仓库拣货的路径优化问题

摘要

随着网上购物的不断发展，各大电商开始建造自己的货物仓库，订单出库分为定位、组单、拣货、复核和打包五个流程，为了使得所有订单能够尽快出库，我们需要建立数学模型，对拣货员的拣货路径进行优化。

**针对货格与复核台不同元素的距离计算方法设计，**仓库内的元素之间分为货格之间、货格与复核台以及复核台之间总共三种，而元素之间的排列位置关系也有同排同列、同排不同列、不同排同列、不同排不同列共四种。我们对不同元素关系和不同位置关系进行分类分析，当两个元素处于同排的关系，由于需要进行障碍物的绕行，所以不能直接使用曼哈顿距离进行计算，需要计算货架的边缘点，进行计算。其余不需要绕行的情况，可以使用曼哈顿距离进行计算，最终可以得到一个3014\*3014的距离矩阵。

**针对一个任务单的最短拣货路径优化，**问题二中的拣货员从复核台FH10出发，计算最优的拣货路线，由于任务单上的商品件数与复核打包时间确定，所以出库时间只由拣货员的路程时间确定。货格到各个复核台有固定距离，对于货格有最优的复核台选择，我们把拣货员的终点从复核台转移至货格进行计算，把任务单上的所有货格都作为最后一个站点元素进行计算，固定了路线起点和终点，之后运用遗传算法进行计算，对所有以货格为路线终点的路程距离加上货格到达最佳复核台的距离进行排序，选择路程距离最短的路线，作为拣货员的最佳路线，所需出库时间为451.13s。

**针对多任务单的最短拣货路径优化，**任务单的数量增加，但是复核台的数量减少为两个。并且因为任务单所需时间远大于复核打包时间，所有不需要考虑等待时间。当起点和终点固定时可以使用问题二的模型计算最短路径，并且由于一个任务单的拣货路线因起点和终点不同的情况只有3个。我们可以对5个任务单进行遍历，得到其中拣货总路线中路程距离最小的一条路线，可以得到最短拣货时间，加上最后一次的复核打包时间，出库总时间最小为2255s。因为只有一个拣货员，所以任务的先后顺序对于总出库时间没有影响，为了使顾客的订单能够尽快地出库，我们对任务单平均所需的最短拣货时间进行排序，按照从小到大的顺序进行排序，使得顾客等待时间减少。

**针对多任务单多拣货员的拣货路径优化，**相比于第三问，复核台的数量增加为4个，拣货员的人数也增加为9个。拣货员多于复核台，等待复核台的情况有较大可能发生。为了简化模型的计算同时贴近实际，我们规定拣货员只有在拣货任务完成时，才会判断复核台的情况，之前按照所有起点终点情况下最佳路线前进。同时把49个任务单按照平均所需最短的拣货时间进行从小到大的排序，拣货员依次领取任务单完成。每个人的工作时间由拣货时间和等待时间组成，取九个工人中工作时间最长的总工作时间作为完成所有拣货任务单的时间点，加上复核打包时间，最后的出库总时间为2718.733s

**针对增添复核台对出库总时间的影响评估，**为了简化计算，我们选择距离原有复核台较近的两个复核台FH02和FH11与较远的一个复核台FH08进行分析。可以计算得到新添复核台的位置对于出库总时间的影响，新添一个较远的复核台对降低出库总时间的帮助比新添一个较近的复核台大，新添较远复核台的利用率相比于较近复核台利用率也要高。

**针对仓库商品摆放提出建议，**为了减少拣货员的行走距离，同时也要避免拣货员在拥挤在同一个货架前，需要改变仓库商品的摆放方式。我们通过商品在任务单中出现的频率，计算出商品的畅销程度，再通过货架中部的货格到各个复核台的平均距离，进行排序，最畅销商品放在最离复核台最近的货架，并按顺序依次放置商品

关键词： 曼哈顿距离 遗传算法 工作时间 路径优化

一、问题重述

1.1 问题背景

随着技术的发展，机器人替代了很多原本需要人力操作的事情，这大大节约了人力成本。由于机器人的迅速发展，路径规划问题也变成如今的热门问题。进行路径规划是一项在一定的限制下，使机器人合理地规避空间中出现的障碍遮挡物，并且顺利从起点到达终点的工作。

