

震后建筑内部层次化 SLAM 的地图模型转换方法

王楠^{1,2} 马书根^{1,3} 李斌¹ 王明辉¹ 赵明扬¹

摘要 由于震后建筑内部环境受损程度和震害形态分布的无法预见性, 层次化 SLAM 地图模型转换难以直接预设划分参数. 本文提出一种基于图形分割的区域划分方法, 实现层次化 SLAM 地图模型转换. 通过对机器人里程和观测信息进行图形映射, 基于信息熵生成节点集, 将环境相似度作为边的权重, 构建无向加权图及相似度矩阵; 并采用归一化割策略对图形进行划分, 得到以机器人观测视角的环境空间划分结果; 方法在解决 SLAM 计算量递增问题的基础上, 最小化相关信息损失, 确保全局一致性. 最后, 通过仿真及模拟废墟实验, 验证算法的有效性和可行性.

关键词 同步定位与地图创建, 地震救援, 移动机器人, 地图模型, 谱聚类

引用格式 王楠, 马书根, 李斌, 王明辉, 赵明扬. 震后建筑内部层次化 SLAM 的地图模型转换方法. 自动化学报, 2015, 41(10): 1723–1733

DOI 10.16383/j.aas.2015.c150125

A Model Transformation of Map Representation for Hierarchical SLAM That Can Be Used for After-earthquake Buildings

WANG Nan^{1,2} MA Shu-Gen^{1,3} LI Bin¹ WANG Ming-Hui¹ ZHAO Ming-Yang¹

Abstract Because of the unpredictability of destructiveness and distribution of seismic damages in the after-earthquake buildings, it is difficult to preset an appropriate parameter of partition for a model transformation of map representation for hierarchical SLAM directly. In this paper, based on the graph partition, we propose a spatial segmentation method to achieve the model transformation of map representations for the hierarchical SLAM. The information of odometers and observations of the robot are abstracted as a graph. The generation of nodes is based on the information entropy and the weight of edges is measured by the environmental similarity. An auxiliary weighted graph and the similarity matrix are built. The normalized cut strategy is used to divide the graph and an environmental partition is obtained from the robot's point-of-view. On the premise of solving the problem of computational complexity increment, the loss of relevant information is minimized and the consistency of global mapping is ensured. Finally, the feasibility and validity of the proposed algorithm are verified by simulations and experiments in artificial ruins.

Key words Simultaneous localization and mapping (SLAM), earthquake rescue, mobile robot, map representation, spectral clustering

Citation Wang Nan, Ma Shu-Gen, Li Bin, Wang Ming-Hui, Zhao Ming-Yang. A model transformation of map representation for hierarchical SLAM that can be used for after-earthquake buildings. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(10): 1723–1733

震后搜救是减少地震损失的重要工作. 而余震和受损结构不稳固导致救援存在很多危险因素. 机器人能够代替人类进入受灾区域, 进行勘查、搜寻

和辅助救援, 提高搜救效率. 搜救机器人需要具有一定的自主能力, 环境认知和自定位是机器人实现自主的前提条件. 但是, 震后建筑物内部属于半未知或完全未知的室内环境, 缺少环境布局、障碍物分布等相关信息, 无法提供先验地图以及全局位置信息, 即地图创建和定位过程缺少绝对参考. 因此, 机器人只能根据机载传感器一方面递增的创建周围环境地图, 另一方面在该地图内对自身位置进行定位, 也就是同步定位与地图创建问题 (Simultaneous localization and mapping, SLAM). 该问题的特殊性在于: 机器人位置和环境地图都为未知量, 两者高度相关且不断迭代. 当前 SLAM 问题的研究已经取得了较大进展^[1-3], 但在实际应用方面仍存在瓶颈, 由于复杂度递增问题, 算法无法在大范围环境

收稿日期 2015-03-17 录用日期 2015-05-13
Manuscript received March 17, 2015; accepted May 13, 2015
国家自然科学基金 (61473283) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61473283)

本文责任编辑 刘成林
Recommended by Associate Editor LIU Cheng-Lin
1. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室 沈阳 110016 中国 2. 中国科学院大学 北京 100049 中国 3. 日本立命馆大学理工学部机器人系 滋贺 525-8577 日本
1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China 3. Department of Robotics, Faculty of Science and Technology, Ritsumeikan University, Kusatsu-Shi 525-8577, Japan

中长期稳定的运行. 基于扩展卡尔曼滤波的 EKF-SLAM 算法, 由于协方差矩阵的更新维护, 导致算法随特征数目的增加存在复杂度递增问题. 基于粒子滤波的 FastSLAM 算法, 由于需要对机器人每个运动轨迹进行假设和估计, 也存在计算负荷随探测时间增加的问题. 针对上述问题, 很多学者从降低算法复杂度、提高估计性能、改进数据关联准确度等角度解决问题. 但是这些研究大多直接基于某种地图模型展开, 而没有针对 SLAM 算法计算复杂度问题和搜救机器人应用特点对地图模型进行改进.

创建能够与人交互的环境地图模型是震后搜救机器人工作的前提基础. 目前 SLAM 算法的地图模型主要有拓扑地图、米制地图和拓扑米制混合地图. 其中, 基于混合地图模型的层次化 SLAM 算法^[4] 逐渐成为研究热点. 在层次化 SLAM 中, 拓扑地图符合人类认知习惯, 米制地图适用于机器人思维的定位导航, 该混合地图模型能够满足震后救援中人与机器人合作的模式需求^[5]. 但是, 目前层次化 SLAM 算法仍缺少统一的地图模型转换方法. 德州大学的 Kuipers^[6] 提出 SSH 框架通过识别特殊地点以模拟人类认知习惯, 摩洛哥大学的 Galindo 等^[7] 提出语义地图进行环境区域及关联信息分类, 上述两类层次化 SLAM 主要通过赋予语义信息来组织区域划分以进行地图模型转换. 但是, 由于震后建筑内部具体受损程度无法预知, 结构化室内环境的语义衡量无法适用. 卡耐基梅隆大学的 Tully 等^[8] 提出 GVG 图作为层次地图集基础, 以机器思维角度出发, 将距离障碍物相等的点作为拓扑节点, 但是震害形成的建筑构件堆积和不规则破坏结构使得可行空间尺寸不一致, 导致算法并不适用. 西班牙萨拉戈萨大学的 Estrada 等^[9] 以特征数目衡量环境复杂度, 麻省理工大学的 Bosse 等^[10] 通过限定机器人定位误差程度, 通过设置阈值采用地图分割方式限制状态向量维数, 降低计算和存储的复杂度. 但是, 震后建筑内部环境的特征分布和复杂程度是无法预见的, 因此难以预先设置合理的划分参数.

