配准和数据关联算法, 从而使得多机器人 CSLAM 算法更具实用性. 文献 [21] 也采用了一种静态的分布式地图融合机制, 并且在文献 [105–106] 中 CSLAM 算法的基础上, 在地图合并过程中, 首先运用联合相容分支定界 (Joint compatibility branch and bound, JCBB) 局部数据关联方法进行局部地图之间的匹配, 以区分出共有信息和某些只被某个机器人所专有的信息, 进而设计一种新的平均一致性算法, 将多机器人系统局部地图之间的共有信息作为该一致性算法的输入, 并结合文献 [108] 中的数据关联算法, 完成地图融合. 通过实验验证, 区别于将式 (4) 所示的局部地图信息作为一致性算法输入, 在保证全局地图收敛性、估计无偏性和一致性的情况下, 该分布式 CSLAM 算法运行所需的存储空间更小, 而且通

信复杂度更低. 以上所述的基于静态地图融合机制的分布式 CSLAM 算法的一个基本共同特点是, 局部地图融合是在一段 CSLAM 过程结束时进行. 这样做虽然可以始终保证局部地图和全局地图的相对独立性, 有效避免循环更新问题, 但是得到的全局地图不是最优的, 因为每一次静态地图融合实质上都是在假设机器人在当前时刻不会再获取任何新的环境信息的基础上进行的.

因此, Aragues 等开始考虑进行动态的地图合并, 采用更加贴近实际的动态地图合并方式创建未知环境地图, 使机器人在运动过程中获取更丰富的环境信息. 文献 [107] 进行动态地图融合的方式是使每个机器人在任意两次局部地图更新步骤之间的间隔时间内, 进行一定次数的一致性算法迭代, 形成分布式的极大似然参数估计算法来计算全局地图信息, 而采用的一致性算法是一种比例-积分 (Proportional-integral, PI) 算法^[120–121], 其作用是提供了一种能够将来自于所有传感器节点的信息快速扩散至整个 WSN 的有效机制. 这种让 WSN 节点共享信息的方式, 使节点在通信网络拓扑条件比较复杂和恶劣的情况下, 能够免受数据延迟问题的影响, 精确地估计出相应的目标状态值, 这无疑增加了多机器人 CSLAM 算法的可靠性. 然而, 这种 CSLAM 算法的执行结果容易受到一致性算法迭代次数的影响, 而这种影响却无法定性, 以至于一致性算法迭代次数无法根据 CSLAM 算法的执行情况做出自适应调整, 影响了算法的估计精度. 此外, 对于 PI 一致性算法的收敛速度, 文献 [107] 也未进行足够的探索研究. 针对上述不足, Aragues 等提出了更好的采用动态地图合并方式的分布式多机器人 CSLAM 算法^[19]. 与文献 [107] 中 CSLAM 算法不同的是, 该算法引进了更加适用于机器人系统的离散形式的 PI 一致性算法, 并采用能够被机器人局部计算得到的 Metropolis 权值^[119] 来确保一致性算法的收敛. 并且, 通过深入研究一致性算法的收敛速率, 得到了表征地图合并误差的特征量, 并以此来确保能够保证估计精度的一致性算法迭代次数. 同时, 对 CSLAM 算法的计算和通信复杂度也都进行了相应的理论分析和实验研究. 并指出进一步的研究内容是使一致性算法迭代次数能够实现自适应的调整, 以得到更好的 CSLAM 结果. 然而, 文献 [19, 107] 中的分布式 CSLAM 算法均存在一个明显的缺陷, 即算法要求在执行地图融合的时间间隔内, 通信拓扑必须是固定的, 所以这些分布式 CSLAM 算法不适用于强动态通信拓扑条件, 应用范围受到了限制. 为了解决这个问题, 文献 [22] 将式 (4) 所示的平均一致性算法的输入改为相邻时刻的局部地图之间的更新信息, 实验结果表明, 如果动态通信拓扑是联合

连通的, 则得到的全局地图是收敛的。

以上所述基于分布式估计方法的多机器人 CSLAM 算法的对比结果如表 3 所示。

表 3 基于分布式估计方法的多机器人 CSLAM 算法
Table 3 Multi-robot CSLAM algorithm based on distributed estimation methods

分类	静态方法	动态方法
文献	文献 [21, 105–106] 避免循环更新和数据延迟	文献 [19, 22, 107] 避免循环更新和数据延迟
优点	迟; 文献 [21] 方法存储空间 更小、计算复杂度更低	迟; 动态地图融合实用 性更强; 文献 [22] 方法适应更 强的动态通信拓扑条件
缺点	静态地图融合使全局地 图信息不全、估计次优	受一致性算法迭代次数 影响大; 不确定性大
收敛条件	移动机器人构成的动态 通信拓扑是联合连通的	见文献 [19, 22, 107] 的定 理 3、引理 4.1 和定理 3.2
收敛结论	算法输出收敛于关于所有 初始状态的平均一致值	算法输出收敛于关于所有 初始状态的平均一致值

3.2 其他考虑稀疏-动态通信状况的分布式 CSLAM 算法

除了基于分布式估计方法的多机器人 CSLAM 算法, Leung 等^[18,122] 和 Cunningham 等^[24–25,123] 等提出了在稀疏-动态通信条件下研究 CSLAM 算法的不同思路。

Leung 等在稀疏-动态通信条件下, 首先得到能够实现多机器人协作定位的方法, 进而将该方法扩展至多机器人 CSLAM 应用中, 主要目的是使多机器人系统能够在稀疏-动态通信拓扑中免受 OOSM 和数据延迟等问题的干扰, 获取集中式的关于机器人位姿和环境特征位置状态的最优后验估计结果。其具体做法是针对任意机器人 i , 定义一种知识集 (Knowledge set) $\mathcal{S}_{i,k}$ 和局部检测点 (Checkpoint) $C_{p,i}$, 包含了机器人 i 在任意时刻 k 所知晓的所有里程计和观测信息, 以及先前所有时刻的状态后验估计结果, $C_{p,i}$ 表征了机器人能够获取集中式后验估计结果的时刻, $C_{p,i}$ 的确定是通过对 $\mathcal{S}_{i,k}$ 所包含信息进行判断而得以实施的。通过一系列 $C_{p,i}$ 的确定, 机器人能够获取并存储时序正确的观测数据, 从而在信息融合过程中避免 OOSM 问题。此外, 每个机器人可以进行暂时的状态估计, 并对这种暂时结果进行存储, 以待获取下一个 $C_{p,i}$ 时, 进行集中式最优估计, 以此来避免数据延迟问题。同时, 在阶段性地获取最优估计结果之后, 可以根据机器人系统的马尔科夫性质, 对机器人存储空间中已经不再需要的历史数据进行剔除, 避免发生循环更新问题。然而, 成功执行这种多机器人 CSLAM

