RRT 路径规划

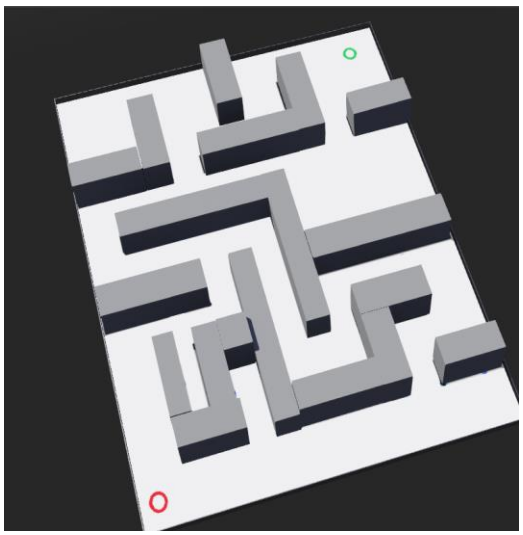
18329015 郝裕玮

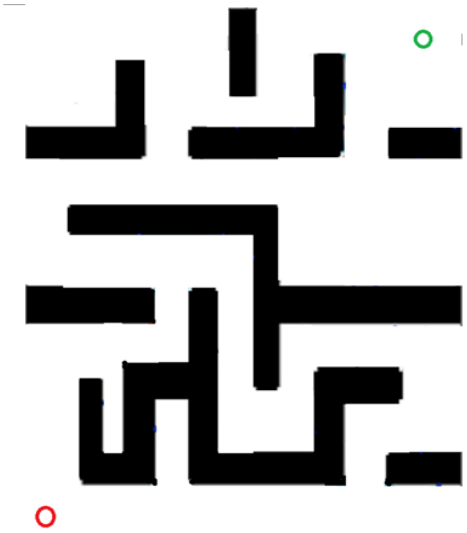
一、实验目标

使用 RRT 算法进行路径规划。

实验要求：绿色方块代表起始位置，红色方块代表目标位置，要求在已知地图全局信息的情况下，规划一条尽可能短的轨迹，控制机器人从绿色走到红色。

实验场景：给定了迷宫 webots 模型，地图的全局信息通过读取 maze.png 这个图片来获取。





二、实验内容与步骤

（1）实验环境具体配置如下：

编程语言：Python 3.7.0

编辑器：Jupyter Notebook (anaconda 3)

第三方库：OpenCV（cmd 执行 pip install opencv-python 即可）

（2）使用 RRT 算法对 maze.png 进行处理，画出最优路径。

RRT 算法与之前实验的 PRM 算法十分类似，都是通过抽样来在已知的地图上建立无向图，进而通过搜索方法寻找相对最优的路径。

不同点在于，PRM 算法在一开始就通过抽样在地图上构建出完整的无向图，再进行图搜索；而 RRT 算法则是从某个点出发，一边搜索一边抽样，并建图。

RRT 算法主要分为以下 3 个阶段：

注意：下述每个部分的代码注释中均已包含所有的思路分析和算法实现：

1，运行主函数获取相关参数，并在 RoadMap 类中对图像进行预处理，使之二值化成为网格地图，同时构建 RRT 树的根节点：

①主函数

```
#主函数
if __name__=="__main__":

    #读取图像
    image_path = "C:\\Users\\93508\\Desktop\\maze.png"
    img = cv2.imread(image_path)

    #开始 RRT 路径规划
    print('开始 RRT 路径规划...')
    res = RoadMap(img)
    #这里可修改三项参数步长 step，距离阈值 dis，尝试次数 cnt
    res.rrt_planning(step = 10, dis = 10, cnt = 200000)
```

②图像预处理

```
#RoadMap 类：读入图片，将其二值化为网格图，并进行一系列操作
class RoadMap(object):
    def __init__(self, map_img):
        #读取图像尺寸
        self.length = map_img.shape[0]
        self.width = map_img.shape[1]
```

```
        #为方便后续操作，将图像尺寸的长宽均设置为更小的那个值（图片转为正方形）
        squad = min(self.length, self.width)
        map_img = cv2.resize(map_img,(squad,squad))
        self.map = map_img

        #s 设置图像的起点和终点
        self.point_start = np.mat([550, 20]) #运动规划的起点
        self.point_end = np.mat([20,565]) #运动规划的终点

    # RRT 算法
    def rrt_planning(self, **param):
        ''' 快速扩展随机树算法（RRT 算法）
        Args:
            **param: 关键字参数，用以配置规划参数
                     step: 搜索步长，默认 20。int
                     dis: 判断阈值，默认 20。float
                     cnt: 尝试次数。默认 20000。int
        Return:
            本函数没有返回值，但会根据计算结果赋值（或定义）以下属性变量：
                self.rrt_tree: 所生成的 rrt 树。numpy.mat
                    数据含义: [[横坐标，纵坐标，父节点索引]]，其中第一个点（起点）为根，最后一个点（终点）为树枝
        Example:
            mr = RoadMap(img)
            mr.rrt_planning(s=25, t=30, l=15000, pic='None')
        '''

        # 关键字参数处理
        if 'step' in param:
            step_size = param['step'] #搜索步长 step_size
        if 'dis' in param:
            area = param['dis'] #判断阈值 area
        if 'cnt' in param:
            limit_try = param['cnt'] #尝试次数 limit_try

        # 地图灰度化
        image_gray = cv2.cvtColor(self.map, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

        # 地图二值化
        # cv2.THRESH_BINARY 表示阈值的二值化操作，大于阈值使用 maxval 表示，小于阈值使用 0 表示
        # 大于 127 的像素点置为 255（白色），小于 127 的像素点置为 0（黑色）
```

```
        ret,img_binary = cv2.threshold(image_gray, 127, 255,
cv2.THRESH_BINARY)

        # 初始化 RRT 树:[横坐标，纵坐标，父节点索引]
        rrt_tree = np.hstack((self.point_start, [[0]]))
        # 初始化尝试次数
        num_try = 0
        # 路径规划是否成功
        path_found = False
```

