

# 基于边界探测的主动 SLAM 仿真探索算法

李鹏宇 2200017702

**摘要**—同步定位与建图 (SLAM) 是机器人实现自主导航的关键技术。在 SLAM 的基础上, 主动 SLAM (Active SLAM) 进一步研究了如何智能地规划机器人动作以最高效地完成建图和定位任务。本文实现了一种基于边界探测 (Frontier-based) 的主动 SLAM 探索策略。该方法通过构建环境的栅格地图, 实时识别已知区域与未知区域之间的边界, 并根据一个效用函数选择最佳的探索目标点。该效用函数旨在平衡预期的信息增益与移动代价, 从而引导机器人以高效的方式进行探索。我们在一个复杂的二维模拟环境中对该算法进行了仿真实验。实验结果表明, 该方法能够有效地引导机器人逐步探索整个未知环境, 并最终以较少的移动步数达到设定的地图覆盖率。

**Index Terms**—主动 SLAM, 自主探索, 边界探测, 栅格地图, A\* 算法

## I. 引言

机器人自主探索未知环境、定位建图的能力, 是自主机器人的核心能力, 也是机器人领域研究的经典课题。同步定位与建图 (SLAM) [1] 技术使得机器人可以在未知环境中实时估计自身位姿并构建环境地图。然而, 传统的被动 SLAM 仅仅解决了“如何建图”的问题, 并未回答“应该去哪里”才能更高效地建图。同时, 传统的被动 SLAM 通常需要人类操作员的引导来确保环境的完全覆盖, 这在很多场景下是耗时甚至不可行的 [3]。

主动 SLAM (active SLAM) 正是为了解决这一“下一步动作决策”问题而提出的。ASLAM 不仅仅是建图, 更关注如何智能地规划机器人的路径, 以最高效地完成探索任务。它将建图视为一个主动决策过程, 机器人通过评估不同动作可能带来的收益, 选择最优动作以加速地图构建和减少不确定性。这一能力在搜索救援、行星探测、灾后评估等人类难以直接干预的场景中尤为重要。

在本项目中, 我们实现了一种基于边界的主动 SLAM 算法。该方法的核心思路是: 机器人维护一个环境的栅格地图, 将地图单元划分为已知自由、已知占据和未知三种状态。探索的驱动力来自于对未知区域的好

奇心, 这种好奇心被量化为“边界”——即已知自由空间与未知空间的交界。机器人不断地探测这些边界, 并根据一个综合了信息增益和移动代价的效用函数来选择下一个最佳目标点。通过 A\* 算法规划到达目标的路径, 并在移动过程中不断利用模拟的传感器数据更新地图。

仿真实验结果表明, 我们实现的系统能够引导机器人在一个复杂的迷宫环境中进行完整的自主探索, 并以较高的效率完成了地图构建任务, 证明了该方法的有效性。(仓库: <https://github.com/huolanmiao/Frontier-based-Active-SLAM>)

## II. 问题建模

我们将主动 SLAM 探索问题建模为一个序贯决策过程。机器人的目标是在每个决策时刻  $t$  选择一个最优动作  $a_t$ , 以最大化某种长期收益, 通常表现为最小化完成建图的总代价 (如时间或路径长度)。

### A. 状态空间

在任意时刻  $t$ , 系统的状态可以由机器人位姿  $x_t$  和已构建的地图  $m_t$  共同定义。

- **机器人位姿**  $x_t = (r_t, c_t)$ , 表示机器人在二维栅格地图中的行、列坐标。在我们的仿真中, 我们假设定位是完美的, 因此  $x_t$  精确已知。
- **环境地图**  $M$  是一个静态的二维栅格世界。机器人维护一个对真实世界的认知地图  $m_t$ 。地图中的每一个栅格单元  $(i, j)$  的状态  $s_{ij}$  属于集合 {FREE, OCCUPIED, UNKNOWN}。 $m_t$  是机器人到时刻  $t$  为止所有观测的累积结果。

### B. 动作空间

机器人的动作  $a_t$  是选择下一个要前往的目标点 (Goal)  $g_t$ 。在基于边界的探索方法中, 动作空间被约束在当前探测到的所有边界点集合  $\mathcal{F}_t$  中, 即  $g_t \in \mathcal{F}_t$ 。