面向震后建筑内部环境的层次化 SLAM 算法, 既需要解决实际应用中 SLAM 算法复杂度递增问题, 又需要适应不规则受损结构的无法预知性. 面向机器人在震后建筑物内部搜寻救援, 针对层次化 SLAM 算法的混合地图模型转换问题, 本文提出基于谱聚类的地图划分方法实现拓扑米制地图模型的转换. 基于最小归一化割策略, 采用期望信息增益和位姿冗余度定义节点图, 产生基于探测环境结构相似度的地图划分结果. 在降低计算损耗的同时, 最小化信息损失以确保全局一致性. 基于机器人观测并根据环境差异, 在环境相关性较低处进行分割实现混合地图模型的转换. 方法以此确保层次化 SLAM

中的子地图条件独立性假设, 有效降低信息损失, 并对区域面积和耗时起到限制作用, 从而提高 SLAM 算法的计算效率.

1 层次化 SLAM 地图模型转换方法的构建

本文首先介绍层次化 SLAM 算法, 然后从: 1) 应用环境特点: 震害形态的特殊性; 2) 层次化 SLAM 算法实现: 子地图的近似假设, 两个方面分别对地图模型转换问题进行需求分析, 构建面向震后建筑内部的层次化 SLAM 地图模型转换方法.

1.1 层次化 SLAM 算法

层次化 SLAM 融合单一数据结构地图表示方法的优势, 采用分层策略对环境进行表述, 创建全局拓扑地图表述空间结构抽象关系, 并根据节点把环境划分为局部区域, 同时在每个区域内创建描述对应环境的米制地图. 地图模型结构如图 1 所示, 其关键在于如何进行混合地图模型转换, 也就是分层策略的研究.

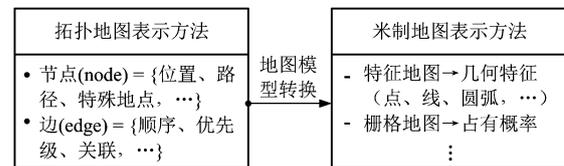


图 1 层次化 SLAM 中的混合地图模型

Fig. 1 A hybrid map model of the hierarchical SLAM

层次化 SLAM 算法主要依据机器人观测范围的有限性造成的特征相关度强弱不同的性质对环境进行划分. 如图 2 所示, 在 SLAM 问题中:

- 1) 邻近的特征首次被观测并加入地图时, 其不确定性描述中包含共同的机器人位姿方差项, 因此距离越近的特征之间相关性越高;
- 2) 随传感器对邻近特征后续的同时观测, 上述相关性持续增强, 直至逼近完全正相关.

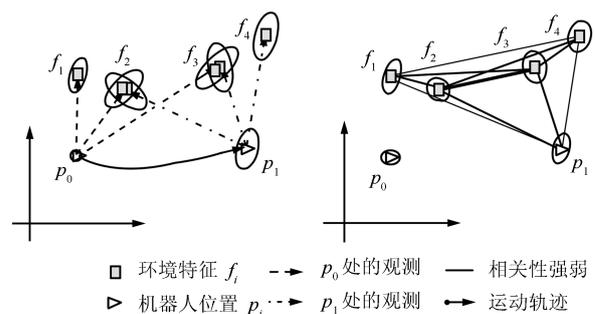


图 2 SLAM 相关性网络示例

Fig. 2 A schematic of the correlative network in SLAM

而在基于扩展信息滤波的 SLAM 算法中, 也被证明只有距离相近且能够被同时观测的特征所对应的信息矩阵元素显著不为零^[11]. 因此, 根据区域之间的弱相关性, 基于混合地图模型的层次化 SLAM 将环境近似为条件独立的子地图集, 通过区域划分限制 SLAM 系统的状态向量维数, 从而降低算法计算复杂度.

针对震后建筑物内部震害形态随机分布、破坏结构不规则的环境特点, 在文献 [12] 中, 作者采用层次分析法设计地图表示方法构建机制, 提出面向废墟搜救的层次化 SLAM 方法, 如图 3 所示. 利用半倒塌建筑内部存在的墙、柱等不变特征, 基于混合地图模型的分层方式, 构建满足人机合作任务需求的环境表述集合, 实现定性和定量不同层面的同步定位与地图表示. 利用拓扑地图较强的计算能力在全局提供环境连通性, 同时融合栅格地图对不规则震害形态细节进行描述, 在提高废墟内部环境描述适用程度的同时, 降低算法计算复杂度以满足救援效率需求.

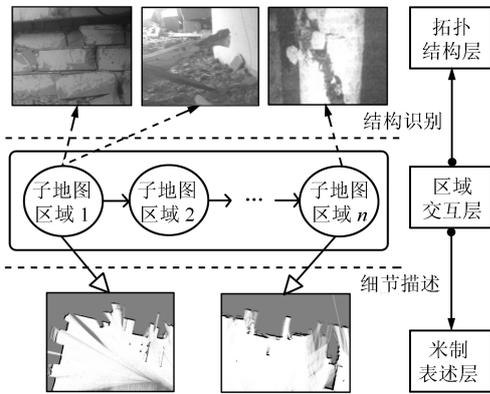


图 3 基于混合地图模型的 SLAM 算法层次结构

Fig. 3 The hierarchy of the SLAM algorithm based on the hybrid map representation

在所提出的层次化 SLAM 算法基础上, 进一步对混合地图模型的分层策略问题进行研究, 以提出一种面向震后建筑物内部环境的地图模型转换方法.

1.2 地图模型转换问题描述

如何根据 SLAM 问题性质和环境特点选择地图模型转换方法直接影响同步定位与地图创建系统的整体性能. 下面从震后建筑内部破坏形态的特殊性以及层次化 SLAM 算法分区假设前提两个方面, 对地图模型转换问题中的划分策略进行描述.

1.2.1 震害形态的环境特殊性

地震造成原有建筑结构(拐角、走廊等)出现严重破坏, 局部震害形态随机分布, 主要包括: 1) 墙体裂缝及破损, 混凝土柱裂纹甚至折断; 2) 坍塌、倒塌

的构筑物形成堆积废墟. 建筑的结构类别、建造年代、地震区估计烈度等不确定因素会造成不同的建筑破坏等级以及损害程度, 不同破坏等级所对应的建筑构件损害程度如表 1 示例说明.