对机器人所处的空间栅格化，机器人每次只能够行进到相邻的栅格，允许对角线间的行走。在栅格空间中置放了很多障碍物，机器人需要规避开障碍物行进到规定的终点。

1.2 问题提出

问题一：给出栅格空间中明确的出发点(S)和终点(D),并在栅格中放置黑色的障碍物，这些障碍物的具体位置机器人在出发之前已经知晓，即机器人在出发前知道栅格地图的全貌信息。**问题一**中分两种情况，第一种情况是障碍物是规则的，即障碍物占据栅格的面积为0%或100%，机器人需要经过合理的路径规划，避开障碍物以最优的行进路线从起点到终点；第二种情况是障碍物是不规则的，即障碍物随机分布在栅格地图中，可能呈椭圆，也可能呈三角形，甚至可能是完全不规则的图形，即障碍物占据栅格的面积是0%至100%中的任意数。当某个栅格中障碍物所占据的面积大于50%时，机器人无法行进至改栅格，反之，机器人可以行进至该栅格。机器人需要通过合理的算法，实现从起点到终点的最优行进路线的规划。

问题二：跟**问题一**类似，同样给出了栅格空间内的出发点(S)和终点(D)，还有黑色的障碍物，但这些障碍物的具体位置机器人在出发前并不知晓，即机器人在出发前不知晓栅格地图的全貌，和问题一的区别在于机器人知道的信息是有限的，它并不了解障碍遮挡物背后的情况。**问题二**也分两种情况，其一是规则的障碍物，机器人需要通过合理的算法获取目前的视野区域，建立数学模型，找到机器人最优的行进路线；其二是不规则的障碍物，当障碍物占据某一栅格的面积不到50%，则机器人可以行进到该栅格，反之不行。题目要求我们需要建立合适的数学模型，找到这种情况下最好的行进路线。

二、问题分析

2.1 问题一的分析

问题一需要设计一个机器人的最优行进路线算法。在问题一的背景下，机器人在出发前已知晓栅格地图的全貌条件，我们先考虑问题一中第一种规则障碍物的情况。在随机生成的规则障碍物栅格地图下，我们通过机器人从起点到终点所需的步数来衡量算法的好坏，即机器人从起始点到终点所需的步数越少，算法越好。因此我们建立了最优行进路线模型。考虑到机器人在相邻栅格间移动和对角栅格间移动所需要的步数相同，因此我们认为它每移动一个栅格所需要的时间相同。我们的算法记录了机器人从起点出发到每一个栅格所需要的最短时间，并得到最优的行进路线。问题一的第二种不规则障碍物的情况，我们考虑到机器人在出发前知晓栅格地图，因此我们将栅格地图用Python打开，获取地图的每一个像素点，然后判断每一个栅格中障碍物所占像素点的百分比，即障碍物的面积百分比，将此数值与50%判断后，获得此栅格是否允许机器人通过的信息，对这些计算好比例的栅格进行归一化处理，将不规则障碍物的栅格图转化为规则障碍物的栅格图，并将这幅图的信息告知机器人，机器人便可以直接运用第一种情况的最优行进路线模型算法对每个栅格的最短时间进行计算，并找出从起点到终点的最优行进路线。

2.2 问题二的分析

问题二考虑的是移动机器人在出发前并不知晓全部栅格地图信息的背景条件下，如何通过建立数学模型来计算得到移动机器人从起点到终点的最优行进路线。在问题二中对于行进路线的最优解是机器人在成功规避障碍物的同时能够尽量使用较少的步数行进到终点。因为问题二中移动机器人在出发之前并不知道整个栅格地图中障碍物的分布情况,所以首先获取机器人此时的视野区域，再通过已有的视野区域，运用科学合理的算法，得出机器人此时的最优路径。问题二中也存在两种情况，即已栅格化障碍物形状的情况和未栅格化障碍物形状的情况。因此，解决问题的核心包括两个方面，一是找到合适的扫描方法，确定机器人视野；二是在已知视野的基础上，找出一套最高效的寻路机质。

