

机器人的室内导航

——机器人感知与控制期末作业

陈泊帆 1900011030

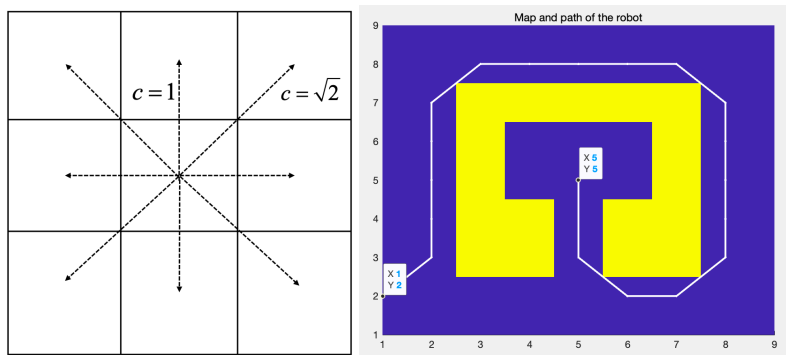
一. 引言

在移动机器人领域，室内导航是一个有趣的研究话题。它需要机器人在一个未知且充满障碍物的环境中探索出一条路径，最终到达固定的目标点。这个任务可以理解成是一个事先没有地图的 SLAM。它需要机器人边进行建图边根据已知的环境信息规划路线。显然，在一个未知环境中的探索路径是无法保证最优的。就算是人，也会被困在迷宫中不停地走重复的路径，甚至找不到出口。尽管我们可以通过遍历的算法，让机器人必定走出迷宫并到达任意目标点，但是这样的路径很有可能是相对复杂的。因此，我们需要在保证可以完成任务的前提下，探索到相对较优的路径。这便是我这项研究的主要目的。

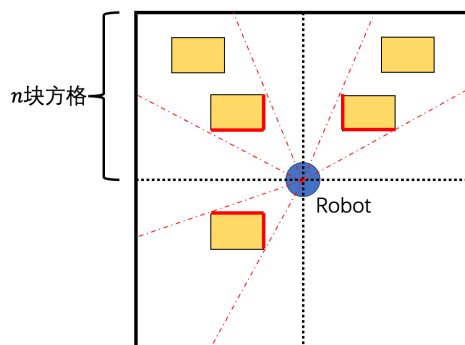
本文将主要分为以下几个部分展开：在第二部分，我将严谨地建立机器人室内导航的模型，使问题具体化，包含了机器人的运动模型和观测模型。在第三部分，我将介绍我使用的算法和思路。在第四部分，我将呈现我的结果并进行分析。最后，我将简单总结本项研究。

二. 问题描述

考虑一个移动机器人，它在二维网格平面内运动。如下左图，每一时刻，机器人可以选择如下 8 个方向运动，没有误差。在上下左右四个方向运动的时间成本 $c = 1$ ，而斜向运动的时间成本 $c = \sqrt{2}$ 。如下右图，在平面内，有一些障碍物（黄色），也有无障碍区域（紫色）。给定机器人的起点坐标，如 $(x_{start}, y_{start}) = (1, 2)$ ，和终点坐标，如 $(x_{goal}, y_{goal}) = (5, 5)$ ，机器人需要自行寻找出一条合适的可行路径（白色）。要求设计算法时，路径的时间成本 c 和算法运行的时间成本都应当越小越好。



机器人上配备有一个观测装置。本文主要考虑以下两种观测模型。观测模型 A：上帝视角观测，机器人将观察到以自身为中心的 $2n \times 2n$ 方格内所有的障碍物，没有测量误差。观测模型 B：激光雷达观测，机器人将向以自身为中心的 $2n \times 2n$ 方格的边界方块发送激光，若激光照到边界之前被反射，机器人将认为反射激光的那个方格是障碍物，没有测量误差。观测模型如下图所示，黄色方块是 $2n \times 2n$ 方格内所有的障碍物，也是观测模型 A 能识别的障碍物，红色是观测模型 B 能识别的障碍物。