表 1 震后建筑内部损害等级示例
Table 1 Degrees of seismic damage inside buildings

等级	建筑承重支撑构件	震害形态说明
轻微损坏		有轻微裂缝、或明显裂痕; 水平裂缝宽度在 0.5mm 以下
中等损坏		混凝土保护层剥落; 墙壁存在斜向裂缝
严重破坏		可见柱筋或箍筋; 大量斜向裂缝, 主筋可见, 边柱保护脱落

虽然通过地图分割限制状态向量维数是一种直接有效的降低 SLAM 算法计算量的方法, 但是参数设置是否合理依赖于人类经验和对环境的预先了解. 而震后环境的特殊性在于在进入环境探测前, 震后建筑内部的损害等级和破坏形态是不可知且不确定的. 环境布局和障碍物分布等均为未知量, 导致无法预先设置合适的参数进行划分. 因此, 应该降低算法对于环境信息的先验需求.

而机器人的观测能力是已知的, 并能够在探测过程中递增的获得环境局部信息. 因此可以以主观的机器人视角提出按照实时观测结果的环境划分策略实现地图模型转换, 以适应废墟环境特有的不可预见性和不规则性, 问题描述的显式表示如下:

$$\operatorname{argmin} \text{prior} \Rightarrow \operatorname{argmax} \text{view}(\text{robot}) \quad (1)$$

其中, prior 为算法对于环境信息的先验需求, $\text{view}(\text{robot})$ 表示机器人的观测视角.

1.2.2 子地图的近似假设

层次化 SLAM 算法根据子地图之间的条件独立和弱相关性, 将环境映射为相互独立的子地图集合. 而其能够降低计算复杂度的根本原因在于: 通过近似假设子地图为独立随机变量, 切断局部区域环境关联性, 但也同时造成了相关信息 $\text{corr}(M_i, M_j)$ 的丢失, 对建图和定位的准确性和一致性产生负面影响.

而这种近似假设在给定机器人路径条件下, 是随着不同聚类之间的观测值越接近条件独立而越能够被忽视的^[13-14]. 因此, 我们利用这一性质, 寻找环境结构差异较大的相关性薄弱的环节进行分割,

以此解决提高准确性和降低计算量之间的矛盾, 确保全局一致性. 问题描述的显式表示如下:

$$\text{hypo}(\text{hybrid}) \Rightarrow \operatorname{argmin} \sum \operatorname{corr}(M_i, M_j) \quad (2)$$

其中, $\text{hypo}(\text{hybrid})$ 表示混合地图模型的假设条件, $\operatorname{corr}(M_i, M_j)$ 表示子地图 M_i 和 M_j 之间的相关信息.

那么, 如何提出一种既能平衡计算损耗和信息损失, 又能应用于废墟环境完全未知的实际需求的地图模型转换方法?

2 地图模型转换方法的交互结构

针对层次化 SLAM 算法中模型转换问题在震后建筑内部环境应用的上述需求分析, 采用谱图理论作为基础, 根据归一化割准则 (Normalized cut criterion, Ncut) 能够产生同一子集内部节点相似度高, 不同子集间相似度低的期望分割特点, 提出基于谱聚类的地图模型转换方法. 最小化相邻子区域之间的共同信息即子地图关联度, 从而降低假设独立所带来的信息丢失问题.

地图模型转换方法在层次化 SLAM 框架下的交互结构如图 4 所示, 以典型室内场景为例, 首先, 根据里程信息及环境数据以时间序列生成位置拓扑节点图集 N_p , 构建全局拓扑地图; 其次, 从机器人视角出发, 采用最小归一化割策略, 对基于观测增益的映射无向加权图进行分割, 从而实现空间结构下的环境区域划分; 最后, 基于栅格地图对局部子区域

M_i 进行环境表述, 创建局部米制地图. 地图模型转换算法通过环境划分得到的区域集合来实现不同层次地图模型的交互.

3 地图模型转换算法的实现

给定一组机器人位置及对应观测帧序列, 根据图形分割方法在 SLAM 算法中实现地图模型转换, 存在两方面关键问题:

1) 无向加权图集的定义: 节点的生成及相似度矩阵的构建. 如何将环境信息抽象映射为节点图集.

2) 归一化割准则的分割实现: 如何划分并检验局部区域空间结构, 生成内部节点高度关联的平衡子集.

本章节根据上述算法实现中的具体问题, 对所提出的地图模型转换方法进行详细阐述, 首先介绍算法实现中的主要步骤和关键方法, 然后给出该算法的实现流程及具体说明.

3.1 基于熵驱动策略的加权图构建

将 SLAM 中的地图划分问题转化为求解图形分割, 需要构建一个无向加权图 $G = (V, E)$ 作为分割对象, 并求取权重矩阵 W 作为分割输入. 下面分别对节点集 V 的生成及权重矩阵 W 的建立进行说明.

3.1.1 节点的生成

传统图形化定义^[15] 根据固定时间间隔或者运动距离, 将机器人估计位姿 p 和相应观测信息 o 抽象为图的节点 V . 在这种定义下, 图的复杂度与运动轨迹、运行时间相关, 节点数量的增长不可控. 同时, 由于累积误差的存在, 冗余节点的加入可能会导致不正确的更新, 影响建图的一致性.

基于信息论, 采用熵驱动策略定义节点, 通过评估候选节点的位姿冗余度和期望信息增益来控制图节点的生成. 首先, 建立观测量与机器人置信度的联系, 以信息熵作为衡量标准对图形进行剪枝. 并在此基础上, 通过衡量节点间位姿距离剔除冗余节点, 构建无向加权图. 在避免节点数目过多造成计算量损耗的同时, 保证信息的完整性和地图创建的一致性.

在给定一组机器人位姿和对应观测值序列的基础上, 建立候选节点图集 V_{cand} , v^t 为存储不同时刻下机器人位姿序列以及相应位置采集的观测帧的候选节点集.

$$V_{cand} = \{v^t\} = \{v_1, v_2, \dots, v_t\} = \{(p_1, o_1), (p_2, o_2), \dots, (p_t, o_t)\} \quad (3)$$

首先, 通过对观测帧的期望信息增益进行度量评估, 将机器人不确定性映射至节点的生成.