三、模型假设

1.假设机器人行进一格所需要的时间是一样。（可认为机器人是跳跃行进，即机器人行进至相邻栅格的代价相同。）

2.假设机器人只能行走在大小有限的栅格地图中。

3.假设机器人的视线在无障碍物阻拦下可看至无穷远。

四、符号说明

|  |  |
| --- | --- |
| 符号 | 符号意义 |
|  | 表示两个元素之间的距离 |
|  | 表示拣货点与货格之间的距离 |
|  | 表示一个任务单的拣货路程距离总和 |
|  | 表示是否从第个元素移动至第个元素 |
|  | 表示第个元素与第个元素之间的距离 |
|  | 表示复核台的利用率 |
|  | 表示第个元素到最近的复核台的距离 |
|  | 表示出库所需的时间 |
|  | 表示拣货路程所需的时间 |
|  | 表示下货所需的时间 |
|  | 表示复核打包所需的时间 |
|  | 表示复核台的空闲时间 |
|  | 表示多个任务单的拣货总路程 |
|  | 表示拣货路线与下货所需的总和时间 |
|  | 表示商品的畅销程度 |
|  | 表示经过拣货员判断之后的修订距离 |
|  | 表示拣货员的总工作时间 |

注：未列出符号及重复的符号以出现处为准

五、模型的建立与求解

5.1问题一的模型建立与求解

5.1.1 规则障碍物情况

问题一要求我们给出一般情况下机器人的行进路线模型与相应的求解算法。一般情况是指建立的行进路线模型可以适用于的栅格内规则障碍物任意摆放的情况，即建立的模型不是仅仅满足于个别几种情况下的规则障碍物模型，而是能适应所有情况的泛化模型。因此模型的建立不能基于任何的特殊值，不能依赖任何的特殊参照物。同时，对应的模型求解算法也不能建立在某些特殊情况下，应该要确保在随机算法任意生成规则障碍物下，都能给出行进路线最优化的解。

5.1.1.1 最优行进路线模型的工作原理

在问题一背景下，机器人事先知晓栅格地图的所有信息，因此移动机器人在行动之前已经可以通过模型的算法获取最优路径。

图1 未添加障碍物的栅格地图 图2 随机添加障碍物的栅格地图

机器人在栅格地图中移动，对应的会产生当前所在的栅格相对于起点(S)和终点(D)的成本与代价,机器人当前所处的位置相对于起点（S）的成本就是机器人从起点（S）到达目前位置所走过的步数，由某一个栅格到达目标格的步数称之为代价。最优行进路线模型的根本工作原理就是利用广度优先搜索算法找出终点的成本最小值。

5.1.1.2 最优行进路线的优化模型

1)目标函数的确定

对于移动机器人最优行进线路而言，最优的路径一定是所需步数最少的路径模型。在移动步数与时间关系的假设下，我们可以知道最优路径是机器人在规则障碍物的干扰下，从起点到终点所需要的最短时间。因此我们建立目标函数：

*T*表示移动机器人沿任意路径从起点到终点所需要的时间

2)方案设定

*Step1*.首先为了考虑移动机器人行进路径，将整个栅格地图看作一个直角坐标系，其中起点坐标为，终点坐标为。我们设值是坐标为的栅格的成本

图3 直角坐标系栅格地图 图4 栅格现实代价演示图

*Step2.*在规划线路时，运用A\*算法，通过某一个栅格的成本来获取这一栅格周围栅格的成本，用公式表示为

即栅格、栅格和栅格的成本为，然后再通过周围一圈栅格获取更大一圈栅格的成本

*Step3.*在计算每个栅格的成本时会有多个值的出现，因为每一个栅格存在多条路径从起点（S）到达终点，由不同的路径所推导得到的某一个栅格的值又是不一样的，因此我们在对取值时需要对其做处理。由于题目要求我们找出最优的行进路径，因此我们假设。