### C. 决策目标

在每个决策步骤中，机器人需要从候选边界点集  $\mathcal{F}_t$  中选择一个最优目标点  $g_t^*$ 。该选择基于一个效用函数  $U(g)$ ，目标是找到使效用最大化的目标点：

$$g_t^* = \arg \max_{g \in \mathcal{F}_t} U(g) \quad (1)$$

根据我们的代码实现，这个效用函数  $U(g)$  被设计为对信息增益和移动代价的加权组合：

$$U(g) = w_{ig} \cdot IG(g) - w_{cost} \cdot C(x_t, g) + w_{lc} \cdot LC(g) \quad (2)$$

其中：

- $IG(g)$  是预期在到达目标点  $g$  后能够获得的信息增益。
- $C(x_t, g)$  是从当前位姿  $x_t$  移动到目标点  $g$  的代价。
- $LC(g)$  是一个启发式的回环潜力项，用于鼓励机器人进行更大范围的探索。
- $w_{ig}, w_{cost}, w_{lc}$  是各项的权重系数，用于平衡不同目标之间的重要性。

### III. 主要方法

我们设计的自主探索系统遵循一个循环迭代的框架，如图 1所示。下面将详细介绍各个关键模块的实现。

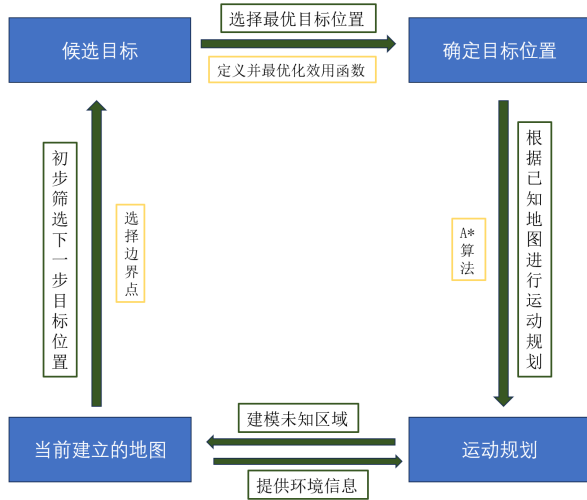


图 1. 主动 SLAM 探索算法框架流程图。通常主动建图算法包括以下三个步骤：pose identification, optimal goal selection, navigation and checking [3]。

### A. 地图表示与传感器模型

我们使用二维栅格地图来表示环境，其中每个栅格被标记为占据 (OCCUPIED)、空闲 (FREE) 或未知 (UNKNOWN)。

为了模拟机器人的感知过程，我们实现了一个 360 度的激光雷达 (LiDAR) 模型。在每个机器人位姿处，系统向周围发射 360 条射线。每条射线的路径通过 **Bresenham 直线算法** 计算。射线会穿过栅格，将路径上的所有未知 (UNKNOWN) 栅格更新为空闲 (FREE)。当射线遇到真实地图中的障碍物 (OCCUPIED) 或达到其最大感知距离 (`sensor_range`) 时，该条射线的传播便会停止。如果射线因遇到障碍物而停止，则该障碍物栅格在机器人地图中被更新为占据 (OCCUPIED)。这种模型模拟了视线遮挡 (Line-of-Sight) 的特性。

### B. 边界探测

边界是连接已知区域和未知区域的桥梁，是探索的核心驱动力。在我们的实现中，边界点被定义为与已知空闲区域相邻的未知栅格点。为了高效地找到所有边界点，我们采用了形态学图像处理的方法：

- 1) 首先，创建一个布尔掩码，其中所有值为 ‘FREE’ 的栅格为 ‘True’。
- 2) 然后，对该掩码在边缘处执行一次 **扩展填充 (dilation)** 操作。这会使所有空闲栅格及其直接相邻的栅格（包括 8 邻域）变为 ‘True’。
- 3) 最后，将膨胀后的掩码与值为 ‘UNKNOWN’ 的栅格掩码进行 “与” 操作。得到的结果即为所有边界点的位置。