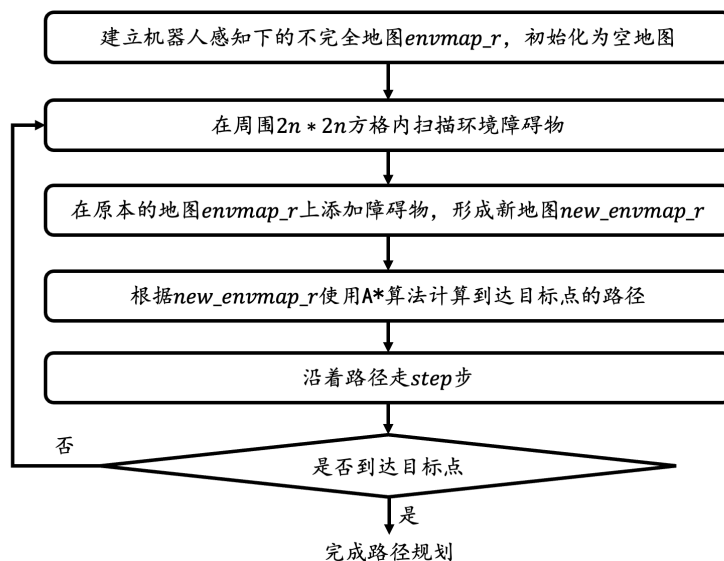
考虑到本文的研究主要是路径规划，因此我并没有应用复杂的带误差的观测模型和运动模型。在实际应用中，只需要结合成熟的 SLAM 估计方法便可以实现对复杂模型室内导航的应用。

三. 算法思路

正如在引言中所述，本文研究的室内导航问题在事先没有给定地图的情况下是不可以百分之百给出路径最优解的。我们只能考虑路径的相对优化，并且还要与算法的运行时间进行权衡取舍。

考虑作为人类我们是如何解决这个问题的。在一个未知的环境里（比如荒郊野岭），人类一般会选择通过北极星等自然现象来寻找正确的方向，并按照那个方向走。当遇到死胡同时，人类会策略性绕开之后，继续向目标方向前进。这样的思路和 A* 算法是相似的。为了获得一个相对较优解，我们需要预先估计一个启发函数，预先选择走直觉上成本最小的路。在只知道部分地图信息的情况下，这种启发函数的思维可以帮助我们选择相对较优的路径。因此，我基于 A* 算法设计了室内导航问题的解决算法。

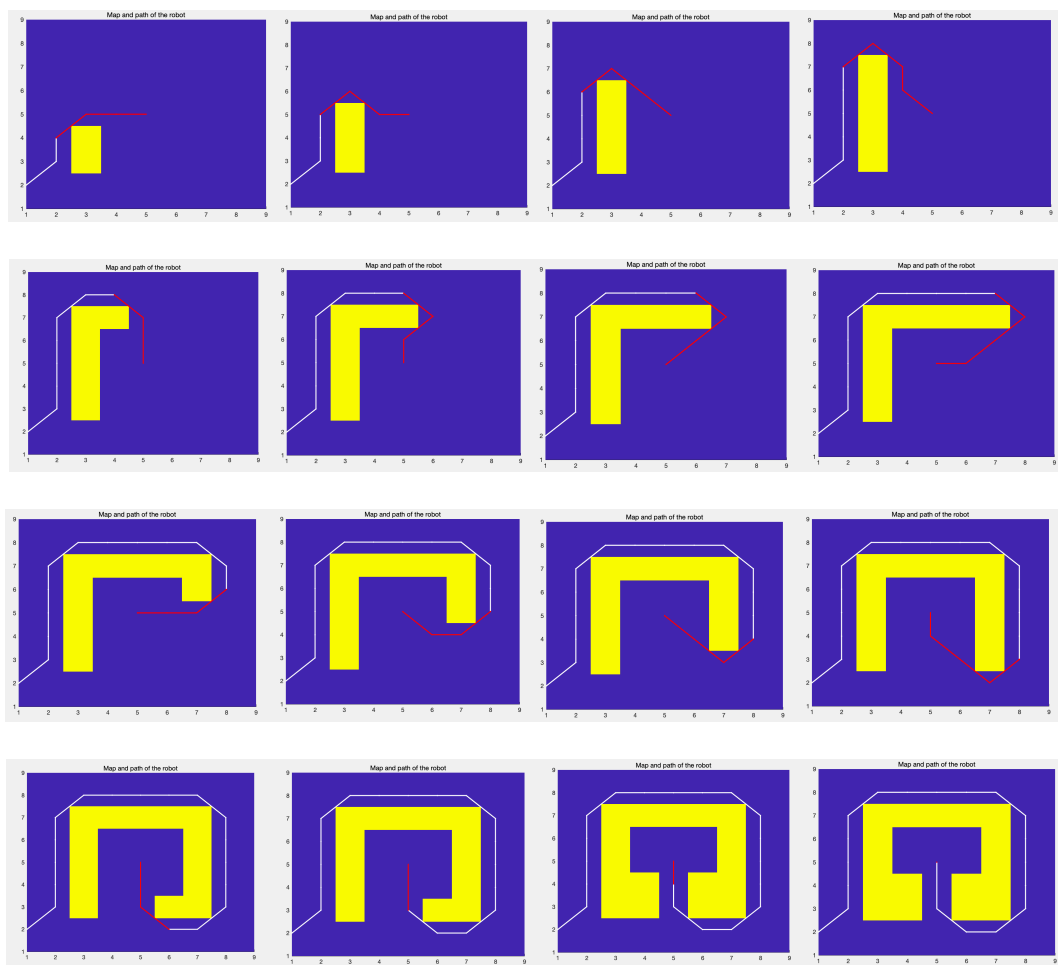
算法具体的实现如下：首先假设环境中没有任何障碍物，作为机器人的起始地图。每隔 $step$ 步进行观测，把每一步观测到的障碍物加入到机器人地图中。这 $step$ 步的走法就是，在机器人地图上使用 A* 算法计算出到达目标坐标的路径的前 $step$ 步。就这样边走边观测，直到机器人到达目标点。