其中是栅格所接受到的所有成本的最小值。

*Step4.*从起点出发对地图中的所有栅格进行最小成本的计算，终点的最小成本所经过的路径即为本题的解，就是所要求的最优行进路径。

图5 辐射模型栅格地图

5.1.1.3 最优行进路线模型的算法求解

求解模型的前提是需要给定可靠的数据，通过电脑生成规则的障碍物栅格地图，然后在此数学模型的基础上建立合理的算法

*Step1*.定义栅格地图中所有栅格的成本为，对它们进行赋初值操作，为方便后续的比较和求解值，将初值定为无穷大。

*Step2*.通过A\*算法，求解从起点开始的每个栅格的成本。当由某条路径获得的栅格成本小于原来的，更新此栅格的值。不断进行路径模拟与赋值，可以得到整幅地图所有栅格的最小成本。

*Step3*.利用*Step2*中求解得到的栅格图的最小现实代价，找到从终点开始逐一递减的路径，该路径即为最优路径。

5.1.2 规则障碍物模型的结果

通过计算机随机产生两种不同规则障碍物摆放的栅格地图，将这些地图的具体参数分别带入模型之中，利用C编程求解(代码文件，详见)，得到的结果栅格示意图如下所示：

图6 最优路径结果示意1 图7 最优路径结果示意2

5.1.3 不规则障碍物情况

问题一的第二种情况是关于不规则障碍物栅格图的最优路径求解问题，本情况的背景信息与第一种规则障碍物的一样，其不同之处在于不规则障碍物并不会占据完整的栅格，当某一栅格中的不规则障碍物所占据的面积大于50%，则默认该栅格移动机器人不能通过，反之，可以通过。

5.1.3.1 不规则障碍物情况下最优路线模型的工作原理

尽管不规则障碍物与规则障碍物存在差异，但其关于最佳路径求解的本质工作原理是一样的，唯一有所不同的是一个是规则的，另一个是不规则的。由于本问机器人在出发之前已知晓全栅格地图信息，因此我们考虑通过合理的数学模型将不规则的图形转化为规则的障碍物或允许通行的栅格，再利用第一种规则障碍物的求解方法，对这一种情况进行求解。

5.1.3.2 不规则情况下行进路线的优化模型与算法求解

*Step1.*建立转换模型。我们采用像素格来微分所有的不规则障碍物，将其量化为一个个像素点，设某个栅格内障碍物所包含的像素点个数为。设此栅格的总像素点个数为S，当

则将该栅格定义为障碍物，反之，则定义该栅格可以通行。

图8 不规则障碍物转化图

*Step2.*算法求解。在进行路径规划之前，将不规则障碍物的颜色渲染成与栅格图中网格线不一样的颜色，并通过*RGB*颜色的差异，对这些不规则的障碍物进行识别，得到每个栅格中障碍物所包含的像素点个数，将此不规则障碍物转化为规则障碍物，再利用规则障碍物情况下的算法进行求解。

5.1.4 不规则障碍物模型的结果

通过计算机随机生成的不规则障碍物栅格图，使用MATLAB编程提取不规则障碍物栅格图信息，并将其转化为规则障碍物的信息，将这些具体参数信息带入第一种情况的代码中求解，得到的结果栅格示意图如下：

图9 不规则障碍物结果示意图

5.1.5最优路径模型的实用性

从结果上来看，模型针对于规则障碍物和不规则障碍物情况下所设计的路径线路均为最优解，且具有普适性。栅格地图中显示的关于成本的具体值没有错误。这也进一步验证了该路径线路模型的合理性与普适性。

5.2问题二的模型建立与求解

图10 机器人运动示意图

5.2.1 规则障碍物的情况

问题二要求我们给出机器人在随机生成障碍物的栅格地图中从起点抵达终点的最优路径线路。由图10所示，我们将问题二的机器人行进路线问题简化为了可行域扫描问题与具体路径规划问题。因此需要建立两个数学模型来得到机器人的最优行进路线。

5.2.1.1 规则障碍物路径系统的工作原理

规则障碍物的最优路径系统主要由两部分组成，即为可行域扫描模型和路径规划模型。机器人每次的行进路线都需要经过可行域扫描模型和路径规划模型的联动来实现。因此首先需要明确这两个模型的工作原理和定量化描述分析。