2，开始 RRT 算法核心部分：

①随机采样：每次选择生长方向时，有一定的概率会向着目标点延伸，也有一定的概率会随机在地图内选择一个方向延伸一段距离。

```
        #开始 limit_try 次随机尝试
        while num_try <= limit_try:
            #随机生成采样点
            #在每次选择生长方向时，有一定的概率会向着目标点延伸
            #也有一定的概率会随机在地图内选择一个方向延伸一段距离
            #在这里设置两种概率均为 0.5
            if np.random.rand() < 0.5:
                #在地图范围内随机采样一个像素
                sample = np.mat(np.random.randint(0,
img_binary.shape[0] - 1, (1, 2)))
            else:
                sample = self.point_end
```

②生长点选择与碰撞检测：假设我们采样了图像中的某个随机点，那么我们可从现有的 RRT 树中筛选出离该采样点最近的一个点，并向采样点生长一段距离（长为 step_size）。并对检验生长过程中是否发生碰撞（两点间连线有无障碍点），最后还要保证该采样点与 RRT 树中现有的所有点的距离均大于距离阈值 area（若两点距离小于 area 则默认为两个点重合，是同一个点）。若以上 2 个条件均满足，则将该采样点加入 RRT 树中。

同理，当某个采样点与终点的距离 ＜area 时，则认为已经到达终点，将其加入 RRT 树之后可终止循环。

```
            #计算各点与当前随机采样点的距离
            #找出 rrt 树中离当前随机采样点最近的点
            mat_distance = EuclidenDistance(rrt_tree[:, 0 : 2],
sample)

            #argmin 用于找出距离最小点的索引
            index_close = np.argmin(mat_distance, 0)[0, 0] #末尾索引用
来取出数值，否则 index_close 变为矩阵
            point_close = rrt_tree[index_close, 0 : 2]

            #从距离最小点向当前采样点移动 step_size 距离，并进行碰撞检测
            #计算出移动方向（角度）
            theta_dir = math.atan2(sample[0, 0] - point_close[0, 0],
sample[0, 1] - point_close[0, 1])
            #得到移动后的点 point_new
            point_new = point_close + step_size *
np.mat([math.sin(theta_dir), math.cos(theta_dir)])

            #将坐标化为整数（矩阵转数组，元素 int 化，再转矩阵）
            point_new = np.around(np.array(point_new)).astype(int)
            point_new = np.mat(point_new)

            #若两点间连线失败（有障碍物），则继续下一次循环
            if not check_path(point_close, point_new, img_binary):
                num_try = num_try + 1
                continue

            #若连线成功，则先检验 point_new 和终点 point_end 的距离是否小于
判断阈值 area
            #若在范围内则代表两个点属于同一个点，默认路径规划成功，已到达
终点
            if EuclidenDistance(point_new, self.point_end) < area:
                path_found = True
                #将 point_new 加入到 rrt 树，设置为新节点
                point_new = np.hstack((point_new, [[index_close]]))
                rrt_tree = np.vstack((rrt_tree, point_new))
                break

            #若 point_new 尚未到达终点的邻域范围内，则计算 rrt 树中各点与
point_new 的距离
```

```
            mat_distance = EuclidenDistance(rrt_tree[:, 0 : 2],
point_new)
            if np.min(mat_distance, 0) < area:
                num_try = num_try + 1 #若存在距离小于 area 的，则
point_new 与该点重合，直接继续下次循环
                continue
            #若均大于判断阈值 area，则证明 point_new 未与 rrt 树中任何一个
点重合，可将其添加到 rrt 树中
            #设置离新点 point_new 最近的节点为其父节点
            #父节点索引为 index_close
            else:
                point_new = np.hstack((point_new, [[index_close]]))
                rrt_tree = np.vstack((rrt_tree, point_new))
```