这样的思路固然简单，但是我们需要设置合适的超参数来保证一定能找到路径（在问题可解的前提下）。显然，当我们把 $step$ 设置地较大时，有可能出现撞墙的情况。这是因为我们观测的是不完全的地图，并且把其他位置的地图都默认为无障碍。如果 $step$ 较大，使我们在下一次观测时走出了已知的地图范围，形成的最终路径就会撞墙。对于观测模型 A 而言，我们已知的地图大小是 $2n \times 2n$ 方格，所以要使机器人在下一次观测前不走出原来的观测范围只需使 $step \leq n$ 即可。但是对于观测模型 B，假设激光束 k 在 d_k 个格子外观测到了障碍物，那么为了保证机器人下一次观测前不走出原来的观测范围，应当使 $step \leq \inf_k d_k$ 。在实际应用中，我会设立一个 $step$ 的上界为 $stepmax$ ，取 $step = \min(\inf_k d_k, stepmax)$ ，以便于最大化节省重复观测的次数和运算次数。

四. 仿真结果

我利用 MATLAB 实现我的仿真程序。在简单的地图中，我们看到机器人每一步都按照 A*算法在不完全地图中规划的最优路径行走，符合我的算法设计的思路。仿真结果如下图呈现，图中，黄色代表机器人视角下的世界地图，白色代表已经走的路径，红色代表 A*算法在这个不完全地图下预测的路径。