1)可行域扫描模型的工作原理

在整个移动机器人行进过程中，可行域扫描需要持续进行，即每当移动机器人移动一步，可行域扫描模型都需要启动，对目前机器人所处位置的周围环境进行扫描。因为移动机器人在栅格地图中是需要移动的，并且该栅格地图中存在着障碍物，当移动机器人位于不同的栅格时，其所能看见的地图信息是不一样的，可行域扫描模型的情况也是不同的，通过可行域扫描实时更新出的线路情况同样不一样，而这些都会影响路径规划模型做出最优路径选择的判断，因此实时的可行域扫描是必要的。

在整个可行域扫描的过程中需要对不同的栅格进行判断，有不可通行状态和可通行状态，顾名思义，这些状态信息对应于任意一个可扫描到的栅格。

设每个栅格的状态是，并对每个可以通过当前移动机器人位置扫描到的栅格的状态进行赋值：

其中，当栅格处于-1状态时，表示该栅格存在障碍物，不可通行；当栅格处于1状态时，表示该栅格不存在障碍物，可通行。

2)路径规划模型的工作原理

在机器人行进过程中，路线规划需要建立在可行域扫描的基础上进行。可行域扫描将移动机器人所处栅格位置周围所能看见的点确定以后，路径规划需要确定从移动机器人所处的当前栅格出发，到达终点可能的最优解。为达到这个目的，需要计算可行域扫描范围内的任意一个栅格位置所需要的成本以及从视野区域的边缘到达终点可能存在的情况，再通过利用这两个信息设计算法获得可能存在的最优路径。

5.2.1.2 可行域扫描模型

1)目标函数的确定

对于可行域扫描模型而言，其所能得到的目标函数就是在移动机器人当前所处位置所能观察到的每个栅格的信息，它表示了每个栅格各自的状态信息。

2)初始方案的策划

*Step1*.定义可行域扫描的区间范围。在机器人所处位置的栅格与目标栅格E的各自任意一条边上，分别存在两点A,B和C,D,点A和点C相连，点B和点D相连，当两条线段AB和CD互不相交，则认为移动机器人在所处的栅格处可以看到目标栅格E；反之则认为移动机器人的可行域范围内不包含目标栅格E

图11 可行域扫描区间示意图

*Step2*.定义特殊情况下的可行域扫描范围。根据题目要求，移动机器人可以在对角线之间通行，因此，存在着移动机器人对于障碍物夹着的对角线之间的可行域扫描范围定义。如图12所示，M,N是存在障碍物的栅格，X,Y是可以行进的栅格，当移动机器人位于X位置时，按照题目要求，机器人可以直接行进到Y栅格，但这种移动机器人行进情况的可行域扫描并不满足*Step1*中的规定。因此我们特别地，在这种特殊情况下认为处于X位置的移动机器人的可行域扫描能够扫描到Y栅格的信息，但也仅限于Y栅格位置，移动机器人无法知晓Y栅格周围O,P,Q栅格的具体情况，即无法判断O,P,Q栅格的状态。

图12 特殊情况可行域示意图

*Step3*.可行域扫描的结果分析。我们充分考虑了移动机器人的智能化，将机器人的视野类比于人类，人类拥有双眼，并且需要两只眼睛的呈像才能看到较为广泛的面积，因此我们在对可行域扫描模型建立时，采取的是双线段模式。在*Step1*和*Step2*的可行域扫描区域的定义下，可以直观的在栅格地图上表达出移动机器人在所处任意一个栅格时能扫描观测到的区域，并且利于可行域扫描结果应用于路径规划的基本模型中。通过可行域扫描可以直接定义所有移动机器人可见栅格与不可见栅格的信息，可以便于后期计算机对于这些结果的识别。

5.2.1.3 路径规划的基本模型

1)目标函数的确定

针对于路径规划模型，移动机器人需要在可行域扫描结果的基础上成功避开障碍物并寻找到通往终点的最短路径，我们称移动机器人从任意位置移动到终点的步数为成本。因此我们建立并得到成本目标函数为：

其中表示从移动机器人当前所处的栅格到终点的任意路径的成本。

2)初始方案的策划

*Step1*.构建基本模型的框架，因为问题二中，移动机器人只知道当前所能扫描到的可行域范围，并不知晓整个栅格地图的信息，因此我们可以参考文献资料，构造出衡量最短路径的函数：