碰撞检测相关函数代码如下所示：

```
#碰撞检测，检验路径上的点是否越界或为障碍物点（与 check_path 共同检验）
def check_point(point, map_img):
    point = np.mat(point) #先将这些点转换为矩阵
    not_obstacle = True #验证是否为障碍点

    #若该点仍在图像范围内
    if (point[:, 0] < map_img.shape[0] and
        point[:, 1] < map_img.shape[1] and
        point[:, 0] >= 0 and
        point[:, 1] >= 0):
        #若在图像范围内但路径上有点的像素值为 0（黑色，即该路径中间碰到了障
碍）
        if map_img[point[:, 1], point[:, 0]] == 0:
            not_obstacle = False
    else:#路径上有某一点已经不在图像范围内
        not_obstacle = False

    return not_obstacle

#检验某点周围的邻域范围内是否无障碍点
def not_obstacle_in_area(x, y, d, map_img):
    #d 代表邻域范围，检验的范围为与该点距离为 d 的 4 邻域（上下左右）和距离为
根号 2d 的 8 邻域（4 个斜向方向）
    if x < map_img.shape[1] and x >= 0 and y < map_img.shape[0] and
y >= 0 and map_img[x,y]!=0 \
    and x-d < map_img.shape[1] and x-d >= 0 and y < map_img.shape[0]
and y >= 0 and map_img[x-d,y]!=0 \
```

```
    and x < map_img.shape[1] and x >= 0 and y-d < map_img.shape[0]
and y-d >= 0 and map_img[x,y-d]!=0 \
    and x-d < map_img.shape[1] and x-d >= 0 and y-d <
map_img.shape[0] and y-d >= 0 and map_img[x-d,y-d]!=0 \
    and x+d < map_img.shape[1] and x+d >= 0 and y < map_img.shape[0]
and y >= 0 and map_img[x+d,y]!=0 \
    and x < map_img.shape[1] and x >= 0 and y+d < map_img.shape[0]
and y+d >= 0 and map_img[x,y+d]!=0 \
    and x+d < map_img.shape[1] and x+d >= 0 and y+d <
map_img.shape[0] and y+d >= 0 and map_img[x+d,y+d]!=0 \
    and x+d < map_img.shape[1] and x+d >= 0 and y-d <
map_img.shape[0] and y-d >= 0 and map_img[x+d,y-d]!=0 \
    and x-d < map_img.shape[1] and x-d >= 0 and y+d <
map_img.shape[0] and y+d >= 0 and map_img[x-d,y+d]!=0:
        return True #若 8 个邻域点和自身均不为障碍物点，则默认为该点邻域范
围内无障碍点
    return False

#碰撞检测，检验路径上的点是否越界或为障碍物点（与 check_point 共同检验）
def check_path(point_current, point_other, map_img):
    #首先确保连线的两点周围的邻域范围内无障碍点
    if not_obstacle_in_area(point_current[0,1], point_current[0,0],
11, map_img) \
    and not_obstacle_in_area(point_other[0,1], point_other[0,0], 11,
map_img):
        #取横向、纵向较大值，确保经过的每个像素都被检测到
        step_length = max(abs(point_current[0, 0] - point_other[0,
0]), abs(point_current[0, 1] - point_other[0, 1]))
        path_x = np.linspace(point_current[0, 0], point_other[0, 0],
step_length + 1)
        path_y = np.linspace(point_current[0, 1], point_other[0, 1],
step_length + 1)
        #检验路径连线上的点是否越界或为障碍点（调用 check_point 函数）
        for i in range(int(step_length + 1)):
            if check_point([int(math.ceil(path_x[i])),
int(math.ceil(path_y[i]))], map_img):
                return True
    return False
```

两点间距离计算相关函数代码如下所示：

```
#计算两点间欧氏距离（即直线距离）
def EuclidenDistance(point_a, point_b):
```

```
    #point_a 可以是矩阵形式的点集，该函数将返回一个矩阵，每行对应各点与
point_b 的直线距离
    distance = np.sqrt(np.sum(np.multiply(point_a - point_b, point_a
- point_b), axis=1))
    return distance
```

3，画出 RRT 树形图（探索过程）以及最终结果：

```
#画出 RRT 树形图和最终路线图
def result_plot(map_img, rrt_tree, length, width):
    # 首先绘制树形图
    # 设置树形图图相关参数：点的大小，颜色和线的粗细
    point_size = 3
    point_color = (0, 127, 0)
    thickness = 4
    #将矩阵转化为数组并转为整型，再转化为元组，以供 cv2 使用
    vertex = np.around(np.array(rrt_tree)).astype(int)
    vertex_tuple = tuple(map(tuple, vertex))
    map_img1 = copy.deepcopy(map_img) #需要进行深拷贝，而不是引用，否则
会导致 img1 和 img2 一样

    #画出 RRT 树中所有点的节点并连线
    for point in vertex_tuple:
        cv2.circle(map_img1, point[0 : 2], point_size, point_color,
thickness)
        if point[0] != 0:
            cv2.line(map_img1, point[0 : 2],
vertex_tuple[point[2]][0 : 2], (255,150,150), 2)

    #通过回溯来绘制最优路径
    #并且通过优化连接点数量使得最终路径更加平滑
    #将离目标点最近的点 a 与其父节点 b 的父节点 c 进行连接，再从点 c 开始继续
这个循环
    #三角形法则：(ac < ab + bc)，得到的路径比最初的路径会更短且更平滑
    point_a_index = -1 #用于定位 rrt_tree 数组的最后一个元素（离目标点最
近的点 a）
    while point_a_index != 0: #直至遍历到 rrt_tree 数组的第一个元素（即
遍历结束）
        point_b_index = rrt_tree[point_a_index, 2] #point_b_index 为 a
的父节点索引
        point_c_index = rrt_tree[point_b_index, 2] #point_c_index 为 b
的父节点索引
        #连接 a 与 c，(0,0,0)代表连线颜色的 RGB(黑色)，3 为线段粗细程度
```

```
        cv2.line(map_img1,vertex_tuple[point_a_index][0 : 2],
vertex_tuple[point_c_index][0 : 2],(0,0,0),3)
        point_a_index = point_c_index #将起始点转移到 c，继续该循环

    img1 = cv2.resize(map_img1,(width,length))#将图像尺寸变为初始尺寸
    cv2.imwrite('C:\\Users\\93508\\Desktop\\111.png', img1)#图像存储
路径

    #去掉无关点，绘制用于小车巡线的最终路线图
    map_img2 = copy.deepcopy(map_img) #需要进行深拷贝，而不是引用，否则
会导致 img1 和 img2 一样
    #相同的步骤绘制路线图
    point_a_index = -1 #用于定位 rrt_tree 数组的最后一个元素（离目标点最
近的点 a）
    while point_a_index != 0: #直至遍历到 rrt_tree 数组的第一个元素（即
遍历结束）
        point_b_index = rrt_tree[point_a_index, 2] #point_b_index 为 a
的父节点索引
        point_c_index = rrt_tree[point_b_index, 2] #point_c_index 为 b
的父节点索引
        #连接 a 与 c，(0,0,0)代表连线颜色的 RGB(黑色)，3 为线段粗细程度
        cv2.line(map_img2,vertex_tuple[point_a_index][0 : 2],
vertex_tuple[point_c_index][0 : 2],(0,0,0),3)
        point_a_index = point_c_index #将起始点转移到 c，继续该循环

    img2 = cv2.resize(map_img2,(width,length))#将图像尺寸变为初始尺寸
    cv2.imwrite('C:\\Users\\93508\\Desktop\\222.png', img2)#图像存储
路径

    #将 img1 和 img2 放在同一个窗口下展示
    imgs = np.hstack([img1,img2])
    cv2.imshow("1", imgs)
    cv2.waitKey()#防止图像一闪而过
```