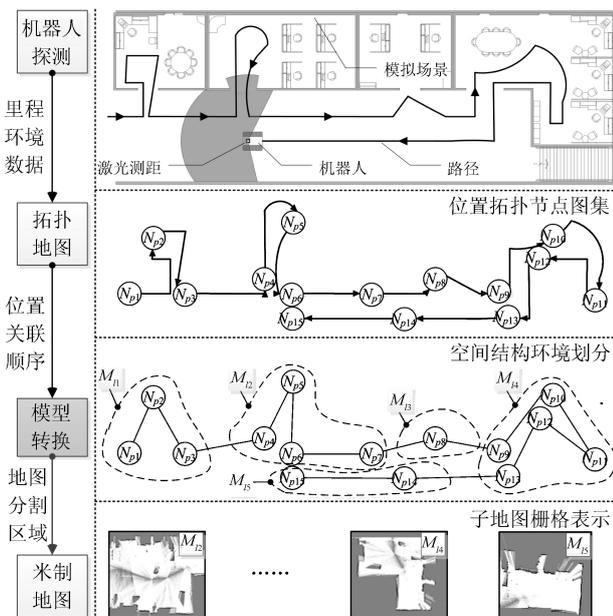


图 4 层次化 SLAM 地图模型转换方法的交互结构

Fig. 4 An interactive structure of the map model in the hierarchical SLAM

通过对候选节点观测值所降低的机器人不确定度进行预测得到期望信息增益^[16], 利用信息论的信息熵衡量, 随机变量 x 的熵值定义为:

$$H(p(x)) = - \sum_x p(x) \log_2 p(x) \quad (4)$$

通过信息增益 I 表示激光观测值集合 Z 所能够降低的地图 M 的不确定程度, 即 Z 和 M 的共同信息:

$$I(M; Z) = H(M) - H(M|Z) \quad (5)$$

当候选节点处观测帧的期望信息增益低于指定阈值时, 表示节点信息量较小或位姿冗余, 例如机器人重复探测同一区域, 则相应节点不加入位姿图. 当探测环境发生变化, 即该位姿节点处观测值的期望信息量出现骤增, 例如拐角转向运动等, 如果熵值骤增且增益大于指定阈值, 则相应节点加入位姿图.

以占有栅格地图为例, 假设激光测量值和单个激光束是独立的, 且栅格状态为独立离散型二进制随机变量, 因此占有栅格地图 M 在给定测量值 z 下的条件熵可以近似为:

$$H(M|Z=z) = \sum_{C \in M} H(C|Z=z) = - \sum_{C \in M} \sum_{c \in Val(C)} p(c|z) \log p(c|z) \quad (6)$$

其中, c 表示地图 m 中的独立栅格, $p(c)$ 为栅格 c 的占有概率. 基于熵的定义, 对于单个栅格 c , 观测值 z_i 的信息增益定义为:

$$I_c(z_i) = H(p(c|z_{1:t} \setminus \{z_i\})) - H(p(c|z_{1:t})) \quad (7)$$

其中, $z_{i:t}$ 指候选激光观测值集合, 假设栅格状态为独立离散型二进制随机变量, 取值集合为 $Val(c) = \{occupied, free\}$, 因此对于单个栅格 c , 观测值 z_i 的期望信息增益为:

$$E[I_c(z_i)] = I_c(z_i = occupied) p(c|z_{1:t} \setminus \{z_i\}) + I_c(z_i = free) p(\neg c|z_{1:t} \setminus \{z_i\}) \quad (8)$$

通过对所有栅格的期望信息增益求和, 可以得到观测值 z_i 对应整幅栅格地图的期望信息增益.

然后, 根据估计位姿推算与位姿图中所有已有节点距离衡量位姿冗余度^[17]. 估计从当前机器人位姿 x_n 到任意轨迹已有位姿 x_i 的相对位移 d :

$$\Sigma_d = \begin{bmatrix} H_i & H_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Sigma_{ii} & \Sigma_{in} \\ \Sigma_{in}^T & \Sigma_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_i & H_n \end{bmatrix}^T \quad (9)$$

对其求取边缘分布, 得到 x_n 在所有已有节点 v_r 范围内的概率分布:

$$p_r = \int_{-v_r}^{+v_r} N(\mu_r, \sigma_r^2) = \frac{1}{2} \left(\operatorname{erf} \left(\frac{v_r - \mu_r}{\sigma_r \sqrt{2}} \right) - \operatorname{erf} \left(\frac{-v_r - \mu_r}{\sigma_r \sqrt{2}} \right) \right) \quad (10)$$

当 p_r 大于给定阈值, 则候选节点与已有节点距离较近冗余度较高, 不加入位姿图. 与只考虑机器人轨迹长度相比, 通过与全部已有节点计算在一定范围内的出现概率, 有效避免了闭环检测所需节点的错误剔除.

算法 1 以伪代码形式给出节点生成的算法流程.

算法 1. 图节点的生成

Input: 观测帧 (o_t); 机器人采集位置 (p_t)

Output: 节点集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$

```

1) for 所有时刻节点  $v_t$  do
2)    $V_{cand} \leftarrow v_t$ 
3)   计算  $v_t$  的期望信息增益  $E(I(o_t))$  // 衡量观测增益
4)   if  $E(I(o_t)) \geq E_{thre}$  then
5)      $highInfo \leftarrow TRUE$ 
6)      $V'_{cand} \leftarrow v_t$ 
7)     计算当前节点位姿冗余度 // 衡量节点分布
8)     if  $p_r \geq p_{rthre}$  then
9)        $randDist \leftarrow FALSE$ 
10)       $V \leftarrow v_t$ 
11)    end if
12)  end if
13) end for

```

根据上述熵驱动策略, 丢弃期望信息增益较低的观测帧, 能够保证位姿图的稀疏性, 进而降低计算复杂度. 最小化丢弃观测帧的信息损失的同时, 丢弃冗余节点能够改进传感器累积误差造成的“人工厚墙”歧义现象, 保证了全局地图的一致性.

3.1.2 权重矩阵的建立

图形分割中, 连接两个节点 v_i, v_j 的边 E 的权重 w_{ij} 表示这两个节点的相似程度. 权重矩阵由各个节点之间的权重 w_{ij} 组成, 需要具有以下性质:

- 1) 非负性: $w_{ij} \geq 0$, 且 $w_{ij} \in [0, 1]$, $w_{ii} = 1$;
- 2) 对称性: $w_{ij} = w_{ji}$, 边的权重与节点顺序无关.

为了满足式 (2) 所示的层次化 SLAM 算法中子地图近似假设需求, 提出节点位置可观测区域环境关联度作为节点间边的权重定义. SLAM 算法通过地图元素对环境进行表述, 因此采用不同节点之间的共同地图元素衡量所观测环境的相似程度.

边的权重 w_{ij} 由节点位置可观测信息的相似度函数 $S(v_i, v_j)$ 计算, 通过衡量地图元素的重叠度得到:

$$S(v_i, v_j) = \frac{M(v_i) \cap M(v_j)}{M(v_i) \cup M(v_j)} \quad (11)$$

其中, $M(v_i)$ 表示节点 v_i 观测环境的地图元素集.

为了简化计算, 相似度函数可以通过计算节点环境共同特征数量和特征总数比率得到:

$$S_f(v_i, v_j) = \frac{2|m_i \cap m_j|}{|m_i| + |m_j|} \quad (12)$$

通过相似度函数成对计算每组节点之间的加权值 w 得到权重矩阵 W 作为地图分割的输入量.