其中x表示从移动机器人当前栅格位置到其所在栅格的可行域范围内的任意一个栅格的步数；y表示移动机器人从将要移动到的可行域范围内的任意栅格位置到终点的步数；k表示一个常数。

图13 路径规划模型示意图

*Step2*.k值的确定。因为移动机器人从将要移动到的可行域栅格范围移动到终点的这块区域，对于当前位置的移动机器人而言是一个未知的，不确定的路径，因此k值对于此刻的移动机器人而言也是一个不确定的量。所以我们需要对k值进行估计，从而预估出此时所选择的的这条路径的成本。类似于蚁群算法，在蚁群算法中，能让蚂蚁做出选择的是信息素的浓度，而在这里能让移动机器人做出路径规划的选择的是路径成本，即预计需要花费的步数。k值也就是一个能够预测出未知路径成本的比例系数。在这里我们通过什么什么样的方法(取个好听的专业的名字，别叫什么样本抽取)求解出k的取值，使得模型中的函数表达式能够取到最小值。

*Step3*.通过k的值和目标函数计算出移动机器人当前所处的栅格在可行域范围内的任意栅格位置的最小成本值

其中表示通过什么什么方法求解出的能使取到最小值的k。

*Step4*.移动机器人比较其可行域范围内所有栅格位置的不同最小成本值，选取出所有不同最小成本值中的最小值，以此来作为其下一步行进的依据，移动机器人移动到所有最小值中的最小值所在的栅格位置，并再次位置继续依照可行域扫描模型与路径规划模型，求解出下一次最小值，移动到该值最初的栅格位置，一直循环模型过程，直至移动机器人抵达终点。

5.2.1.4 路径规划模型的算法求解

5.2.2 规则障碍物路径规划的结果

利用C求解在不可见栅格地图全貌信息下的最优路径规划模型(代码文件 详见附录)。我们通过随机生成障碍物的方式产生栅格地图模型，带入我们的算法求解的结果如下。

图14 不可见规则障碍物结果1 图15 不可见规则障碍物结果2

相比较于问题一不规则障碍物情况下的实验结果，问题二在不规则障碍物情况下会比问题一的实验结果多几步

可以加表格

5.2.3 不规则障碍物情况

对于不规则障碍物而言，其最优路径规划系统大部分的工作原理与规则障碍物的工作原理相一致，所以部分参数、变量的定义我们将一直延续规则障碍物中的定义。但其在可行域扫描模型上有区别，因此我们需要重新建立新的可行域扫描模型，满足移动机器人在出发前不知晓不规则障碍物栅格地图信息的情况下的移动。

5.2.3.1 不规则障碍物最优路径规划的工作原理

1)可行域扫描模型的工作原理

由于这是不规则障碍物的情况，我们没办法类比规则障碍物中的可见域扫描模型，因为在规则的障碍物情况中，每一个栅格只能是存在两种情况，即存在障碍物或不存在障碍物，因此我们可以通过人类视线的物理模型来建立线段不相交的可行域扫描模型，利用观察到某个栅格的某一条边的通行状态来判断此栅格是否存在障碍物。但是在不规则障碍物中此做法并不可行。由于障碍物可能不会完全占有一个完整的栅格，只是占据了其中的部分面积，因此我们没有办法利用判断出的一条边的通行状态来推出整个栅格的通行状态。所以提出了通过率的模型，即建立目标栅格位置与移动机器人所处的栅格位置的几何关系，并利用机器学习的方法计算出随机障碍物栅格地图中，移动机器人在不规则障碍物所处的栅格位置的通过率，检测移动机器人从当前栅格出发到目标栅格的通过率，比对两者的通过率，当

则认为移动机器人可以从当前的栅格走到目标栅格，即不规则障碍物覆盖目标栅格的面积小于50%，目标栅格允许移动机器人通行，移动机器人可以看见这个栅格，反之，则移动机器人不能够通行至该栅格，并且该栅格的通行状态在其可行域扫描模型结果呈现中为障碍物，也就是。