至此，代码的主要部分均已展示，接下来为体现代码整体逻辑，展示全体代码。

代码的逻辑关系为：RoadMap 类用于图像预处理与 RRT 算法。在主函数和 RoadMap 类以外还有一些功能性函数（判断像素点是否为障碍点，计算两点间欧氏距离，碰撞检测，画图）。

全体代码如下（主函数在代码最下方）：

```
import cv2 #图像处理需要的库 OpenCV
import numpy as np
import math
import copy

#碰撞检测，检验路径上的点是否越界或为障碍物点（与 check_path 共同检验）
def check_point(point, map_img):
    point = np.mat(point) #先将这些点转换为矩阵
    not_obstacle = True #验证是否为障碍点

    #若该点仍在图像范围内
    if (point[:, 0] < map_img.shape[0] and
        point[:, 1] < map_img.shape[1] and
        point[:, 0] >= 0 and
        point[:, 1] >= 0):
        #若在图像范围内但路径上有点的像素值为 0（黑色，即该路径中间碰到了障
碍）
        if map_img[point[:, 1], point[:, 0]] == 0:
            not_obstacle = False
    else:#路径上有某一点已经不在图像范围内
        not_obstacle = False

    return not_obstacle

#检验某点周围的邻域范围内是否无障碍点
def not_obstacle_in_area(x, y, d, map_img):
    #d 代表邻域范围，检验的范围为与该点距离为 d 的 4 邻域（上下左右）和距离为
根号 2d 的 8 邻域（4 个斜向方向）
    if x < map_img.shape[1] and x >= 0 and y < map_img.shape[0] and
y >= 0 and map_img[x,y]!=0 \
    and x-d < map_img.shape[1] and x-d >= 0 and y < map_img.shape[0]
and y >= 0 and map_img[x-d,y]!=0 \
    and x < map_img.shape[1] and x >= 0 and y-d < map_img.shape[0]
and y-d >= 0 and map_img[x,y-d]!=0 \
    and x-d < map_img.shape[1] and x-d >= 0 and y-d <
map_img.shape[0] and y-d >= 0 and map_img[x-d,y-d]!=0 \
    and x+d < map_img.shape[1] and x+d >= 0 and y < map_img.shape[0]
and y >= 0 and map_img[x+d,y]!=0 \
    and x < map_img.shape[1] and x >= 0 and y+d < map_img.shape[0]
and y+d >= 0 and map_img[x,y+d]!=0 \
    and x+d < map_img.shape[1] and x+d >= 0 and y+d <
map_img.shape[0] and y+d >= 0 and map_img[x+d,y+d]!=0 \
```

```
    and x+d < map_img.shape[1] and x+d >= 0 and y-d <
map_img.shape[0] and y-d >= 0 and map_img[x+d,y-d]!=0 \
    and x-d < map_img.shape[1] and x-d >= 0 and y+d <
map_img.shape[0] and y+d >= 0 and map_img[x-d,y+d]!=0:
        return True #若 8 个邻域点和自身均不为障碍物点，则默认为该点邻域范
围内无障碍点
    return False

#碰撞检测，检验路径上的点是否越界或为障碍物点（与 check_point 共同检验）
def check_path(point_current, point_other, map_img):
    #首先确保连线的两点周围的邻域范围内无障碍点
    if not_obstacle_in_area(point_current[0,1], point_current[0,0],
11, map_img) \
    and not_obstacle_in_area(point_other[0,1], point_other[0,0], 11,
map_img):
        #取横向、纵向较大值，确保经过的每个像素都被检测到
        step_length = max(abs(point_current[0, 0] - point_other[0,
0]), abs(point_current[0, 1] - point_other[0, 1]))
        path_x = np.linspace(point_current[0, 0], point_other[0, 0],
step_length + 1)
        path_y = np.linspace(point_current[0, 1], point_other[0, 1],
step_length + 1)
        #检验路径连线上的点是否越界或为障碍点（调用 check_point 函数）
        for i in range(int(step_length + 1)):
            if check_point([int(math.ceil(path_x[i])),
int(math.ceil(path_y[i]))], map_img):
                return True
    return False

#计算两点间欧氏距离（即直线距离）
def EuclidenDistance(point_a, point_b):
    #point_a 可以是矩阵形式的点集，该函数将返回一个矩阵，每行对应各点与
point_b 的直线距离
    distance = np.sqrt(np.sum(np.multiply(point_a - point_b, point_a
- point_b), axis=1))
    return distance

#画出 RRT 树形图和最终路线图