图 5 所示为震后建筑内部场景的简化环境轮廓, 以节点 v_1 和 v_2 为例, 给出节点相似度 w_{12} 示例, 节点可观测范围用扇形分别表示.

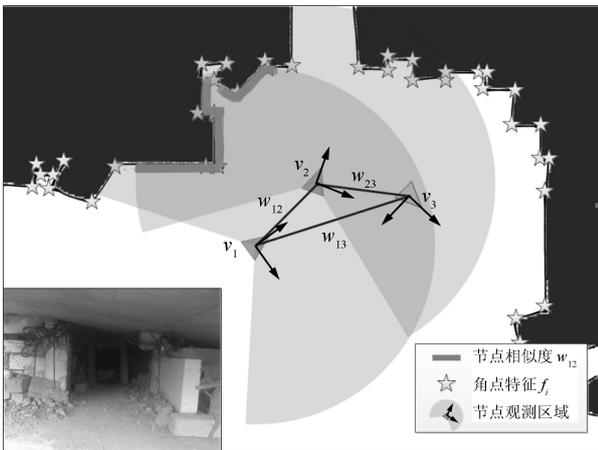


图 5 无向加权图的权重定义示意

Fig. 5 Weight definition in the undirected weighted graph

3.2 基于归一化割准则的区域划分

在构建无向加权图 G 的基础上, 采用归一化割准则^[18-19] 对环境进行区域划分. 通过移除某些特定的边, 可以将图形 G 分割为两个非重叠的子图 A 和 B .

$$A \subset G, B \subset G, A \cup B = G, A \cap B = \phi \quad (13)$$

通过对被移除的边的权重求和能够得到子图 A 和 B 之间的相异程度, 即图论中的“割”.

$$cut(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} w_{uv} \quad (14)$$

归一化割准则的分割目标为: 产生高关联度的平衡子集, 使得子图内的相似度最大化, 且各子图间的相似度最小化. 因此, 在衡量不同子图之间的总相

异度的同时, 衡量各个子图内部的总相似度. 规范割 Ncut 的目标函数为:

$$Ncut(A, B) = \frac{cut(A, B)}{asso(A, G)} + \frac{cut(A, B)}{asso(B, G)} \quad (15)$$

$$asso(A, G) = \sum_{u \in A, v \in G} w_{uv} \quad (16)$$

$$asso(B, G) = \sum_{u \in B, v \in G} w_{uv} \quad (17)$$

其中, $asso(A, G)$ 和 $asso(B, G)$ 分别用来衡量子图 A 和 B 内部的节点相似程度和关联的紧密程度. 以此避免孤立节点的错误分割, 产生平衡的子图. 归一化割准则通过最小化 Ncut 目标函数获得图的最优化划分, 图的划分问题转化为最小归一化割值的求解问题.

$$G = \{A, B\} = \arg \min_{A, B} Ncut(A, B) \quad (18)$$

图 6 给出基于归一化割的地图划分实现流程.



图 6 基于归一化割准则的地图划分实现流程

Fig. 6 The procedure of map segmentation based on normalized cut

由于直接求解 $\min Ncut$ 是一个 NP-hard 问题, 因此, 需要将离散聚类问题松弛为拉普拉斯矩阵的谱结构求解问题, 将准则函数的最优化问题转换为求权重矩阵的特征值分解和特征向量提取的过程. 基于谱聚类算法对图划分准则逼近, $\min Ncut$ 的求

解转化为:

$$\min_z Ncut(z) = \min_y \frac{y^T(D - W)y}{y^T Dy} \quad (19)$$

其中, z 为指示向量, 如果节点 i 属于子图 A , 则 $z_i = 1$, 如果节点 i 属于子图 B , 则 $z_i = -1$; $y = (1 + z) - b(1 - z)$, $b = \frac{k}{1 - k} = \frac{\sum_{z_i > 0} d_i}{\sum_{z_i < 0} d_i}$. D 为度量矩阵, 为 $d_{ii} = \sum_j w_{ij}$ 的对角阵. 表示节点 i 与其他节点之间的关联程度. $L = (D - W)$ 为拉普拉斯矩阵.

根据瑞利熵原理, 上式的优化问题等价于求解下式的第二最小特征值 $eigv_{2min}$.

$$(D - W)y = \lambda Dy \quad (20)$$

第二最小特征值 $eigv_{2min}$ 对应的特征向量作为子图分割依据, 将所得到的 $Ncut$ 值与 $Ncut_{min}$ 值进行比较, $Ncut_{min}$ 有效取值范围为 $[0.2, 1]$, 判断其能否作为最优图划分的一个解, 如式 (21) 所示. 再根据分离点利用离散化后的值将图分割为两部分, 从而实现无向加权图的分割.

$$G \xrightarrow[\text{if } Ncut \leq Ncut_{min}]{\text{SpectralBition}} (\{A, B\}, Ncut) \quad (21)$$

3.3 SLAM 框架下算法实现流程

图 7 给出地图模型转换算法的实现流程. 首先, 根据给定的机器人位置 p^t 和观测帧数据 o^t , 如图中步骤 1 所示构建位姿加权图, 通过节点的生成与权重矩阵的建立得到无向加权图; 其次, 如图中步骤 2 所示实现空间区域划分, 基于归一化割准则将无向加权图分割为多个子图, 从而将观测环境划分为若干个空间区域; 并通过检验划分区域的聚类结构判断机器人是否进入新区域, 从而更新全局地图拓扑结构并创建相应局部米制地图.

房间、走廊等建筑内部的凸空间内部观测信息存在大量相似地图元素, 同一区域内部特征高度关联, 而不同区域之间则由于墙壁障碍的遮挡和机器人可观测范围的限制存在相异性. 根据这一性质, 对基于环境相似度构建的无向加权图进行分割, 采用归一化割准则形成与空间结构分布相对应的子图集合, 为灾情评估和勘探救援的任务区域分配提供基础.