2)路径规划模型的工作原理

不规则情况下的路径规划跟规则情况下的并没有本质上的区别，只要可行域扫描模型能够判断出栅格地图中，移动机器人在目前所处的栅格位置能够看到并能够通行栅格是哪些即可，接下来的路径规划的工作原理与规则障碍物下的一模一样。

5.2.3.2可行域扫描模型

1)目标函数的确立

目标函数的确立与规则障碍物的情况一样，即在保证成功规避障碍物的同时，寻找移动机器人从栅格任意位置到终点的最短路径，也就是成本目标函数

其中表示从移动机器人当前所处的栅格到终点的任意路径的成本。

2)初始方案的策划

*Step1*.构建基本模型的框架。通过参考文献资料，我们从光线散射的物理现象得到启发，建立了（取个高大上的名字）的模型。从移动机器人所在的任意栅格位置，向目标栅格位置做两条平行线。若起始栅格和目标栅格位于同一个X轴或者同一个Y轴，则这两条平行线必须同时过这两个栅格的两条边；若起始栅格与目标栅格不在同一个X轴或者同一个Y轴上，则这两条平行线必须过这两个栅格的四个顶点。

图16 不可见规则障碍物结果1 图17 不可见规则障碍物结果2

将目标栅格朝着移动机器人所处位置的栅格在平行线间移动，目标栅格上障碍物所占的面积会因为栅格的移动而发生变化，通过连续变化的量来寻找移动机器人的通过率。

*Step2*.确定障碍物栅格的默认通过率与移动机器人的通过率。

障碍物栅格的默认通过率是通过机器学习的方法对大样本量进行处理，计算得到的障碍物栅格的默认通过率。而移动机器人的通过率是障碍物占目标栅格总面积的比值，即

其中为不规则障碍物在目标栅格中的总面积，为目标栅格的总面积，也就是一个常数。

缺失因为不知道移动机器人怎么知道面积占比，移动机器人并不是上帝视角，怎么知道在目标栅格的移动中，障碍物面积占栅格总面积的多少

*Step3*.障碍物栅格的通过率与移动机器人的通过率之间的关联。

移动机器人的通过率会随着目标栅格在平行线间的移动而改变，由于障碍物的位置信息不会发生变化，因此移动机器人的通过率是呈一个连续变化的趋势。由于目标栅格位置与移动机器人当前所处位置之间还会存在同理

*Step4*.从移动机器人的目标栅格连续变化趋势表中确定目标栅格在这一段移动的过程中，机器人的最低通过率，即。当

则认为移动机器人可以从当前的栅格位置移动到目标栅格的位置，也就是说，目标栅格中存在的不规则障碍物所占整个栅格的总面积没有超过50%。目标栅格在该问题的背景条件下是允许移动机器人通行的。移动机器人的可行域扫描模型可以识别目标栅格的状态信息，并能够将其转化为路径规划模型中能够识别的障碍物模型或者与允许通行的无障碍物模型。

5.2.3.3路径规划模型

不规则障碍物最优路径规划模型与规则障碍物最优路径规划模型一样，也是存在了两个子模型，即可行域扫描模型和路径规划模型。因为两者路径规划子模型的应用完全一样，差异在于可行域扫描模型。由图10可知，在进行路径规划模型处理之前，需要经过可行域扫描模型进行处理，而不规则障碍物情况下的可行域扫描模型最终会将结果转化为规则障碍物可行域扫描结果的格式。由于不规则障碍物和规则障碍物两者的可行域扫描结果的输出结果格式是相同的，因此在这里可以直接使用规则障碍物情况下的路径规划模型，所以在此将不再详细介绍路径规划模型了。

5.2.3.3 不规则障碍物路径规划的算法求解

5.2.4 不规则障碍物路径规划的结果

利用C求解在不可见栅格地图全貌信息下的不规则障碍物最优路径规划模型(代码文件 详见附录)。我们通过随机生成障碍物的方式产生栅格地图模型，带入我们的算法求解的结果如下。