def result_plot(map_img, rrt_tree, length, width):
    # 首先绘制树形图
    # 设置树形图图相关参数：点的大小，颜色和线的粗细
    point_size = 3
    point_color = (0, 127, 0)
    thickness = 4
```

```
    #将矩阵转化为数组并转为整型，再转化为元组，以供 cv2 使用
    vertex = np.around(np.array(rrt_tree)).astype(int)
    vertex_tuple = tuple(map(tuple, vertex))
    map_img1 = copy.deepcopy(map_img) #需要进行深拷贝，而不是引用，否则
会导致 img1 和 img2 一样

    #画出 RRT 树中所有点的节点并连线
    for point in vertex_tuple:
        cv2.circle(map_img1, point[0 : 2], point_size, point_color,
thickness)
        if point[0] != 0:
            cv2.line(map_img1, point[0 : 2],
vertex_tuple[point[2]][0 : 2], (255,150,150), 2)

    #通过回溯来绘制最优路径
    #并且通过优化连接点数量使得最终路径更加平滑
    #将离目标点最近的点 a 与其父节点 b 的父节点 c 进行连接，再从点 c 开始继续
这个循环
    #三角形法则：(ac < ab + bc)，得到的路径比最初的路径会更短且更平滑
    point_a_index = -1 #用于定位 rrt_tree 数组的最后一个元素（离目标点最
近的点 a）
    while point_a_index != 0: #直至遍历到 rrt_tree 数组的第一个元素（即
遍历结束）
        point_b_index = rrt_tree[point_a_index, 2] #point_b_index 为 a
的父节点索引
        point_c_index = rrt_tree[point_b_index, 2] #point_c_index 为 b
的父节点索引
        #连接 a 与 c，(0,0,0)代表连线颜色的 RGB(黑色)，3 为线段粗细程度
        cv2.line(map_img1,vertex_tuple[point_a_index][0 : 2],
vertex_tuple[point_c_index][0 : 2],(0,0,0),3)
        point_a_index = point_c_index #将起始点转移到 c，继续该循环

    img1 = cv2.resize(map_img1,(width,length))#将图像尺寸变为初始尺寸
    cv2.imwrite('C:\\Users\\93508\\Desktop\\tree.png', img1)#图像存储
路径

    #去掉无关点，绘制用于小车巡线的最终路线图
    map_img2 = copy.deepcopy(map_img) #需要进行深拷贝，而不是引用，否则
会导致 img1 和 img2 一样
    #相同的步骤绘制路线图
    point_a_index = -1 #用于定位 rrt_tree 数组的最后一个元素（离目标点最
近的点 a）
    while point_a_index != 0: #直至遍历到 rrt_tree 数组的第一个元素（即
遍历结束）
```

```
        point_b_index = rrt_tree[point_a_index, 2] #point_b_index 为 a
的父节点索引
        point_c_index = rrt_tree[point_b_index, 2] #point_c_index 为 b
的父节点索引
        #连接 a 与 c，(0,0,0)代表连线颜色的 RGB(黑色)，3 为线段粗细程度
        cv2.line(map_img2,vertex_tuple[point_a_index][0 : 2],
vertex_tuple[point_c_index][0 : 2],(0,0,0),3)
        point_a_index = point_c_index #将起始点转移到 c，继续该循环

    img2 = cv2.resize(map_img2,(width,length))#将图像尺寸变为初始尺寸
    cv2.imwrite('C:\\Users\\93508\\Desktop\\result.png', img2)#图像存
储路径

    #将 img1 和 img2 放在同一个窗口下展示
    imgs = np.hstack([img1,img2])
    cv2.imshow("1", imgs)
    cv2.waitKey()#防止图像一闪而过


#RoadMap 类：读入图片，将其二值化为网格图，并进行一系列操作
class RoadMap(object):
    def __init__(self, map_img):
        #读取图像尺寸
        self.length = map_img.shape[0]
        self.width = map_img.shape[1]

        #为方便后续操作，将图像尺寸的长宽均设置为更小的那个值（图片转为正方
形）
        squad = min(self.length, self.width)
        map_img = cv2.resize(map_img,(squad,squad))
        self.map = map_img

        #s 设置图像的起点和终点
        self.point_start = np.mat([550, 20]) #运动规划的起点
        self.point_end = np.mat([20,565]) #运动规划的终点

    # RRT 算法
    def rrt_planning(self, **param):
        ''' 快速扩展随机树算法（RRT 算法）
        Args:
            **param: 关键字参数，用以配置规划参数
                     step: 搜索步长，默认 20。int
                     dis: 判断阈值，默认 20。float
                     cnt: 尝试次数。默认 20000。int
        Return:
```