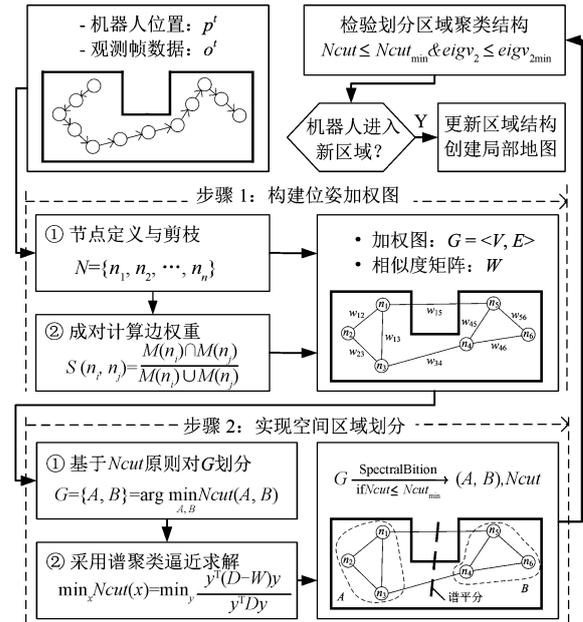


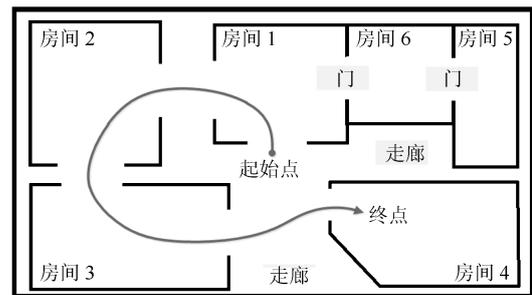
图 7 地图模型转换算法的实现流程

Fig. 7 The procedure of the model transformation for map representation

4 实验与分析

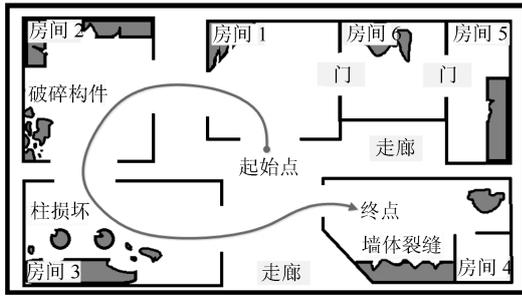
4.1 仿真分析

本节在不同类型的室内环境通过仿真验证分割算法的通用性和有效性. 仿真环境 1 如图 8(a) 所示, 该仿真空间包括 6 个大小不均的房间, 通过房门和走廊连接. 黑色为不可达区域, 模拟室内环境中的墙体, 白色部分为可行区域, 房间内部未设置障碍物. 仿真环境 2 如图 8(b) 所示, 在仿真环境 1 的基础上, 在随机位置增加灰色标识的不规则障碍, 模拟震后建筑内部破碎构件堆积、墙柱体裂缝等典型的局部震害形态. 机器人沿着实线从标注的起始点出发沿逆时针方向, 顺序探测房间 1 至房间 4. 仿真实验中, 传感器可观测范围设置为 240 度.



(a) 理想室内环境

(a) An ideal indoor environment



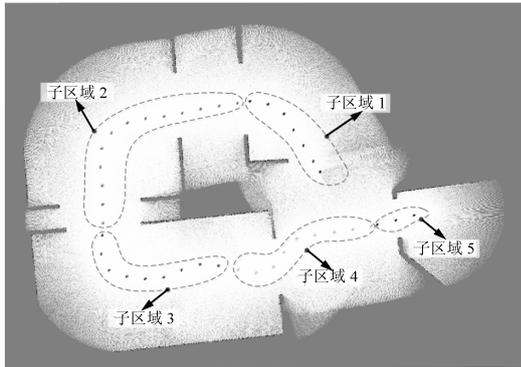
(b) 震后室内环境

(b) An indoor environment after earthquakes

图8 仿真实验中的环境

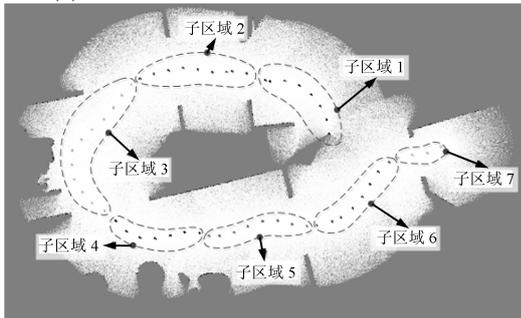
Fig.8 The simulation environments

两个仿真环境在相同的参数设置下的所得地图划分结果分别如图9(a)和9(b)所示. 其中虚线标注不同子地图相应区域, 圆点表示无向加权图中的节点位置. 由于墙壁遮挡以及测距范围的限制, 机器人无法同时完整观测不同房间内环境.



(a) 理想室内环境仿真结果

(a) Results in the ideal indoor environment



(b) 震后室内环境仿真结果

(b) Results in the indoor environment after earthquakes

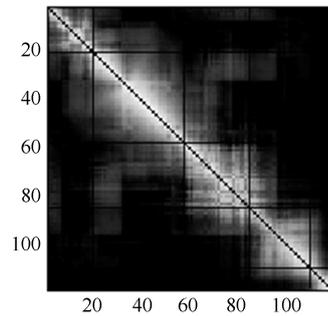
图9 仿真实验环境实验结果

Fig.9 Results of the simulation environments

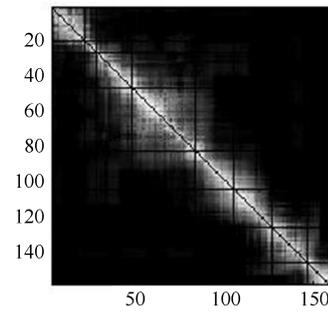
在两个仿真环境中, 虽然环境结构相似, 但是障碍物的存在与否导致特征分布疏密不均, 因此传统的预设特征数目或者不确定度的地图分割方法无法直接适用. 需要根据一定的环境先验知识对划分参

数进行调整, 才能够对不同类型环境得到适合的划分结果. 而从这两个仿真实验划分结果可以看出, 所得到的子区域对应于环境的空间结构. 当机器人位于房门附近时, 由于新的环境结构的出现, 节点间环境相似度降低. 根据所提出的地图分割方法, 得到了子区域内部环境相似度较高, 子区域之间具有较明显的差异、连接强度较弱的均衡子集.

虽然没有预先设定环境相关参数, 但是对于不同疏密程度的室内环境, 算法都能够较“自然”的从机器人观测的角度出发, 得到主观的划分结果. 这说明了算法对于不同损害等级的震后建筑内部环境的具有通用性, 验证了其在无法预测的未知环境中的适用性. 两个仿真实验得到的权重矩阵分别如图10所示, 可以看出输出的权重矩阵呈对角块化, 子区域内部节点相似度很高. 非对角块对应元素为被损失的关联信息, 能够看出基于所提出的归一化割原则, 信息损失被有效降低, 子地图之间满足了条件独立假设.