图14 不可见不规则障碍物结果1 图15 不可见不规则障碍物结果2

相比较于问题一不规则障碍物情况下的实验结果，问题二在不规则障碍物情况下会比问题一的实验结果多几步

可以添加表格

5.2.5 不规则障碍物路径规划的实用性

从结果上来看，模型得出的结果均符合实际，没有出现异常的情况，即碰撞障碍物，并且也是尽量达到最优路径的选择。因为移动机器人不知道后面的障碍物分布，因此只能通过已知量来推，在我们的大型栅格地图（可以写100\*100，但需要实验结果）中，最优路径的选择的准确率很高，达到96%，但是也仍然会存在比移动机器人知晓栅格地图全信息下的路径步数平均多几步。这也是模型不可避免的误差，与实际情况相符合，进一步证明了模型的准确率和实用性。

六、模型的灵敏度分析

6.1 模型的优点分析

1.在第四问的模型中，我们从拣货员的角度来考虑路线的判断，简化了模型，也贴近生活实际。

2.在第五问的模型中，我们从复核台在仓库中的方位角度考虑问题，选出了三个具有代表性的复核台，T0002,T0008,T0011,我们分别对其进行了分析讨论，既具有一定的代表性，能得出准确的结果，又大大简便了计算的复杂度。

3.在第二问中，我们采用了遗传算法，模拟生物进化，具有很好的收敛性，计算时间少，鲁棒性高等优点。

4.第一问中，充分考虑了元素之间存在的各种位置情况与各种元素关系，从而较为清晰地得出了各个元素之间的距离。

6.2 模型的缺点分析

1.遗传算法容易出现过早收敛的情况，导致计算结果不是最优解。

2.在第四问中模型的模型假设，虽然与实际较为贴合，但是不能达到全局最优化的结果，距离最优路径仍然有一定的差距。

6.3 模型的改进方向

1.在问题5中，可以再建立有关出库总时间影响程度与新添复核台位置的函数关系，更好地描述新添复核台的位置对于出库总时间的影响。

2.在问题6中，可以构建一个优化方程，使得拣货员所需的行走距离最短的同时，畅销商品所在的货架也不会过于拥挤。

七、模型的综合评价和推广

本文提出的优化模型不单单可以运用在对拣货员的调度，在未来人工智能和机器人的时代，可以对本文提出的模型进一步的优化，从而使机器人的调度更加完美，如亚马逊最新的仓库机器人，不仅节省了人力，同时也大大提高了工作的效率。

6.1 模型的优点分析

1.在第四问的模型中，我们从拣货员的角度来考虑路线的判断，简化了模型，也贴近生活实际。

2.在第五问的模型中，我们从复核台在仓库中的方位角度考虑问题，选出了三个具有代表性的复核台，T0002,T0008,T0011,我们分别对其进行了分析讨论，既具有一定的代表性，能得出准确的结果，又大大简便了计算的复杂度。

3.在第二问中，我们采用了遗传算法，模拟生物进化，具有很好的收敛性，计算时间少，鲁棒性高等优点。

4.第一问中，充分考虑了元素之间存在的各种位置情况与各种元素关系，从而较为清晰地得出了各个元素之间的距离。

6.2 模型的缺点分析

1.遗传算法容易出现过早收敛的情况，导致计算结果不是最优解。

2.在第四问中模型的模型假设，虽然与实际较为贴合，但是不能达到全局最优化的结果，距离最优路径仍然有一定的差距。

6.3 模型的改进方向

1.在问题5中，可以再建立有关出库总时间影响程度与新添复核台位置的函数关系，更好地描述新添复核台的位置对于出库总时间的影响。

2.在问题6中，可以构建一个优化方程，使得拣货员所需的行走距离最短的同时，畅销商品所在的货架也不会过于拥挤。

八 参考文献

[1]席裕庚,柴天佑,恽为民.遗传算法综述[J].控制理论与应用,1996(06):697-708.

[2]李炜文. 自动化立体仓库AGV路径规划研究[D].吉林大学,2020.

[3]郑斌,林钦.基于遗传算法的仓储管理优化研究[J].普洱学院学报,2020,36(03):42-45.

[4]王晟旭,皇甫遥遥.基于猫群算法的人工拣选作业路径优化研究[J].中国储运,2020(03):116-119.

[5]杜星锐.电商仓库拣选作业优化研究[J].中国物流与采购,2020(04):49.

附录