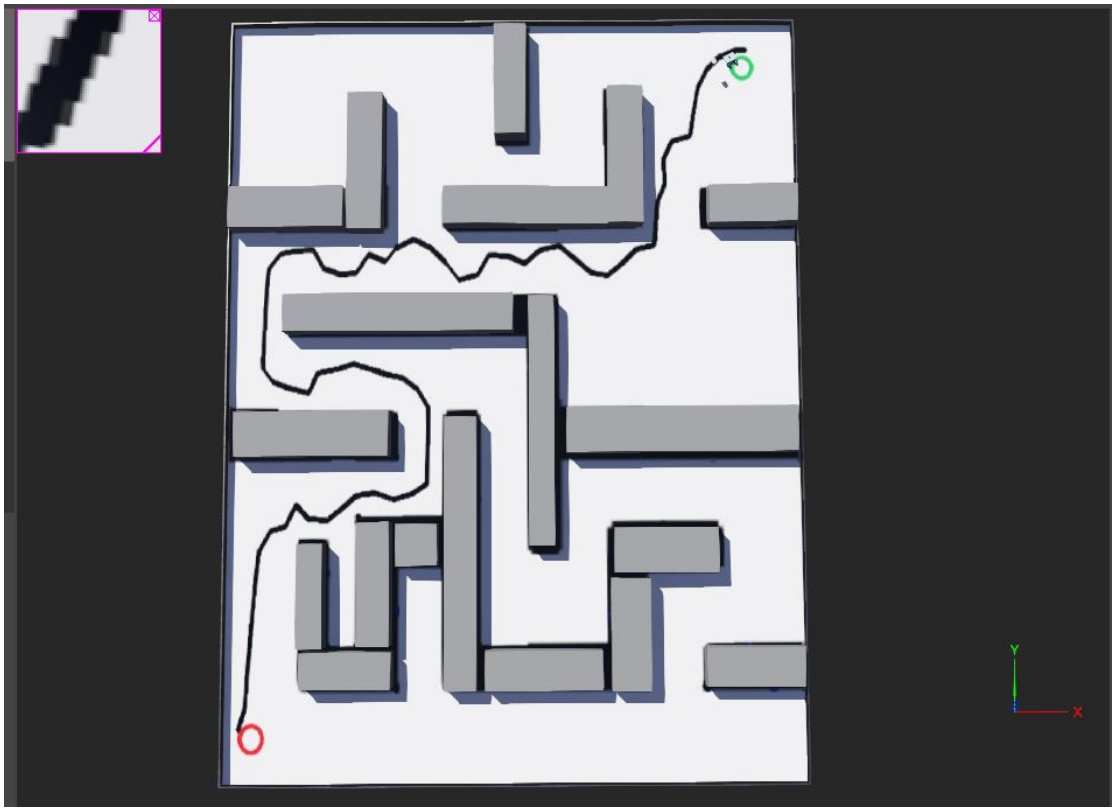
```
            本函数没有返回值，但会根据计算结果赋值（或定义）以下属性变量：
                self.rrt_tree: 所生成的 rrt 树。numpy.mat
                    数据含义：[[横坐标，纵坐标，父节点索引]]，其中第一个
点（起点）为根，最后一个点（终点）为树枝
        Example:
            mr = RoadMap(img)
            mr.rrt_planning(s=25, t=30, l=15000, pic='None')
        '''

        # 关键字参数处理
        if 'step' in param:
            step_size = param['step'] #搜索步长 step_size
        if 'dis' in param:
            area = param['dis'] #判断阈值 area
        if 'cnt' in param:
            limit_try = param['cnt'] #尝试次数 limit_try

        # 地图灰度化
        image_gray = cv2.cvtColor(self.map, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

        # 地图二值化
        # cv2.THRESH_BINARY 表示阈值的二值化操作，大于阈值使用 maxval 表
示，小于阈值使用 0 表示
        # 大于 127 的像素点置为 255（白色），小于 127 的像素点置为 0（黑色）
        ret,img_binary = cv2.threshold(image_gray, 127, 255,
cv2.THRESH_BINARY)

        # 初始化 RRT 树:[横坐标，纵坐标，父节点索引]
        rrt_tree = np.hstack((self.point_start, [[0]]))
        # 初始化尝试次数
        num_try = 0
        # 路径规划是否成功
        path_found = False

        #开始 limit_try 次随机尝试
        while num_try <= limit_try:
            #随机生成采样点
            #在每次选择生长方向时，有一定的概率会向着目标点延伸
            #也有一定的概率会随机在地图内选择一个方向延伸一段距离
            #在这里设置两种概率均为 0.5
            if np.random.rand() < 0.5:
                #在地图范围内随机采样一个像素
                sample = np.mat(np.random.randint(0,
img_binary.shape[0] - 1, (1, 2)))
```

```
            else:
                sample = self.point_end

            #计算各点与当前随机采样点的距离
            #找出 rrt 树中离当前随机采样点最近的点
            mat_distance = EuclidenDistance(rrt_tree[:, 0 : 2],
sample)

            #argmin 用于找出距离最小点的索引
            index_close = np.argmin(mat_distance, 0)[0, 0] #末尾索引用
来取出数值，否则 index_close 变为矩阵
            point_close = rrt_tree[index_close, 0 : 2]

            #从距离最小点向当前采样点移动 step_size 距离，并进行碰撞检测
            #计算出移动方向（角度）
            theta_dir = math.atan2(sample[0, 0] - point_close[0, 0],
sample[0, 1] - point_close[0, 1])
            #得到移动后的点 point_new
            point_new = point_close + step_size *
np.mat([math.sin(theta_dir), math.cos(theta_dir)])

            #将坐标化为整数（矩阵转数组，元素 int 化，再转矩阵）
            point_new = np.around(np.array(point_new)).astype(int)
            point_new = np.mat(point_new)

            #若两点间连线失败（有障碍物），则继续下一次循环
            if not check_path(point_close, point_new, img_binary):
                num_try = num_try + 1
                continue

            #若连线成功，则先检验 point_new 和终点 point_end 的距离是否小于
判断阈值 area
            #若在范围内则代表两个点属于同一个点，默认路径规划成功，已到达
终点
            if EuclidenDistance(point_new, self.point_end) < area:
                path_found = True
                #将 point_new 加入到 rrt 树，设置为新节点
                point_new = np.hstack((point_new, [[index_close]]))
                rrt_tree = np.vstack((rrt_tree, point_new))
                break

            #若 point_new 尚未到达终点的邻域范围内，则计算 rrt 树中各点与
point_new 的距离
```

```
            mat_distance = EuclidenDistance(rrt_tree[:, 0 : 2],
point_new)
            if np.min(mat_distance, 0) < area:
                num_try = num_try + 1 #若存在距离小于 area 的，则
point_new 与该点重合，直接继续下次循环
                continue
            #若均大于判断阈值 area，则证明 point_new 未与 rrt 树中任何一个
点重合，可将其添加到 rrt 树中
            #设置离新点 point_new 最近的节点为其父节点
            #父节点索引为 index_close
            else:
                point_new = np.hstack((point_new, [[index_close]]))
                rrt_tree = np.vstack((rrt_tree, point_new))

        #路径规划成功则开始画图，反之不画图
        if path_found == True:
            print('规划成功！ ')
            self.rrt_tree = rrt_tree
            result_plot(self.map, self.rrt_tree, self.length,
self.width) #绘图
        else:
            print('没有找到解。 ')

#主函数
if __name__=="__main__":

    #读取图像
    image_path = "C:\\Users\\93508\\Desktop\\maze.png" #路径可修改
    img = cv2.imread(image_path)

    #开始 RRT 路径规划
    print('开始 RRT 路径规划...')
    res = RoadMap(img)
    #这里可修改三项参数步长 step，距离阈值 dis，尝试次数 cnt
    res.rrt_planning(step = 10, dis = 10, cnt = 200000)
```