算法的前提条件是, 每个机器人在初始时刻必须知道多机器人系统中的机器人总数。这使得在多机器人系统协作创建地图过程中, 一旦发生机器人失效事件, 而其他机器人又无法自主获知这一信息, 则 CSLAM 算法运行的结果将是次优的。

文献 [124] 针对单机器人系统提出了一种基于平方根信息平滑 (Square root information smoothing) 的 SLAM 算法-平滑建图 (Smoothing and mapping, SAM) 算法。在该算法中, 通过将已知量 (机器人的运动控制输入量和观测测量) 作为关于未知量 (机器人位姿和环境特征位置状态) 的联合概率算子的参数, 得到一种因子图 (Factor graph), 图的具体样式请参考文献 [124]。这种描述 SLAM 过程的因子图可以与 SLAM 问题的联合概率表示形式形成对应关系。基于此, 对关于未知量的联合概率进行最小化, 以获取基于上述已知量关于未知量的最大后验 (Maximum a posteriori, MAP) 估计, 从而将 SLAM 问题转化为求解一种非线性最小二乘问题, 进而通过非线性最优化方法将其进一步化简为一般的求解标准最小二乘问题, 即求解

$$\delta^* = \arg \min_{\delta} \|A\delta - \mathbf{b}\|_2^2 \quad (7)$$

其中, A 为一种特殊的与因子图相关联的稀疏量测矩阵, $\mathbf{b}$ 为常数向量, δ 为目标值。对矩阵 A 进行 QR 分解, 可以得到式 (7) 的解:

$$\delta = \frac{\mathbf{d}}{R}$$

其中, $\mathbf{d}$ 为常数向量, R 为 A 的平方根矩阵, 其携带了最完整的机器人轨迹和环境地图信息。在上述研究成果的基础上, Cunningham 等提出了一种将单机器人 SAM 算法扩展至稀疏-动态通信条件下的多机器人 CSLAM 算法中的有效途径, 即 DDF-SAM (Smoothing and mapping approach to implement decentralized data fusion) 算法^[123]。其具体思路是从增强 CSLAM 算法可扩展性和对动态拓扑的鲁棒性的角度出发, 将机器人局部坐标系之间的坐标转换关系作为约束引入因子图中, 得到一种新的约束因子图, 进而依次按照局部最优化、通信和邻近最优化三个步骤逐步实现多机器人协作地图创建。具体地, 1) 局部最优化过程通过变量消除得到了一种只包含环境特征信息的压缩图 (Condensed graph); 2) 通信环节实现机器人之间压缩图的传递共享, 并且允许机器人进行压缩图的缓存和间接的数据传递, 以提高对动态拓扑和机器人失效事件的鲁棒性; 3) 邻近优化环节则首先利用约束因子图实现机器人之间的地图配准, 进而使每个机器人均可利用其自身及其邻居机器人的压缩

图信息,以一种非线性约束最优化的方式进行邻近地图的创建,直至这种邻近地图囊括多机器人系统中所有机器人的压缩图信息,从而得到最终的全局地图.这种 CSLAM 算法的关键在于通过地图配准实现约束因子图的创建,而这实质上又属于一种数据关联问题,但文献 [123] 却没有给出具体的在因子图模型下执行这种数据关联的方法.针对这个问题,文献 [25] 提出了一种适用于基于文献 [123] 中 DDF-SAM 算法框架的基于 RANSAC 算法的数据关联方法,并分别进行了真实多机器人系统的物理实验和大范围环境的仿真实验,从而验证了该数据关联方法较好的有效性和可扩展性.进一步地,Cunningham 等认为文献 [123] 介绍的 DDF-SAM 算法中用于避免循环更新问题的方法过于保守,而且采用批处理优化过程的局部最优化和邻近优化环节的计算复杂度较高,因而对 DDF-SAM 算法又进行了改进.主要工作是引入一种“抗因子 (Anti-factor)”,使机器人在可以避免循环更新问题的同时,能够进行局部增广地图的保存和维护,进而进行一种特殊的贝叶斯近似,得到比较稀疏的局部压缩地图,用于邻近优化,得到全局地图,从而降低计算复杂度,提高算法的可扩展性.

从上述内容可以看出,学者们针对稀疏-动态通信条件下多机器人 CSLAM 算法的研究提出了多种可行性方案,取得了一系列重要理论成果和实验经验.但值得注意的是,与研究考虑通信范围或者带宽受限的多机器人 CSLAM 算法不同的是,基于稀疏-动态通信条件的多机器人 CSLAM 算法的研究重点主要集中于地图融合机制的研究,而对于稀疏-动态通信对地图配准和数据关联会带来怎样的影响,以及如何使 CSLAM 算法避免其中的一些不利因素,却未得到足够的关注.此外,文献 [18-22, 24-25, 105-108, 122-123] 中提出的 CSLAM 算法虽然是用来说明应对恶劣的稀疏-动态通信条件的,但是在多机器人系统通信网络稍好或者完全连通的情况下,这些 CSLAM 算法依然能够取得最优可靠的协作地图创建结果.

4 结论

虽然多机器人系统可以在大范围复杂的未知环境中协作完成单机器人系统很难完成的环境认知任务,并在执行任务效率、容错性、鲁棒性、硬件成本和并行处理能力等方面优势明显,但是多机器人系统的通信网络由于通信手段先天性不足、环境地形复杂和机器人的移动性等原因而产生的稀疏通信、动态拓扑和丢包延迟等一系列内在交联特性,给多机器人 CSLAM 问题的解决带来了很多难题.这使得近年来,数据通信问题在多机器人 CSLAM 方法

研究中受到越来越多的关注,并且,一系列有针对性的研究成果相继涌现.因此,本文以现有多机器人 CSLAM 方法对多机器人系统通信网络所作出假设的侧重点的不同为标准,将 CSLAM 方法进行分类,并分别进行分析和阐述,表 4 则给出了本文所阐述的 3 类考虑通信状况的多机器人 CSLAM 算法各自主要的优势和不足.