(a)



(b)

图10 分割输出环境相似度加权矩阵

Fig.10 Weight matrixes of environmental similarity after the segmentation

4.2 实验验证

为了验证算法在震后建筑内部环境的有效性, 搭建了实验环境以模拟震后受灾现场. 通过在室内空间随机堆放大量的建筑破碎构件模拟废墟内部环境在二维建图平面所呈现的复杂的边界变化. 模拟

环境如图 11 (a) 所示, 参照典型的局部震害形态, 通过随机堆放的破碎建筑构件模拟不规则障碍, 并利用箱体间缝隙模拟墙体破坏裂缝. 图 11 (b) 所示为实验环境建筑结构轮廓图, 一侧为圆弧形墙壁, 一侧为近似平面的墙体和门框组成. 机器人行走路径如图 11 (b) 中曲线标注.

实验中以中国科学院沈阳自动化研究所研制的废墟洞穴可变形搜救机器人^[20-21] 为载体, 如图 11 (c) 所示, 该机器人能够通过改变本体构型适应不同的空间环境. 搭载的激光测距仪 URG-04LX 安装在机器人并排构型下的中间模块, 扫描探测平面距地高度约 35 cm. 该型号传感器在 240 度范围内可探测的最远距离为 4 m, 角度分辨率为 0.36 度, 传感器以 5 Hz 频率扫描环境.

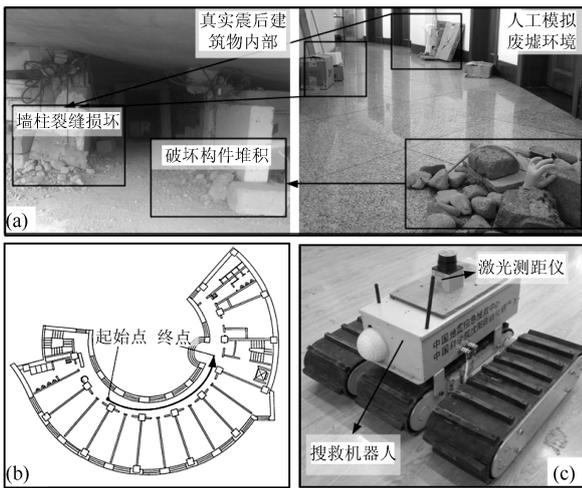


图 11 模拟震后建筑内部环境及机器人实验平台
Fig. 11 Artificial ruins experimental layout and the robot system

采用栅格地图表示方法的估计地图与机器人轨迹如图 12 所示. 根据所提出的基于谱聚类的地图分割方法, 得到的划分区域如图中曲线所示, 其中 $Ncut$ 阈值设置为 0.7. 划分耗时 0.45 秒. 各子区域对应子地图以及各个首节点对应的观测环境在图中分别标注.

可以看出, 虽然没有对参数进行预先调试, 算法仍然能够得到较合理的环境结构划分. 基于熵驱动节点生成方法, 得到共 33 个节点, 所得到的加权图权重矩阵如图 13 所示. 经过划分后的输出的权重矩阵如图 13 (b) 所示, 经分割后权重矩阵呈块对角化. 从算法结果来看, 通过归一化割的方法环境被划分为了三个子区域, 并能够得到一个结构正确的全局地图, 验证了算法的估计准确性和全局一致性. 由于局部子地图之间不相关的假设, 从而避免了 SLAM 算法复杂度的递增问题.

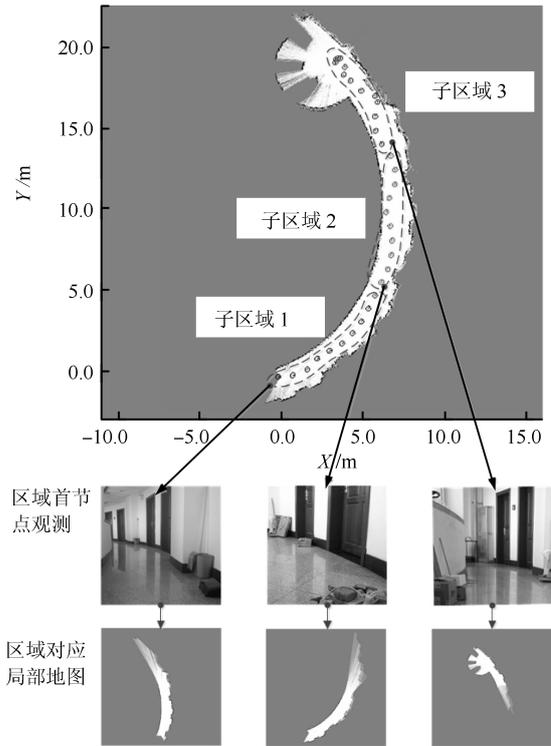


图 12 人工模拟震后建筑环境实验结果
Fig. 12 Results of the algorithm tested in the artificial ruins

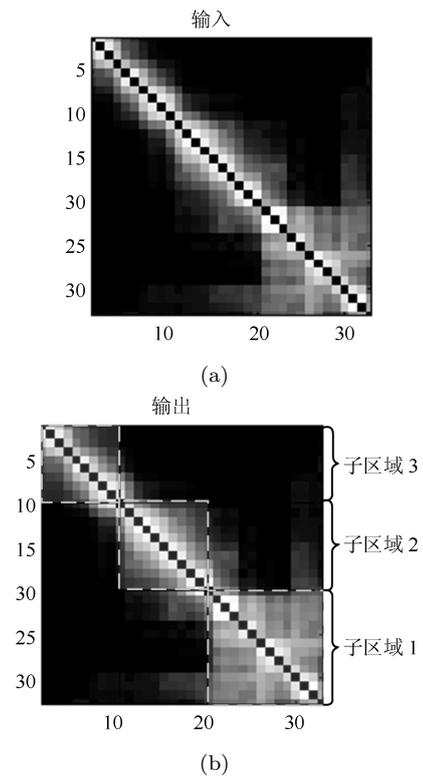


图 13 环境相似度加权矩阵地图分割前后对比
Fig. 13 Weight matrixes of environmental similarity before and after the segmentation

5 结论

机器人进入震后建筑内部探测前, 无法预估环境受损程度和破坏结构分布, 因此 SLAM 算法难以直接预设合适的环境相关参数. 在层次化 SLAM 框架下, 采用基于地图分割的模型转换方法解决 SLAM 复杂度递增问题. 针对搜寻救援的特殊性, 提出一种基于图形划分的地图分割方法实现混合地图模型的转换. 首先, 构建了无向加权图对环境观测和机器人路径信息进行图形化表达. 采用信息熵驱动节点生成方法, 评估候选节点对集合进行剪枝. 并采用环境相似度以对测量节点加权值, 建立权重矩阵. 然后, 采用归一化割的图形分割策略, 对加权图进行划分, 得到相似度分布均衡的空间结构划分结果.