（3）在画出最短路径后，将“巡线小车”实验中的 Robot 节点导入，并调整机器人的位置 translation 和大小 scale，防止小车过大与障碍物发生碰撞。最后导入画有最短路径的图片，如下图所示(见下页)。

最优路径图片详见压缩包中 result.png。



（4）重新编写控制器代码，对于修改方向部分额外添加两个判定条件，使得小车巡线更加准确（修改部分已在代码中进行了标注）。

控制器代码如下所示（**代码注释中已包含所有的思路分析和算法实现**）：

```
#include <webots/Robot.hpp>
#include <webots/Motor.hpp>
#include <webots/Keyboard.hpp>
#include <webots/Camera.hpp>
#include <webots/GPS.hpp>
#include <iostream>

#include <algorithm>
#include <iostream>
#include <limits>
#include <string>
#include<string.h>

using namespace std;
using namespace webots;
```

```
int main() {
    Motor *motors[4];//电机和键盘都要用 webots 给的类型
    webots::Keyboard keyboard;
    char wheels_names[4][8]={"motor1","motor2","motor3","motor4"};//
对应 RotationMotor 里的句柄

    Robot *robot=new Robot();//使用 webots 的机器人主体
    Camera *camera = robot->getCamera("camera");//获取相机，句柄名为
camera
    camera->enable(1);//设置相机每 1ms 更新 1 次

    keyboard.enable(1);//运行键盘输入设置频率是 1ms 读取一次

    double speed[4];//此数组会在后面赋值给电机以速度
    double velocity=15;//初速度
    int i;

    //初始化
    for(i=0;i<=3;i++){
        motors[i]=robot->getMotor(wheels_names[i]);//按照你在仿真器里
面设置的名字获取句柄
        motors[i]->setPosition(std::numeric_limits<double>::infinity(
));
        motors[i]->setVelocity(0.0);//设置电机一开始处于停止状态
        speed[i]=3;//给予小车一个初速度
    }

    double speed_forward[4]={velocity,velocity,velocity,velocity};//
前进方向
    double speed_leftCircle[4]={velocity,-velocity,-
velocity,velocity};//左自旋(即左转弯)
    double speed_rightCircle[4]={-velocity,velocity,velocity,-
velocity};//右自旋(即右转弯)

    int timeStep=(int)robot->getBasicTimeStep();//获取你在 webots 设置
一帧的时间

    while(robot->step(timeStep)!=-1){//仿真运行一帧
        const unsigned char *a=camera->getImage();//读取相机抓取的最后
一张图像。图像被编码为三个字节的序列，分别代表像素的红、绿、蓝

        int length=camera->getWidth();//图像长度
        int width=camera->getHeight();//图像宽度
```