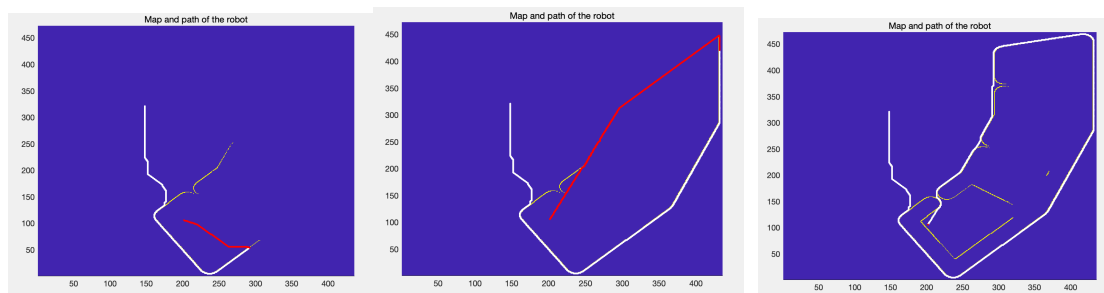


在较为复杂的地图中, 对于观测模型 A, 我的实现结果特别好, 因为机器人每次观测都能获得以自身为中心的均匀的地图信息, 往往最终实现较优的路径, 如下图。



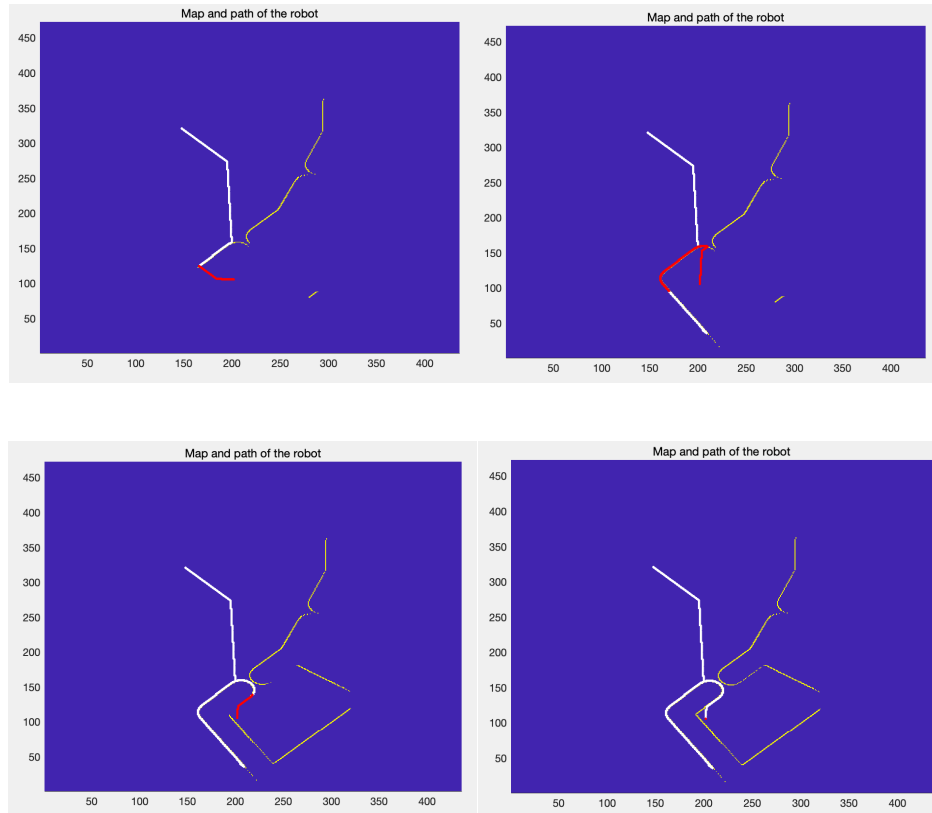
但是对于观测模型 B，我很快发现这个算法会导致机器人产生不撞南墙不回头的问
题，如下图。每当机器人沿墙行走时，由于墙遮挡了机器人的观测角度，使得机器人的
观测数据被墙体大量遮挡，机器人每一次观测的地图信息不再是以自身为中心均匀分布
的。A*算法虽然考虑了到达目标点的直觉函数，但是没有包含获取全面地图信息所带来
的好处。因此在优化上，机器人的路径并没有考虑它观测模型带来的限制，容易形成较
偏的观测分布。在遇到墙体时，这种现象十分明显。由于激光雷达无法获知机器人前后
墙面的情况（被机器人旁边的墙面遮挡），A*算法总是错误地期望在沿着墙走一段距离
后可以进入空旷地带，因此导致了不撞南墙不回头的结果。同时，由于 $step \leq \inf_k d_k$ ，
沿墙行走的 $step$ 是很小的，这也大大降低了算法的效率。

解决这个问题的主要思路我认为在于在使用 A*算法时引入观测效益函数。当一个位
置可以提供良好的观测数据时，应当给予更多的偏好。就像人一样，人不会完全贴着墙
面行走。当人离墙具有一定距离时，人可以获得更多的环境信息，进而更好地决策。虽
然可能路径会长一些，但是为了全局考虑，这些牺牲是值得的。



另一个值得优化的地方是 A*算法的计算速度。当 $step$ 较小时，我们发现很多 A*算
法的计算有些浪费。因为 A*算法根据你的不完全地图计算出了整条路径，而在真正使用
时，机器人没有走几步就重新进行观测计算，这是很浪费计算空间的。在前后两步的计
算中，由于只增加了相对来说极其少量的障碍物数据，很多计算结果都是可以进一步
优化的。针对这种情况，我们需要使用增量搜索算法，例如 weighted A*[1]，ARA*[2]
等。

我选择 weighted A*算法代替 A*进行室内导航，令权重因子 $w = 10$ ，仿真得到下图
结果。可以看出，对启发函数加权后，机器人虽然一开始走错了方向，但是及时迷途知
返。最终也以较快的速度到达了终点。在这个情形下，我利用 weighted A*算法成功解
决了原本算法遇到的困境。



五. 总结

综上所述，本文针对移动机器人的室内导航问题进行了较为深入的研究。本文以二维的平面移动机器人为模型，限制它只能进行 8 个方向的运动。在上帝视角观测模型 A 和激光雷达观测模型 B 下，本文基于 A* 算法提出了边建图边规划路径的算法。这种算法不能保证是最优路径，但是可以在一定情况下给出相对较优的路径。本文在仿真环节对两种观测模型下算法的实现效果进行对比，发现激光雷达观测模型下本文的算法有一定的优化空间。并且，本文利用 weighted A* 算法的思路对激光雷达观测下的算法进行优化，成功提高了算法的使用效率。

比较遗憾的是，因为时间原因，本文并没有讨论存在噪音的运动模型和观测模型下算法的实现结果。但是可以预计的是，增加 SLAM 对地图和位姿的估计后，本文的结论依然可以直接对这些模型推广。

总而言之，机器人感知与控制课程和本次研究报告让我对移动机器人的研究范围和研究热点有了较为清晰的认识，并且让我掌握了很多基本的机器人算法，使我在以后的机器人学习和研究中受益匪浅。感谢刘老师和助教一学期的辛苦付出！

六. 参考文献

- [1] I. Pohl, **Heuristic search viewed as path finding in a graph**, *Artificial Intelligence*, 1 (3) (1970), pp. 193-204
- [2] Likhachev, M., Gordon, G. J., & Thrun, S. (2003). **ARA*: Anytime A* with provable bounds on sub-optimality**. *Advances in neural information processing systems*, 16.