所提出的地图模型转换方法能够满足层次化 SLAM 算法中子地图间的条件独立假设, 有效降低了分割造成的信息损失, 从而确保了全局一致性. 同时, 该算法从机器人视角通过衡量区域相关度作为分割依据, 降低了对环境先验信息的需求. 通过仿真分析和实验验证, 能够得到符合空间结构的合理分割结果.

在后续工作中, 将考虑基于三维点云激光数据等多传感信息的扩展, 进一步提高层次化 SLAM 算法在震后建筑内部搜救应用的鲁棒性和实用性.

References

- Dissanayake M W M G, Newman P, Clark S, Durrant-Whyte H F, Csorba M. A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2001, **17**(3): 229–241
- Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous localization and mapping: Part I. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2006, **13**(2): 99–110
- Song Yu, Li Qing-Ling, Kang Yi-Fei, Yan De-Li. SLAM with square-root cubature rao-blackwillised particle filter. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(2): 357–367
(宋宇, 李庆玲, 康轶非, 闫德立. 平方根容积 Rao-Blackwillised 粒子滤波 SLAM 算法. 自动化学报, 2014, **40**(2): 357–367)
- Blanco J L, Fernandez-Madriral J A, Gonzalez J. Toward a unified Bayesian approach to hybrid metric-topological SLAM. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, **24**(2): 259–270
- Liu M, Colas F, Pomerleau F, Siegwart R. A Markov semi-supervised clustering approach and its application in topological map extraction. In: Proceedings of the 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2012). Vilamoura, Algarve: IEEE, 2012. 4743–4748
- Kuipers B. The spatial semantic hierarchy. *Artificial Intelligence*, 2000, **119**(1–2): 191–233
- Galindo C, Fernández-Madriral J, González J, Saffiotti A. Robot task planning using semantic maps. *Robotics and Autonomous Systems*, 2008, **56**(11): 955–966
- Tully S, Moon H, Morales D, Kantor G, Choset H. Hybrid localization using the hierarchical atlas. In: Proceedings of the 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2007). San Diego, USA: IEEE, 2007. 2857–2864
- Estrada C, Neira J, Tardos J D. Hierarchical SLAM: real-time accurate mapping of large environments. *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, **21**(4): 588–596
- Bosse M, Newman P, Leonard J, Teller S. Simultaneous localization and map building in large-scale cyclic environments using the atlas framework. *The International Journal of Robotics Research*, 2004, **23**(12): 1113–1139
- Thrun S, Koller D, Ghahramani Z, Durrant-Whyte H, Ng A Y. Simultaneous mapping and localization with sparse extended information filters: theory and initial results. *Algorithmic Foundations of Robotics V*. Berlin Heidelberg: Springer, 2004. 363–380
- Wang Nan, Ma Shu-Gen, Li Bin, Wang Ming-Hui, Zhao Ming-Yang. Simultaneous localization and mapping based on the hybrid metric-topological map in the ruins environment. *Robot*, 2013, **35**(6): 762–768
(王楠, 马书根, 李斌, 王明辉, 赵明扬. 基于拓扑米制混合地图的废墟环境同步定位与地图创建. 机器人, 2013, **35**(6): 762–768)
- Blanco J L, González J, Fernández-Madriral J A. Subjective local maps for hybrid metric-topological SLAM. *Robotics and Autonomous Systems*, 2009, **57**(1): 64–74
- Vázquez-Martín R, Núñez P, Bandera A. LESS-mapping: online environment segmentation based on spectral mapping. *Robotics and Autonomous Systems*, 2012, **60**(1): 41–54
- Liang Ming-Jie, Min Hua-Qing, Luo Rong-Hua. Graph-based SLAM: a survey. *Robot*, 2013, **35**(4): 500–512
(梁明杰, 闵华清, 罗荣华. 基于图优化的同时定位与地图创建综述. 机器人, 2013, **35**(4): 500–512)
- Kretschmar H, Stachniss C. Information-theoretic compression of pose graphs for laser-based SLAM. *The International Journal of Robotics Research*, 2012, **31**(11): 1219–1230
- Ila V, Porta J M, Andrade-Cetto J. Information-based compact pose SLAM. *IEEE Transactions on Robotics*, 2010, **26**(1): 78–93
- Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 888–905
- Zivkovic Z, Bakker B, Krose B. Hierarchical map building and planning based on graph partitioning. In: Proceedings of the 2006 International Conference on Robotics and Automation. Orlando, Florida: IEEE, 2006. 803–809
- Guo Shuai, Ma Shu-Gen, Li Bin, Wang Ming-Hui, Wang Yue-Chao. A data association approach based on multi-rules in VorSLAM. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(6): 883–894
(郭帅, 马书根, 李斌, 王明辉, 王越超. VorSLAM 算法中基于多规则的数据关联方法. 自动化学报, 2013, **39**(6): 883–894)

- 21 Sun Rong-Chuan, Ma Shu-Gen, Li Bin, Wang Ming-Hui, Wang Yue-Chao. Simultaneous localization and sampled environment mapping based on a divide-and-conquer ideology. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(12): 1697–1705 (孙荣川, 马书根, 李斌, 王明辉, 王越超. 基于分治法的同步定位与环境采样地图创建. *自动化学报*, 2010, **36**(12): 1697–1705)



王楠 中国科学院沈阳自动化研究所博士研究生. 主要研究方向为移动机器人及同步定位与地图创建.

E-mail: wangnan@sia.cn

(**WANG Nan** Ph.D. candidate at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. Her research interest covers mobile robot and simultaneous localization and mapping (SLAM).)



马书根 日本立命馆大学机器人系教授, 同时为中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 主要研究方向为仿生机器人, 防灾救援机器人, 环境适应机构学.

E-mail: shugen@se.ritsumeikan.ac.jp

(**MA Shu-Gen** Professor at the Department of Robotics, Ritsumeikan University, Japan. He is also a professor at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers biomimetic robots, rescue robots and environment-adaptive mechanism.)

at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers biomimetic robots, rescue robots and environment-adaptive mechanism.)



李斌 中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 主要研究方向为仿生机器人, 移动机器人, 机器人控制.

E-mail: libin@sia.cn

(**LI Bin** Professor at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers biomimetic robots, mobile robots, and

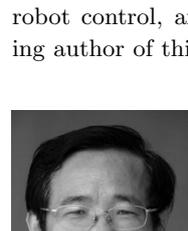
robot control.)



王明辉 中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 主要研究方向为移动机器人, 机器人控制, 多机器人协作. 本文通信作者.

E-mail: mhwang@sia.cn

(**WANG Ming-Hui** Professor at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers mobile robots, robot control, and multi-robot cooperation. Corresponding author of this paper.)



赵明扬 中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 主要研究方向为机器人学.

E-mail: myzhao@sia.cn

(**ZHAO Ming-Yang** Professor at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers robotics.)