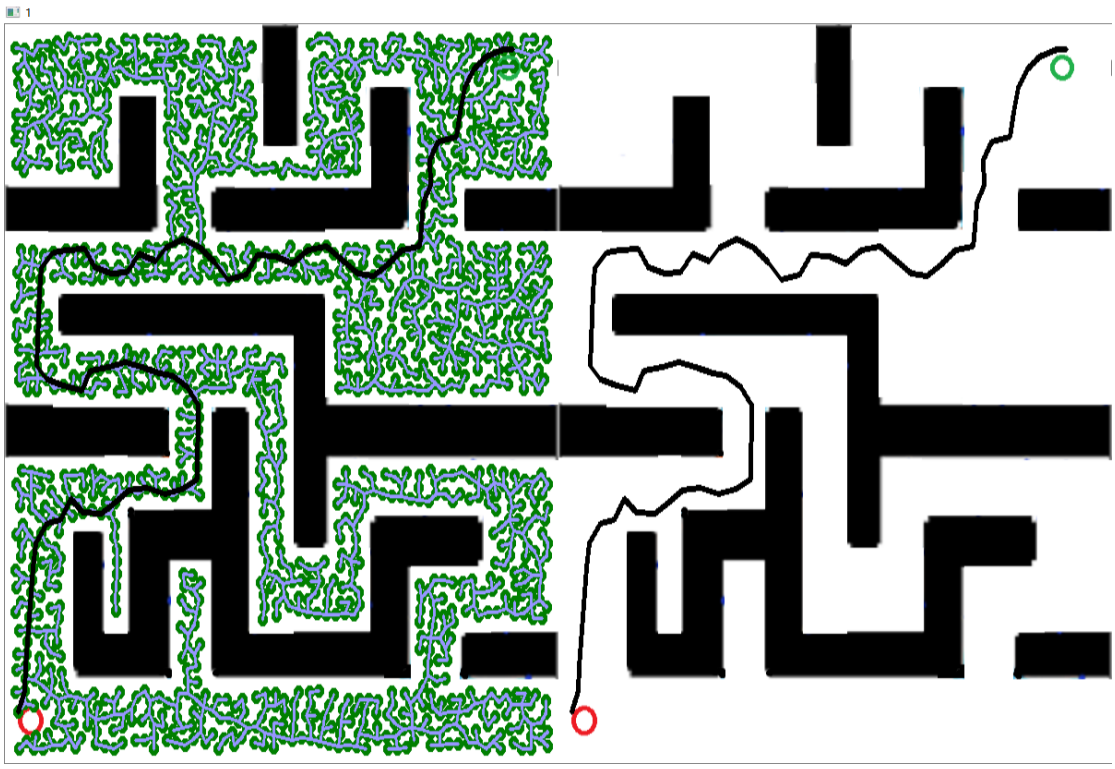
```
        int b1,b2,b3,b4;
        b1=length*3*width/2;//图像中间一行的最左边的像素点
        b2=length*3*width/2+(width/2+3)*3;//图像中间一行的中间靠左的某像素点
        b3=length*3*width/2+(width/2+7)*3;//图像中间一行的中间靠右的某像素点
        b4=length*3*width/2+(length-1)*3;//图像中间一行的最右边的某像素点
        //其中 b1，b2 代表图像中间的黑色轨迹的两侧(大致估计)

        //以 rgb 的 r 为标准，当颜色为黑时，r 的值必定小于 60(10-30 左右)
        if(a[b1]<60 && a[b2]>60 && a[b3]>60 && a[b4]>60){//若只有最左边像素点为黑色，则小车需要右转弯使得轨道黑线向中间靠拢
            for(i=0;i<=3;i++){
                speed[i]=speed_rightCircle[i];//速度方向为右转
            }
        }

        else if(a[b1]>60 && a[b2]<60 && a[b3]<60 && a[b4]>60){//若中间两个像素判断点为黑色，则小车可选择继续直行
            for(i=0;i<=3;i++){
                speed[i]=speed_forward[i];//速度方向为直行
            }
        }

        //修改部分 1
        else if(a[b1]>60 && a[b2]>60 && a[b3]>60 && a[b4]<60){//若只有最右边像素点为黑色，则小车需要左转弯使得轨道黑线向中间靠拢
            for(i=0;i<=3; i++){
                speed[i]=speed_leftCircle[i];//速度方向为左转
            }
        }

        //修改部分 2
        else if(a[b1]<60 && (a[b2]<60||a[b3]<60) && a[b4]>60){
            //若左边像素判断点为黑色加上中间两个像素判断点中有一个为黑色，则小车需要右转
            for(i=0;i<=3;i++){
                speed[i]=speed_rightCircle[i];//速度方向为右转
            }
        }

        else if(a[b1]>60 && (a[b2]<60||a[b3]<60) && a[b4]<60){
```

```
            //若右边像素判断点为黑色加上中间两个像素判断点中有一个为黑色，则小车需要左转
            for(i=0;i<=3;i++){
                speed[i]=speed_leftCircle[i];//速度方向为左转
            }
        }

        else if(a[b1]>60 && a[b2]>60 && a[b3]>60 && a[b4]>60){//若四个判断像素点全为白色，则小车可选择继续直行
            for(i=0;i<=3;i++){
                speed[i]=speed_forward[i];//速度方向为直行
            }
        }

        //将速度赋值给电机
        for(i=0;i<=3;i++){
            motors[i]->setVelocity(speed[i]);
        }

    }
    return 0;
}
```

三、实验结果与分析

Robot 的 children 节点结构如下图所示：

生长步长 10，距离阈值 10，随机采样次数 200000 的 RRT 树形图和最优路径图如下图所示（见下页）：



运行结果可见压缩包中的视频：“小车走迷宫”。

四、实验中的问题和解决方法

（1）由于 RRT 采样的随机性，导致生成的路线非常曲折，小车容易巡线失败，在修改了 controller 程序后，小车巡线的准确性得到了提升；

```
        //修改部分 1
        else if(a[b1]>60 && a[b2]>60 && a[b3]>60 && a[b4]<60){//若只有最右边像素点为黑色，则小车需要左转弯使得轨道黑线向中间靠拢
            for(i=0;i<=3; i++){
                speed[i]=speed_leftCircle[i];//速度方向为左转
            }
        }

        //修改部分 2
        else if(a[b1]<60 && (a[b2]<60||a[b3]<60) && a[b4]>60){
```

```
            //若左边像素判断点为黑色加上中间两个像素判断点中有一个为黑色，则小车需要右转
            for(i=0;i<=3;i++){
                speed[i]=speed_rightCircle[i];//速度方向为右转
            }
        }
```

（2）由于路线不够平滑，且本人的巡线程序不够精确，所以小车在行进过程中会有极少数事件略微偏移轨道，但仍能保证最终到达终点。