这种方法避免了对每个栅格进行遍历检查，计算效率较高。

### C. 目标点选择与效用函数

在探测到所有边界点后，机器人需要决定下一个探索哪一个。决策依据是公式(2)定义的效用函数。

- **信息增益 (Information Gain, IG)**: 我们用一种简单而有效的方式来近似信息增益。对于一个候选目标点  $g$ ，我们估算如果机器人移动到该点，其传感器视野内将会有多少个当前状态为 ‘UNKNOWN’ 的栅格。这个数量被用作  $IG(g)$  的度量。如代码所示，我们计算以  $g$  为圆心、以

‘sensor\_range’为半径的圆形区域内所有未知栅格的数量。

$$IG(g) = \sum_{p \in \text{SensorRange}(g)} \mathbb{I}(m_t(p) = \text{UNKNOWN})$$

其中  $\mathbb{I}(\cdot)$  是指示函数。

- **移动代价 (Cost, C):** 从当前位姿  $x_t$  到达候选目标点  $g$  的代价  $C(x_t, g)$  被定义为最短路径的长度。我们使用经典的 **A\* 算法** 在当前已知的地图  $m_t$  上规划路径。A\* 算法能够在考虑障碍物的情况下，高效地找到一条从起点到终点的最优路径。我们使用曼哈顿距离作为其启发函数。如果某个边界点无法通过已知空闲空间到达，则其代价为无穷大。
- **回环潜力 (Loop Closure Potential, LC):** 在代码中，此项被简化为一个启发式规则。当一个目标点距离当前位置较远，且靠近地图中心区域时，给予一个小的效用奖励。这在一定程度上鼓励机器人进行大范围的“全局”探索，而不是总在局部区域打转，从而增加了未来形成回环、优化地图和位姿的可能性。在我们的仿真中，由于没有引入定位误差，此项作用有限，但在真实的 SLAM 系统中至关重要。

最终，机器人会选择效用值  $U(g)$  最高的边界点作为下一个目标。

#### D. 路径跟踪与动态避障

选定目标点并用 A\* 规划出路径后，机器人开始沿路径移动。一个关键的实现细节是，机器人在路径的每一步都会进行一次感知。这意味着，即使路径是基于旧地图信息规划的，机器人也能在移动过程中发现新的障碍物。如果路径上的下一个点在新的感知后被更新为‘OCCUPIED’，机器人会立即停止移动。在下一个决策周期，它会基于更新后的地图重新进行边界探测和路径规划。这种机制赋予了机器人基本的动态避障和重规划能力。

### IV. 实验结果

为了验证我们算法的有效性，我们设计并进行了一系列仿真实验。

#### A. 实验场景设计

仿真环境被设置为一个 24x62 的二维栅格世界，如真实地图 2 所示。该环境包含狭窄的走廊、开阔区域和

多个房间，结构较为复杂，能有效测试算法的探索能力。机器人的起始点位于地图左上角，传感器的最大探测范围（‘sensor\_range’）被设为 6 个栅格单位。探索的终止条件是地图的已知区域覆盖率超过 98%，或已不存在可达的边界点。

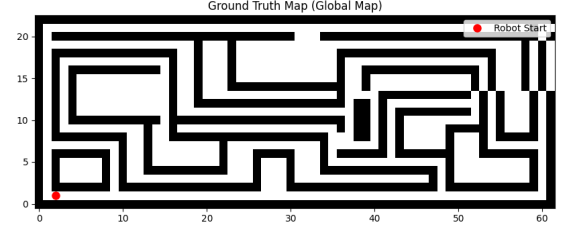


图 2. 全局地图，其中红色原点为机器人初始位置

#### B. 实验过程与结果分析

我们记录并可视化了机器人探索过程中的几个关键步骤。

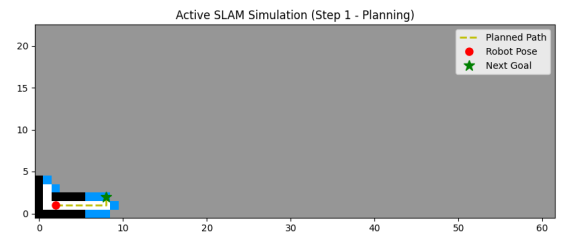


图 3. 探索初始阶段（步骤 1）。机器人位于起点（红点），蓝色点为探测到的边界，绿色星号为根据效用函数选择的最佳目标点，黄色虚线为规划的路径。

图 3 展示了探索的初始状态。机器人从起点 ‘S’ 出发，进行第一次感知，构建了初始的小范围地图。系统

识别出周围的边界点（图中蓝色点），并计算了每个点的效用。可以看到，机器人选择了一个能提供较大信息增益（前方有大片未知区域）的目标点（绿色星号），并规划了到达该点的路径。图 4 则展示了建图的某一中间步骤。

