AI-PROJECT 1 Cross-line 实验报告

陈之琪 2023010958

搜索算法设计思路详解

一、问题背景与目标

问题描述

在一个n×n的网格中,存在m条线路,每条线路有起点和终点。每条线路的起点需要通过横向或纵向移动 (每次移动一格,可上下左右移动)到达终点,且移动路径不能经过其他线路的占用节点 (除终点外)。算法需要找到一种移动策略,使得所有线路从起点到达终点,同时最小化路径成本 (可包含转向惩罚等)。

设计原则

- 1. 设计状态表示与转移规则
- 2. 实现启发式搜索算法,利用启发函数引导搜索方向
- 3. 支持两种模式: 基础模式 (无转向惩罚) 和改讲模式 (含转向惩罚)

二、状态表示与数据结构

状态定义 (state)

状态由三元组构成: [grid, lines, active_line]

- grid: n×n矩阵, 记录每个节点的占用情况(0表示空, i+1表示第i条线路占据)
- lines: 线路列表,每个元素为 [start, end] (坐标格式为 [行,列])
- active_line: 当前活动线路的索引(未完成线路中优先级最高的,按顺序查找下一个未完成线路)

节点 (Node 类)

节点类的设计思路与第一次编程作业的示例代码类似,而略有不同。

每个节点包含:

• state: 当前状态

parent : 父节点 (用于路径回溯)

• action: 从父节点到当前节点的动作(格式为[线路索引,新位置])

• path_cost : 总代价 (g(n) + h(n) , 其中 g(n) 为实际代价, h(n) 为启发函数值)

• directions: 各线路的最后移动方向(用于模式2的转向惩罚计算)

三、动作生成与状态转移

可用动作 (actions 方法)

对于当前活动线路, 生成其起点的上下左右四个相邻位置中有效的移动位置:

- 1. 位置在网格内 (0 ≤ 行/列 < n)
- 2. 位置未被其他线路占据(除非该位置是当前线路的终点)

状态转移 (move 方法)

1. 更新 grid: 将新位置标记为当前线路占用

2. 更新 lines: 将当前线路的起点移动到新位置

3. 确定下一个 active_line: 从当前线路的下一个开始查找,若所有后续线路已完成,则从头查找未完成线路

四、路径成本计算(g函数)

基础代价 (模式1)

每次移动代价为1,与方向无关:

g(n) = 父节点g值 + 1

转向惩罚 (模式2)

若当前移动方向与上一次该线路的移动方向不同,额外增加2点代价:

g(n) = 父节点g值 + 1 + (转向时加2)

五、启发函数设计

启发函数 h(n) 用于估计当前状态到目标状态的最小代价,设计了两种策略:

启发函数1: 曼哈顿距离之和 (h_function_method1)

- 核心思想:对每条未完成线路,计算起点到终点的曼哈顿距离,求和作为启发值曼哈顿距离公式: |start row end row| + |start col end col|
- 数学表达式:

$$h(n) = \sum_{i=0}^{m-1} \operatorname{Manhattan}(lines[i][0], lines[i][1])$$

- 优点: 计算简单, 保证单调性 (可采纳性), 适用于基础搜索, 保证找到最优解。
- 缺点: 未考虑路径中的障碍物, 可能导致搜索效率较低

启发函数2:曼哈顿距离+障碍物惩罚 (h_function_method2)

- 核心思想: 在曼哈顿距离基础上,对路径中的障碍物 (其他线路占据的节点)进行惩罚
 - i. 生成横向优先和纵向优先两条曼哈顿路径
 - ii. 统计每条路径中的障碍物数量 (排除当前线路自身和终点)
 - iii. 取障碍物较少的路径, 每个障碍物增加2点惩罚
- 数学表达式:

$$h(n) = \sum_{i=0}^{m-1} \left(\operatorname{Manhattan}(s_i, e_i) + 2 imes \min(O_h, O_v)
ight)$$

其中 o_h 和 o_v 为横/纵向路径的障碍物数量

- 优点:结合环境信息,减少无效搜索,提升启发式准确性
- 可以发现,这种启发函数仍然从问题的子问题中去生成,因而仍然是一致的。它可以找到最优解。
- **实现细节**: 具体代码请见 .py 文件。
 - 。 generate_horizontal_path : 先横向移动, 再纵向移动
 - generate_vertical_path: 先纵向移动, 再横向移动
 - 。 count_obstacles : 统计路径中被其他线路占据的节点数

六、搜索算法流程 (A*算法变体)

核心逻辑 (search_generator 函数)

- 1. **优先队列 (Open集)** : 存储待扩展节点, 按 path_cost = g(n) + h(n) 排序, 每次取出代价最小的节点
- 2. 闭合集 (Closed集): 记录已访问的状态, 避免重复处理
- 3. 扩展节点: 对当前节点生成所有合法动作, 创建子节点并更新队列:
 - 若子节点未被访问且不在队列中,加入队列
 - 若子节点已在队列中但新代价更低,更新队列中的节点

算法步骤

- 1. 初始化: 将初始状态节点加入优先队列
- 2. 循环直到队列为空:
 - 取出当前代价最小的节点 current
 - 若 current 是目标状态, 结束搜索
 - 生成所有合法动作, 创建子节点
 - 对子节点进行剪枝 (已访问或代价更高则跳过)
 - 将有效子节点加入优先队列
- 3. 目标检测: 所有线路起点等于终点, 且无活动线路

七、目标检测与终止条件

目标状态条件

- 1. 所有线路的起点等于终点 (start == end)
- 2. active_line 为 None (无未完成线路)

终止条件

- 1. 找到目标状态:返回成功,路径成本为 path_cost
- 2. 队列为空: 返回失败, 无可行解

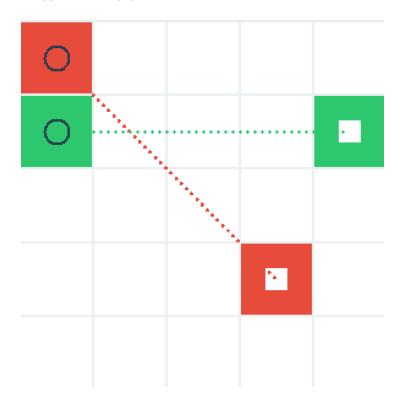
搜索算法的结果演示

八、结果示例

取 n = 5, m = 2

线路1:起点(1,1)终点(4,4) 线路2:起点(2,1)终点(2,5)

初始状态如下图所示:



九、总结与扩展方向

算法特点

• 启发式引导: 通过曼哈顿距离和障碍物惩罚, 平衡搜索效率与最优性

• 模式切换: 支持基础模式和改进模式, 适应不同场景需求

• 可视化支持: 结合Tkinter界面, 实时展示搜索过程, 便于调试和理解

可能的扩展

1. 更复杂的启发函数:考虑多线路协同移动的全局代价

2. 剪枝策略: 优化闭合集存储 (如哈希表提升查询效率)

- 3. 并行搜索: 针对大规模网格, 使用多线程或分布式搜索
- 4. 动态障碍物: 支持线路移动过程中动态占用/释放节点

通过上述设计,算法能够在合理时间内找到近似最优解,尤其在中等规模网格 (n≤10) 中表现良好,结合可视化界面可直观观察不同启发函数和模式对搜索过程的影响。