表 4 多机器人 CSLAM 算法
Table 4 Multi-robot CSLAM algorithm

通信状况	完全连通	通信范围/带宽受限	稀疏-动态
CSLAM 算法	集中式	分布式	分布式
优势	简单易行;	实用性、可	实用性、可扩展
	估计最优	扩展性一般	性较好; 通信复杂度较低
不足	通信复杂度较高; 鲁棒性、可扩展性、稳定性	计算复杂度较高; 易受通信阻塞、时滞和丢包等影响	数据关联方法研究滞后; 算法稳定性较低

目前,关于多机器人 CSLAM 问题的研究成果还在不断增多,虽然较多的研究都不同程度地考虑了多机器人系统的通信状况,但是仍有少数一部分^[125-130] 却只将研究重点放在了算法复杂度等方面的优化上.然而,正如 Rone 等^[23] 所指出的,多机器人系统问题的研究必须联合地看待通信和计算问题,多机器人 CSLAM 算法研究也不例外,否则得到的定位和地图创建结果将是片面和次优的.从目前的研究现状来看,考虑通信网络状况的多机器人 CSLAM 问题研究仍处于发展阶段,有以下重点问题值得进一步深入探讨:

1) 在稀疏-动态通信条件下开展具体深入的通信不稳定因素对 CSLAM 算法影响的定量研究分析.正如表 4 所示,考虑通信范围或者带宽受限和稀疏-动态通信的分布式 CSLAM 算法容易遭受通信阻塞、时滞和丢包等通信不稳定因素影响而显得稳定性不佳.然而,目前存在的 CSLAM 算法研究主要针对多机器人系统表现出的不良通信现象,而缺乏对藏于不良通信现象之下的多种通信不稳定因素的深入剖析和综合考虑;对已经意识到可能存在的通信不稳定因素,也是仅仅停留在定性分析,而缺乏说服力 and 针对性更强的定量分析;因此,考虑通信状况的 CSLAM 算法研究有待进一步地针对具体通信不稳定因素对算法稳定性的影响而深入展开.特别地,针对稀疏-动态通信造成的普遍存在于多机器人系统中的有向非对称(切换)通信拓扑^[57, 131-132],将分布式滤波和一致性算法等研究领域中的成果有效移植应用到多机器人 CSLAM 研究中,也将是未

来的重要研究方向之一。

2) 开展更加综合全面的多机器人主动 CSLAM 方法研究. 多机器人系统可以被看作是一种特殊的移动传感器网络 (Mobile sensor network, MSN)^[56,133-134]. 在 MSN 研究领域, 如果对 MSN 中传感器的运动进行合理的控制和规划, 那么就可以使 MSN 成为能够主动感知的 MSN^[135]. 文献 [136] 给出了一般的分布式主动 MSN 的结构框图. 类似的, 若在 CSLAM 方法研究中对机器人的运动加以控制和规划, 则可以使其成为一种主动 CSLAM 方法. 然而在近几年, 文献 [47, 50, 137-140] 却只是将主动 CSLAM 算法研究的落脚点着眼于提高多机器人系统的自主定位和地图创建精度, 以及对未知环境的探测效率, 而没有综合全面地考虑效率、精度、通信^[49]、协调性^[141] 和编队避障^[142-143] 等因素. 因此, 主动 CSLAM 方法的综合全面性还有待进一步发掘. 在兼顾上述因素的前提下, 主动 CSLAM 方法研究还应该注重主动全局循环闭合方法的研究, 以促进全局地图的快速收敛, 以及将多机器人系统通信稳定性考虑在内的决策机制研究, 以制定更为合理的移动机器人控制^[144] 输入。

3) 开展混乱动态未知室外环境中的多机器人 CSLAM 方法研究. 在执行灾难救援、资源勘探和空间探测等特殊任务时, 多机器人系统遭遇的大多是混乱动态的未知室外环境^[145-146]. 真实环境的混乱动态性主要体现在三个方面. 1) 环境中包含动态障碍和移动的机器人; 2) 环境非结构化、传感器模型的不精确、自然环境噪声和测量噪声的复杂性; 3) 造成通信中断、通信阻塞、丢包和通信延时等通信不稳定性的因素: 地图更新频率、通信网络中的信息传输频率、发动机、电动机、磁电机和电器噪声干扰等人为干扰源、天气变化、雷电和太阳黑子等自然电磁波干扰等. 与单机器人 SLAM 方法^[147] 研究相比, 目前混乱动态未知室外环境中考虑通信状况的多机器人 CSLAM 方法研究还相对稀缺和滞后, 因而需要更多的关注。

4) 开展与各类考虑稀疏-动态通信状况的分布式 CSLAM 算法相适应的数据关联方法研究. 在考虑稀疏-动态通信状况的分布式 CSLAM 算法研究过程中, 文献 [20, 25, 108] 相继研究了相应的分布式数据关联方法. 然而, 通过分析发现, 文献 [25] 中分布式数据关联方法缺乏对不一致问题的研究而显得可靠性不强, 文献 [20] 虽然在文献 [108] 中考虑通信受限的分布式数据关联方法的基础上提出了降低算法复杂度的有效途径, 但是这两种数据关联方法均不适用于动态通信拓扑. 因此, 相对于目前尚不十分成熟的考虑稀疏-动态通信状况的分布式 CSLAM 算法研究, 与其相适应且不可回避的数据关联方法