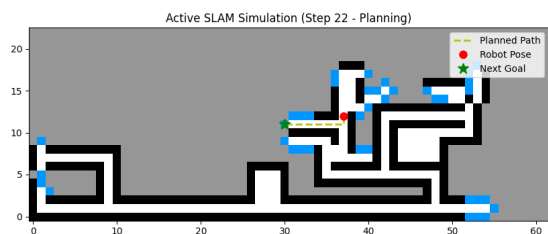


图 4. 主动建图算法根据当前地图信息，主动选择最优的下一目标，并进行运动规划。

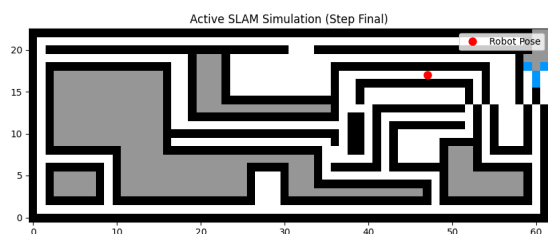


图 5. 探索完成后的最终地图。白色为空闲区域，黑色为障碍物，灰色为由于传感器范围限制或物理隔绝而无法探索到的极少数未知区域。

随着探索的进行，机器人不断地移动到边界，获取新信息，更新地图，并迭代地选择新的目标。这个过程持续进行，直到绝大部分地图被探索完毕。图 5 展示了在探索了 55 个决策步之后，仿真结束时的最终地图。

此时，地图覆盖率达到了 98.2%。从图中可以看出，机器人成功地探索了包括狭长通道和多个房间在内的复杂环境，构建了与真实环境高度一致的精确地图。

实验结果表明，我们实现的基于边界的主动 SLAM 算法能够自主地、高效地完成对未知环境的探索任务。机器人决策合理，倾向于选择能快速扩展认知边界的区域，同时兼顾了移动的成本，避免了在小范围内重复探索的无效行为。

## V. 结论

本文成功设计并实现了一个基于边界探测的主动 SLAM 自主探索系统。该系统通过效用函数驱动的策略机制，智能地引导机器人在未知环境中进行探索。我们详细阐述了从地图表示、边界探测到目标选择和路径规划的完整方法链条。仿真实验在一个复杂的环境中验证了该方法的有效性，机器人最终以较少的决策次数完成了高覆盖率的地图构建任务。

尽管本次仿真取得了良好效果，但仍存在可优化的方向，这也是未来的工作展望：

- **引入定位不确定性:** 当前仿真假设定位完美。在真实 SLAM 中，定位存在误差累积。未来的工作应引入位姿不确定性，并将降低不确定性（如通过回环检测）作为效用函数的一部分。届时，代码中的 ‘loop\_closure\_potential’ 项将发挥关键作用。
- **更优的信息增益度量:** 目前的信息增益计算方式较为直观。可以引入基于信息论（如香农熵）的更复杂的度量方式，以更精确地评估探索收益。
- **多机器人协作探索:** 将该单体探索策略扩展到多机器人系统，研究多机器人之间的任务分配和协作策略，以进一步提高探索效率。

## 参考文献

- [1] J. Bongard, "Probabilistic Robotics. Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox. (2005, MIT Press.) 647 pages," in *Artificial Life*, vol. 14, no. 2, pp. 309-337, April 2008, doi: 10.1162/artl.2008.14.2.227.
- [2] B. Yamauchi, "A frontier-based approach for autonomous exploration," *Proceedings 1997 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation CIRA'97. 'Towards New Computational Principles for Robotics and Automation'*, Monterey, CA, USA, 1997, pp. 146-151, doi: 10.1109/CIRA.1997.613851.
- [3] Lluvia, I.; Lazkano, E.; Ansuategi, A. Active Mapping and Robot Exploration: A Survey. *Sensors* 2021, 21, 2445. <https://doi.org/10.3390/s21072445>