研究则更显得薄弱和滞后, 因此, 对于此类数据关联方法的研究将是任重而道远。

References

- 1 Dudek G, Jenkin M R M, Milios E, Wilkes D. A taxonomy for multi-agent robotics. *Autonomous Robots*, 1996, **3**(4): 375-397
- 2 Cao Y U, Fukunaga A S, Kahng A. Cooperative mobile robotics: antecedents and directions. *Autonomous Robots*, 2003, **4**(1): 7-27
- 3 Kremens R, Faulring J, Gallagher A, Seema A, Vodacek A. Autonomous field-deployable wildland fire sensors. *International Journal of Wildland Fire*, 2003, **12**(2): 237-244
- 4 Mathews G M, Durrant-Whyte H F. Decentralised optimal control for reconnaissance. In: *Proceedings of Information, Decision and Control*. Adelaide, Australia: IEEE, 2007. 314-319
- 5 Simmons R, Smith T, Dias M B, Goldberg D, Hersherberger D, Stentz A, Zlot R. Multi-robot systems: from swarms to intelligent automata. In: *Proceedings of the 2002 NRL Workshop on Multi-Robot Systems*. Netherlands: Springer, 2002. 103-112
- 6 Carpin S, Birk A, Jucikas V. On map merging. *IEEE Robotics and Autonomous Systems*, 2005, **53**(1): 1-14
- 7 Pan Wei. Research on Map Building of Multiple Mobile Robot [Ph.D. dissertation], Central South University, China, 2009
(潘薇. 多移动机器人地图构建的方法研究 [Ph.D. dissertation], 中南大学, 中国, 2009)
- 8 Ren Xiao-Ping, Cai Zi-Xing, Chen Ai-Bin. Current research in multi-mobile robots communication system. *Control and Decision*, 2010, **25**(3): 327-332
(任孝平, 蔡自兴, 陈爱斌. 多移动机器人通信系统研究进展. 控制与决策, 2010, **25**(3): 327-332)
- 9 Sun Liang, Zhang Yong-Qiang, Qiao Shi-Quan. Summary of multi-robot communication technology. *China Science and Technology Information*, 2008, (5): 112-114
(孙亮, 张永强, 乔世权. 多移动机器人通信技术综述. 中国科技信息, 2008, (5): 112-114)
- 10 Meng Xian-Song, Liu Jian-Hua, Zhang Ming-Jun. Research on multiple autonomous underwater vehicles formation communication. *Shipbuilding of China*, 2008, **48**(4): 77-84
(孟宪松, 刘建华, 张铭钧. 多水下机器人编队通信研究. 中国造船, 2008, **48**(4): 77-84)
- 11 Ballesta M, Reinoso O, Gil A, Julia M, Paya L. Analysis of map alignment techniques in visual slam systems. In: *Proceedings of Emerging Technologies and Factory Automation*. Hamburg, Germany: IEEE, 2008. 825-832
- 12 Romero V A, Costa O L V. Map merging strategies for multi-robot fastSLAM: a comparative survey. In: *Proceedings of Robotics Symposium and Intelligent Robotic Meeting (LARS)*. Latin, USA: IEEE, 2010. 61-66
- 13 Lee H C, Lee S H, Lee T S, Kim D J, Lee B H. A survey of map merging techniques for cooperative-SLAM. In: *Proceedings of 9th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI)*. Daejeon, South Korea: IEEE, 2012. 26-29

- 14 Zhou X S, Roumeliotis S I. Multi-robot SLAM with unknown initial correspondence: the robot rendezvous case. In: Proceedings of the 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Beijing, China: IEEE, 2005. 1785–1792
- 15 Bar-Shalom Y. *Tracking and Data Association*. USA: San Diego: Academic Press, 1987
- 16 Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous localization and mapping: Part I. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2006, **13**(2): 99–110
- 17 Bailey T, Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and mapping (SLAM): Part II. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2006, **13**(3): 108–117
- 18 Leung K Y K, Barfoot T D, Liu H H T. Decentralized cooperative SLAM for sparsely-communicating robot networks: a centralized-equivalent approach. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2012, **66**(3): 321–342
- 19 Aragues R, Cortes J, Sagues C. Distributed consensus on robot networks for dynamically merging feature-based maps. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012, **28**(4): 840–854
- 20 Montijano E, Aragues R, Sagues C. Distributed data association in robotic networks with cameras and limited communications. *IEEE Transactions on Robotics*, 2013, **29**(6): 1408–1423
- 21 Aragues R, Cortes J, Sagues C. Distributed map merging with consensus on common information. In: Proceedings of Control Conference (ECC), 2013 European. Zurich, Switzerland: IEEE, 2013. 736–741
- 22 Aragues R, Sagues C, Mezouar Y. Feature-based map merging with dynamic consensus on information increments. In: Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Karlsruhe, Germany: IEEE, 2013. 2725–2730
- 23 Rone W, Ben-Tzvi P. Mapping, localization and motion planning in mobile multi-robotic systems. *Robotica*, 2013, **31**(1): 1–23
- 24 Cunningham A, Indelman V, Dellaert F. DDF-SAM 2.0: Consistent distributed smoothing and mapping. In: Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Karlsruhe, Germany: IEEE, 2013. 5220–5227
- 25 Cunningham A, Wurm K M, Burgard W, Dellaert F. Fully distributed scalable smoothing and mapping with robust multi-robot data association. In: Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Saint Paul, USA: IEEE, 2012. 1093–1100
- 26 Leung K Y K. Cooperative Localization and Mapping in Sparsely-Communicating Robot Networks [Ph.D. dissertation], University of Toronto, Canada, 2012
- 27 Howard A, Kitchen L. Cooperative Localisation and Mapping: Preliminary Report, Technical Report tr1999/24, Department of Computer Science and Software Engineering, University of Melbourne, Australia, 1999
- 28 Burgard W, Moors M, Fox D, Simmons R, Thrun S. Collaborative multi-robot exploration. In: Proceedings of Robotics and Automation. Saint Paul, USA: IEEE, 2000. 476–481
- 29 Simmons R, Apfelbaum D, Burgard W, Fox D, Moors M, Thrun S, Younes H L S. Coordination for multi-robot exploration and mapping. In: Proceedings of the 17th National Conference on Artificial Intelligence and 12th Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence. USA: AAAI Press, 2000. 852–858
- 30 Wang Z, Huang S D, Dissanayake G. Multi-robot simultaneous localization and mapping using d-slam framework. In: Proceedings of Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information. Melbourne, Australia: IEEE, 2007. 317–322
- 31 Dellaert F, Alegre F, Martinson E B. Intrinsic localization and mapping with 2 applications: diffusion mapping and macro polo localization. In: Proceedings of Robotics and Automation. Taipei, China: IEEE, 2003. 2344–2349
- 32 Fenwick J W, Newman P M, Leonard J J. Cooperative concurrent mapping and localization. In: Proceedings of Robotics and Automation. Washington D.C., USA: IEEE, 2002. 1810–1817
- 33 Thrun S. An Online Mapping Algorithm for Teams of Mobile Robots, CMU-CS-00-167, Carnegie-Mellon University Pittsburgh Pa School of Computer Science, Carnegie-Mellon University, USA, 2000
- 34 Thrun S, Burgard W, Fox D. A real-time algorithm for mobile robot mapping with applications to multi-robot and 3D mapping. In: Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation. San Francisco, USA: IEEE, 2000. 321–328
- 35 Thrun S. A probabilistic on-line mapping algorithm for teams of mobile robots. *The International Journal of Robotics Research*, 2001, **20**(5): 335–363
- 36 Choi K S, Lee S G. An enhanced CSLAM for multi-robot based on unscented Kalman filter. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2012, **10**(1): 102–108
- 37 Thrun S, Liu Y, Koller D, Ng A Y, Ghahramani Z B, Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and mapping with sparse extended information filters. *The International Journal of Robotics Research*, 2004, **23**(7–8): 693–716
- 38 Thrun S, Burgard W, Fox D. A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots. *Autonomous Robots*, 1998, **5**(3–4): 253–271
- 39 Wan E A, Van Der Merwe R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation. In: Proceedings of Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium. Lake Louise, Alberta, Canada: IEEE, 2000. 153–158
- 40 Bar-Shalom Y, Chen H, Mallick M. One-step solution for the multistep out-of-sequence-measurement problem in tracking. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, **40**(1): 27–37
- 41 Bar-Shalom Y. Update with out-of-sequence measurements in tracking: exact solution. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, **38**(3): 769–777
- 42 Wang Wei, Huang Xin-Han, Wang Min. Survey of sequence measurement filtering algorithm. *Control and Decision*, 2012, **27**(1): 1–7, 14
(王伟, 黄心汉, 王敏. 无序量测滤波更新算法综述. *控制与决策*, 2012, **27**(1): 1–7, 14)
- 43 Rodriguez-Losada D, Matia F, Jimenez A. Local maps fusion for real time multirobot indoor simultaneous localization and mapping. In: Proceedings of Robotics and Automation. Michigan, USA: IEEE, 1999. 1308–1313

- 44 Castellanos J A, Montiel J M M, Neira J, Tardos J D. The SPmap: a probabilistic framework for simultaneous localization and map building. *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, 1999, **15**(5): 948–952
- 45 Williams S B. Efficient Solutions to Autonomous Mapping and Navigation Problems [Ph. D. dissertation], The University of Sydney, Australia, 2001
- 46 Williams S B, Dissanayake G, Durrant-Whyte H. Towards multi-vehicle simultaneous localisation and mapping. In: Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Michigan, Washington D. C.: IEEE, 2002. 2743–2748
- 47 Yuan Jing, Huang Ya-Lou, Tao Tong, Xi Bai-Yu. Multi-robot active simultaneous localization and mapping based on local submap approach. *Robot*, 2009, **31**(2): 97–103
(苑晶, 黄亚楼, 陶通, 习白羽. 基于局部子地图方法的多机器人主动同时定位与地图创建. *机器人*, 2009, **31**(2): 97–103)
- 48 Jafri S R U N, Brayda L, Chellali R. Distributed feature based RBPf multi robot SLAM. In: Proceedings of Robotics and Biomimetics. Phuket, Thailand: IEEE, 2011. 1066–1071
- 49 Wu Xiao-Lin, Song Meng, Yuan Jing, Sun Feng-Chi, Tao Tong. Multi-robot active SLAM under limited communication range. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2012, **34**(10): 2011–2128
(吴晓琳, 宋萌, 苑晶, 孙凤池, 陶通. 通讯范围受限条件下的多机器人主动 SLAM. *系统工程与电子技术*, 2012, **34**(10): 2011–2128)
- 50 Pham V C, Juang J C. An improved active SLAM algorithm for multi-robot exploration. In: Proceedings of SICE Annual Conference. Tokyo, Japan: IEEE, 2011. 1660–1665
- 51 Chapman A, Sukkarieh S. A protocol for decentralized multi-vehicle mapping with limited communication connectivity. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe, Japan: IEEE, 2009. 357–362
- 52 Pfingsthorn M, Birk A, Bulow H. An efficient strategy for data exchange in multi-robot mapping under underwater communication constraints. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Taipei, China: IEEE, 2010. 4886–4893
- 53 Nettleton E, Thrun S, Durrant-Whyte H, Sukkarieh S. Decentralised SLAM with low-bandwidth communication for teams of vehicles. *Field and Service Robotics*, 2006, **24**: 179–188
- 54 Reece S, Roberts S. Robust, low-bandwidth, multi-vehicle mapping. In: Proceedings of Information Fusion. Philadelphia, USA: IEEE, 2005. 1319–1326
- 55 Yu H Y, Zhuang Y, Wang W. Distributed H_∞ filtering in sensor networks with randomly occurred missing measurements and communication link failures. *Information Sciences*, 2013, **222**: 424–438
- 56 Tuna G, Gulez K, Gungor V C. Communication related design considerations of WSN-aided multi-Robot SLAM. In: Proceedings of Mechatronics. Istanbul, Turkey: IEEE, 2011. 493–498
- 57 Sayyaadi H, Doostmohammadian M R. Finite-time consensus in directed switching network topologies and time-delayed communications. *Scientia Iranica*, 2011, **18**(1): 75–85
- 58 You Ke-You, Xie Li-Hua. Survey of recent progress in networked control systems. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(2): 101–118
(游科友, 谢立华. 网络控制系统的最新研究综述. *自动化学报*, 2013, **39**(2): 101–118)
- 59 Wang Y, Li C, Liu X Y. Consensus-based filter designing for wireless sensor networks with packet loss. *ISA Transactions*, 2014, **53**(2): 578–583
- 60 Konolige K, Fox D, Limketkai B, Ko J, Steward B. Map merging for distributed robot navigation. In: Proceedings of Intelligent Robots and Systems. Nevada, USA: IEEE, 2003. 212–217
- 61 Lee H C, Kwak N, Lee J H, Lee B H. Probabilistic feature matching for map merging in the multi-robot FastSLAM with unknown initial correspondence. In: Proceedings of Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence. Seoul, South Korea: IEEE, 2008. 693–698
- 62 Zhou X S, Roumeliotis S I. Multi-robot SLAM with unknown initial correspondence: the robot rendezvous case. In: Proceedings of the 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Beijing, China: IEEE, 2006. 1785–1792
- 63 Benedettelli D, Garulli A, Giannitrapani A. Cooperative SLAM using M-Space representation of linear features. *Robotics and Autonomous Systems*, 2012, **60**(10): 1267–1278
- 64 Andersson L A A, Nygard J. C-sam: multi-robot slam using square root information smoothing. In: Proceedings of Robotics and Automation. California, USA: IEEE, 2008. 2798–2805
- 65 Carlone L, Ng M K, Du J J, Bona B, Indri M. Rao-Blackwellized particle filters multi robot SLAM with unknown initial correspondences and limited communication. In: Proceedings of Robotics and Automation. Alaska, USA: IEEE, 2010. 243–249
- 66 Ozkucur N E, Akin H L. *RoboCup 2009: Robot Soccer World Cup XIII*. Berlin: Springer, 2010. 449–460
- 67 Wu M, Huang F F, Wang L, Sun J Y. Cooperative multi-robot monocular-SLAM using salient landmarks. In: Proceedings of Informatics in Control, Automation and Robotics. Bangkok, Thailand: IEEE, 2009. 151–155
- 68 Andersson L A A, Nygard J. On multi-robot map fusion by inter-robot observations. In: Proceedings of Information Fusion. Seattle, WA: IEEE, 2009. 1712–1721
- 69 Dinnissen P, Givigi S N, Schwartz H M. Map merging of multi-robot SLAM using reinforcement learning. In: Proceedings of Systems, Man, and Cybernetics. Seoul, South Korea: IEEE, 2012. 53–60
- 70 Lee H C, Cho Y J, Lee B H. Accurate map merging with virtual emphasis for multi-robot systems. *Electronics Letters*, 2013, **49**(15): 932–934
- 71 Hajjdiab H, Laganieri R. Vision-based multi-robot simultaneous localization and mapping. In: Proceedings of Computer and Robot Vision. London, ON, Canada: IEEE, 2004. 155–162
- 72 Lee H C, Lee B H. Improved feature map merging using virtual supporting lines for multi-robot systems. *Advanced Robotics*, 2011, **25**(13–14): 1675–1696

- 73 Lee H S, Lee K M. Multi-robot SLAM using ceiling vision. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. St. Louis, MO, USA: IEEE, 2009. 912–917
- 74 Jeong W Y, Lee K M. CV-SLAM: a new ceiling vision-based SLAM technique. In: Proceedings of Intelligent Robots and Systems. Edmonton, Canada: IEEE, 2005. 3195–3200
- 75 Li Z, un Nabi Jafri S R, Chellali R. Visual place recognition for multi-robots maps merging. In: Proceedings of the 2012 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics. College Station, TX: IEEE, 2012. 1–6
- 76 León A, Barea R, Bergasa L M, Lopez E, Ocana M, Schleicher D. SLAM and map merging. *Journal of Physical Agents*, 2009, **3**(1): 13–23
- 77 Birk A, Carpin S. Merging occupancy grid maps from multiple robots. *Proceedings of the IEEE*, 2006, **94**(7): 1384–1397
- 78 Saeedi S, Paull L, Trentini M, Li H. Multiple robot simultaneous localization and mapping. In: Proceedings of the 2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. San Francisco, USA: IEEE, 2011. 853–858
- 79 Saeedi S, Paull L, Trentini M, Li H. Neural network-based multiple robot simultaneous localization and mapping. *Neural Networks*, 2011, **22**(12): 2376–2387
- 80 Carpin S, Pillonetto G. Motion planning using adaptive random walks. *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, **21**(1): 129–136
- 81 Wang K, Jia S M, Li Y C, Li X Z, Guo B. Research on map merging for multi-robotic system based on RTM. In: Proceedings of Information and Automation. Shenyang, China: IEEE, 2012. 156–161
- 82 Huang W H, Beevers K R. Topological map merging. *The International Journal of Robotics Research*, 2005, **24**(8): 601–613
- 83 Lee H C, Lee S H, Choi M H, Lee B H. Probabilistic map merging for multi-robot RBPF-SLAM with unknown initial poses. *Robotica*, 2012, **30**(2): 205–220
- 84 Lakaemper R, Latecki L J, Wolter D. Incremental multi-robot mapping. In: Proceedings of Intelligent Robots and Systems. Edmonton, Canada: IEEE, 2005. 3846–3851
- 85 Tungadi F, Lui W L D, Kleeman L, Jarvis R. Robust online map merging system using laser scan matching and omnidirectional vision. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Taipei, China: IEEE, 2010. 7–14
- 86 Lee H C. Implementation of a network-based robot system for cooperative recognition and localization of multiple objects. In: Proceedings of IEEK Summer Conference. Jeju Island, South Korea: IEEK, 2012. 28–36
- 87 Swinnerton J, Brimble R. Autonomous self-localization and mapping agents. In: Proceedings of the 8th Information Fusion. Philadelphia, USA: IEEE, 2005. 1178–1184
- 88 Ji Xiu-Cai. Data Association Problem for Simultaneous Localization and Mapping of Mobile Robots [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2008
(季秀才. 机器人同步定位与建图中数据关联问题研究 [博士学位论文], 国防科学技术大学, 中国, 2008)
- 89 Shao Yan. Research of Multi-Robot Simultaneous Localization and Mapping Based on Particle Filter [Master dissertation], South China University of Technology, China, 2011
(邵妍. 基于粒子滤波器的多机器人同时定位与地图创建问题研究 [硕士学位论文], 华南理工大学, 中国, 2011)
- 90 Wang Yao-Qiang. Data Association in Simultaneous Localization and Map Building [Master dissertation], Harbin Institute of Technology, China, 2008
(王要强. 同步定位与地图构建技术中的数据关联问题 [硕士学位论文], 哈尔滨工业大学, 中国, 2008)
- 91 Granstrom K, Schon T B, Nieto J I, Ramos F T. Learning to close loops from range data. *The International Journal of Robotics Research*, 2011, **30**(14): 1728–1754
- 92 Granstrom K, Schon T B. Learning to close the loop from 3D point clouds. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Taipei, China: IEEE, 2010. 2089–2095
- 93 Granstrom K, Callmer J, Ramos F, Nieto J. Learning to detect loop closure from range data. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe, Japan: IEEE, 2009. 15–22
- 94 Fox D, Ko J, Konolige K, Stewart B. *Robotics Research*. Berlin: Springer, 2005. 60–69
- 95 Stewart B, Ko J, Fox D. The revisiting problem in mobile robot map building: a hierarchical Bayesian approach. In: Proceedings of the 19th conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. Acapulco, Mexico: IEEE, 2002. 551–558
- 96 Singer R A, Sea R G. A new filter for optimal tracking in dense multitarget environments. In: Proceedings of the ninth Allerton Conference Circuit and System Theory. Monticello, USA: IEEE, 1972. 201–211
- 97 Bailey T. Mobile Robot Localisation and Mapping in Extensive Outdoor Environments [Ph.D. dissertation], The University of Sydney, Australia, 2002
- 98 Reid D B. An algorithm for tracking multiple targets. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1979, **24**(6): 843–854
- 99 Tian Shu. Application of Data Association on Simultaneous Localization and Mapping for an AUV [Master dissertation], Ocean University of China, China, 2011
(田舒. 数据关联技术在 AUV 同时定位与地图构建算法中的应用 [硕士学位论文], 中国海洋大学, 中国, 2011)
- 100 Thrun S, Liu Y. *Robotics Research*. Berlin: Springer, 2005. 254–266
- 101 Howard A, Sukhatme G, Mataric M J. Multirobot simultaneous localization and mapping using manifold representations. *Proceedings of the IEEE*, 2006, **94**(7): 1360–1369
- 102 Kim B, Kaess M, Fletcher L, Leonard J. Multiple relative pose graphs for robust cooperative mapping. In: Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Anchorage, AK: IEEE, 2010. 3185–3192
- 103 Howard A. Multi-robot simultaneous localization and mapping using particle filters. *The International Journal of Robotics Research*, 2006, **25**(12): 1243–1256
- 104 Olfati-Saber R, Murray R M. Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, **49**(9): 1520–1533

- 105 Aragues R, Cortes J, Sagues C. Distributed map merging in a robotic network. In: Proceedings of Workshop on Network Robot Systems: human concepts of space and activity, integration and applications. Nice France: IEEE, 2008. 104–110
- 106 Aragues R, Cortes J, Sagues C. Distributed consensus algorithms for merging feature-based maps with limited communication. *Robotics and Autonomous Systems*, 2011, **59**(3): 163–180
- 107 Aragues R, Cortes J, Sagues C. Dynamic consensus for merging visual maps under limited communications. In: Proceedings of Robotics and Automation. Alaska, USA: IEEE, 2010. 3032–3037
- 108 Aragues R, Montijano E, Sagues C. Consistent data association in multi-robot systems with limited communications. In: Proceedings of Robotics: Science and Systems. Zaragoza, Spain: IEEE, 2010. 97–104
- 109 Olfati-Saber R, Shamma J S. Consensus filters for sensor networks and distributed sensor fusion. In: Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control. Seville, Spain: IEEE, 2005. 6698–6703
- 110 Murray, Olfati-Saber R. Consensus protocols for networks of dynamic agents. In: Proceedings of the 2003 American Control Conference. Denver, CO, USA: IEEE, 2003. 951–956
- 111 Li W L, Jia Y M. Distributed consensus filtering for discrete-time nonlinear systems with non-Gaussian noise. *Signal Processing*, 2012, **92**(10): 2464–2470
- 112 Spanos D P, Olfati-Saber R, Murray R M. Approximate distributed Kalman filtering in sensor networks with quantifiable performance. In: Proceedings of the 4th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks. Los Angeles, California, USA: IEEE, 2005. 133–139
- 113 Olfati-Saber R. Distributed Kalman filter with embedded consensus filters. In: Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference. Seville, Spain: IEEE, 2005. 8179–8184
- 114 Olfati-Saber R. Kalman-consensus filter: optimality, stability, and performance. In: Proceedings of the 28th Chinese Control Conference Decision and Control. Shanghai, China: IEEE, 2009. 7036–7042
- 115 Simonetto A, Keviczky T, Babuska R. Distributed nonlinear estimation for robot localization using weighted consensus. In: Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Alaska, USA: IEEE, 2010. 3026–3031
- 116 Vercauteren T, Wang X. Decentralized sigma-point information filters for target tracking in collaborative sensor networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, **53**(8): 2997–3009
- 117 Li W, Jia Y. Consensus-based distributed multiple model UKF for jump Markov nonlinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2012, **57**(1): 227–233
- 118 Olfati-Saber R, Fax J A, Murray R M. Consensus and cooperation in networked multi-agent systems. *Proceedings of the IEEE*, 2007, **95**(1): 215–233
- 119 Xiao L, Boyd S, Lall S. A scheme for robust distributed sensor fusion based on average consensus. In: Proceedings of Information Processing in Sensor Networks. Portland, OR, USA: IEEE, 2005. 63–70
- 120 Freeman R A, Yang P, Lynch K M. Distributed estimation and control of swarm formation statistics. In: Proceedings of the 2006 American Control Conference. Minneapolis, USA: IEEE, 2006. 749–755
- 121 Yang P. Stability and convergence properties of dynamic average consensus estimators. In: Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control. San Diego, CA: IEEE, 2006. 338–343
- 122 Leung K Y K, Barfoot T D, Liu H H T. Decentralized cooperative simultaneous localization and mapping for dynamic and sparse robot networks. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Taipei, China: IEEE, 2010. 3554–3561
- 123 Cunningham A, Paluri M, Dellaert F. DDF-SAM: fully distributed slam using constrained factor graphs. In: Proceedings of Intelligent Robots and Systems. Taipei, China: IEEE, 2010. 3025–3030
- 124 Dellaert F, Kaess M. Square root SAM: simultaneous localization and mapping via square root information smoothing. *The International Journal of Robotics Research*, 2006, **25**(12): 1181–1203
- 125 Erinc G, Carpin S. Anytime merging of appearance-based maps. *Autonomous Robots*, 2014, **36**(3): 241–256
- 126 Jones B, Campbell M, Tong L. Consensus of stochastic maps. In: Proceedings of SPIE Defense, Security, and Sensing. Baltimore, Maryland, USA: IEEE, 2012. 7–15
- 127 Saeedi S, Paull L, Trentini M, Seto M, Li H. Efficient map merging using a probabilistic generalized voronoi diagram. In: Proceedings of Intelligent Robots and Systems. Vilamoura, Portugal: IEEE, 2012. 4419–4424
- 128 Saeedi S, Paull L, Trentini M, Seto M, Li H. Map merging using Hough peak matching. In: Proceedings of Intelligent Robots and Systems. Vilamoura, Portugal: IEEE, 2012. 4683–4688
- 129 Jones B, Campbell M, Tong L. Maximum Likelihood Fusion of Stochastic Maps [Online], available: <http://arxiv.org/pdf/1303.6170v1.pdf>, March 25, 2013
- 130 Cai Y, Tang Z, Zhao C. New layered SOA-based architecture for multi-robots cooperative online SLAM. *Chinese Journal of Electronics*, 2014, **23**(1): 25–30
- 131 Cai K, Ishii H. Average consensus on general strongly connected digraphs. *Automatica*, 2012, **48**(11): 2750–2761
- 132 Li S, Guo Y. Distributed consensus filter on directed graphs with switching topologies. In: Proceedings of the 2013 American Control Conference. Washington D.C., USA: IEEE, 2013. 6151–6156
- 133 Suzuki T, Kawabata K, Hada Y, Tobe Y. Deployment of wireless sensor network using mobile robots to construct an intelligent environment in a multi-robot sensor network [Online], available: <http://www.intechopen.com>, July 1, 2008
- 134 Fu S Y, Kuai X K, Zheng R, Yang G S, Hou Z G. Local vs. global: indoor multi-robot simultaneous localization and mapping in wireless sensor networks. In: Proceedings of Networking, Sensing and Control. Chicago, IL, USA: IEEE, 2010. 171–176
- 135 Ma X, Tan J D. Active sensing with mobile sensor networks: a survey. *Journal of Communications*, 2013, **8**(2): 110–127

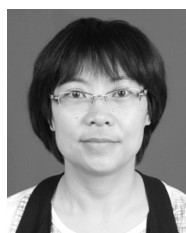
- 136 Stone P, Kaminka G A, Kraus S, Rosenscheind J S, Agmona N. Teaching and leading an ad hoc teammate: collaboration without pre-coordination. *Artificial Intelligence*, 2013, **203**: 35–65
- 137 Munoz-Gómez L, Alencastre-Miranda M, Lopez-Padilla R, Murrieta-Cid R. Exploration and map-building under uncertainty with multiple heterogeneous robots. In: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Shanghai, China: IEEE, 2011. 2295–2301
- 138 Kontitsis M, Theodorou E A, Todorov E. Multi-robot active SLAM with relative entropy optimization. In: Proceedings of American Control Conference. Washington, DC, USA: IEEE, 2013. 2757–2764
- 139 Kosmatopoulos E B, Rovas D V, Doitsidis L, Aboudolas K, Roumeliotis S I. A generic framework for scalable and convergent multi-robot active simultaneous localization, mapping and target tracking. In: Proceedings of the 19th Mediterranean Conference on Control and Automation. Corfu, Greece: IEEE, 2011. 151–156
- 140 Wu X L, Yuan J, Sun F C, Chen H, Huang S Z. An approach to multi-robot cooperative SLAM. In: Proceedings of the 31st Chinese Control Conference. Hefei, China: IEEE, 2012. 4904–4909
- 141 Cai Y F, Tang Z M, Zhao C X. A new approach of formation navigation derived from multi-robots cooperative online FastSLAM. *Journal of Control Theory and Applications*, 2012, **10**(4): 451–457
- 142 Kuppam Chetty R M, Singaperumal M, Nagarajan T. Behavior based multi robot formations with active obstacle avoidance based on switching control strategy. *Advanced Materials Research*, 2012, **433**: 6630–6635
- 143 Li X P, Sun D, Yang J. A bounded controller for multirobot navigation while maintaining network connectivity in the presence of obstacles. *Automatica*, 2013, **49**(1): 285–292
- 144 Yang Tian-Tian, Liu Zhi-Yuan, Chen Hong, Pei Run. Formation control and obstacle avoidance for multiple mobile robots. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **34**(5): 588–592 (杨甜甜, 刘志远, 陈虹, 裴润. 多移动机器人避障编队控制. 自动化学报, 2008, **34**(5): 588–592)
- 145 Abrate F, Bona B, Indri M, Rosa S, Tibaldi F. *Distributed Autonomous Robotic Systems*. Berlin: Springer, 2013. 147–160
- 146 Wang H M, Hou Z G, Cheng L, Tan M. Online mapping with a mobile robot in dynamic and unknown environments. *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 2008, **4**(4): 415–423
- 147 Ji Xiu-Cai, Zheng Zhi-Qiang, Zhang Hui. Analysis and control of robot position error in SLAM. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(3): 323–330 (季秀才, 郑志强, 张辉. SLAM 问题中机器人定位误差分析与控制. 自动化学报, 2008, **34**(3): 323–330)



张国良 第二炮兵工程大学教授. 主要研究方向为机器人技术, 先进控制理论与应用. E-mail: zhgl@sohu.com
(ZHANG Guo-Liang Ph. D., professor at the Second Artillery Engineering University. His research interest covers robot technology, advanced control theory and application.)



汤文俊 第二炮兵工程大学博士研究生. 主要研究方向为多智能体协同导航与控制, 无线传感器网络信息融合. 本文通信作者. E-mail: 13468972665@163.com
(TANG Wen-Jun Ph. D. candidate at the Second Artillery Engineering University. His research interest covers multi-agent collaborative navigation and control, and information fusion of wireless sensor network. Corresponding author of this paper.)



曾 静 第二炮兵工程大学副教授, 博士. 主要研究方向为机器人技术, 军事运筹学. E-mail: 594631397@qq.com
(ZENG Jing Ph. D., associate professor at the Second Artillery Engineering University. Her research interest covers robot technology and military operation research.)



徐 君 第二炮兵工程大学博士研究生. 主要研究方向为多智能体协同导航与控制. E-mail: Junxu1021@126.com
(XU Jun Ph. D. candidate at the Second Artillery Engineering University. His research interest covers multi-agent collaborative navigation and control.)



姚二亮 第二炮兵工程大学硕士研究生. 主要研究方向为移动机器人同时定位与地图创建. E-mail: 752075897@qq.com
(YAO Er-Liang Master student at the Second Artillery Engineering University. His research interest covers mobile robot simultaneous localization and

mapping.)