基于改进遗传算法的无人仓多 AGV 防碰撞的路径规划研究

王宏坤、陈屹安、刘熠

2024 年 4 月 7 日

1 摘要

针对无人仓的多搬运机器人的路径规划问题，我们构建了线性规划模型，综合运用了遗传算法和退火算法等方法，并借助 python、c++、matlab编程求解。

首先我们对给出的数据进行数据预处理：（1）由题目所给的map.csv文件，我们通过python，把地图的每个坐标节点抽象为顶点，可连通的顶点直接连线，运用networkX第三方库构建了无向图。（2）根据无向图，我们采用了floyd算法得出了各节点直接的邻接矩阵和路由矩阵，并对无向图进行了可视化。（3）根据agv.csv，我们把AGV画在了地图中，并删除了不合理的数据，正常的AGV共有19个。

对于问题一，本题要求满足以下约束： 1）AGV只能横向、纵向移动，不可斜向移动。2）order.csv文件中的所有订单全部满足 3)拣选工位只能同时存放b个托盘(本题中我们不妨假设b等于3)。根据题意，我们将构建单目标规划模型，基于托盘搬运顺序进行编码，并采用改进的遗传算法和模拟退火两种方法进行对比求解。通过改进的遗传算法求解后可以得到，所有 AGV 的路径总长度为 7316；通过模拟退火算法求解后可以得到所有 AGV 的路径总长度为 7428。通过两种方式的比较，可以得到改进遗传算法使得 AGV 以更短的路径搬运完所需要的商品

关键词 遗传算法退火算法 floyd算法

2 问题重述与分析

2.1 问题背景

随着电商的兴起，无人仓逐渐作为自动化仓储物流系统的发展方向和目标。仓库管理(也叫仓储管理)是对仓库内货物的接收、存储、发货等一系列活动进行有效的控制管理，维护仓库货物并确保日常经营活动正常进行。传统的仓库管理模式大多是人工管理模式，而这种管理方式有着不少问题，特别是因为人力效率低下的因素导致的“爆仓”现象。最早的包括 Amazon 的 Kiva 机器人，以及后来 AGV 搬运机器人、 SHUTTLE货架穿梭车、 DELTA 分拣机器人等各式各样的、高度自动化的机器人都是为仓库的无人化量身定制的。而无人仓内搬运机器人的调度问题是其中的核心问题。在对问题进行分析之前，首先要了解一下概念。（1）搬运机器人， Automated GuidedVehicle (AGV)，通过特殊地标导航自动将物品运输至指定地点。它是执行仓库内任务的主要单元，可以通过指令指派一个 AGV 去取一个货架到仓库内指定地点，比如拣选工位，储位，回收处等；（2）托盘和储位。仓库内绝大部分区域都是放置托盘的储位，而托盘上摆放着待出库商品。有的仓库里托盘用多层的货架代替，无论货架还是托盘都可以被 AGV 搬运；（3）拣选工位。由分拣机器人拣选商品，完成

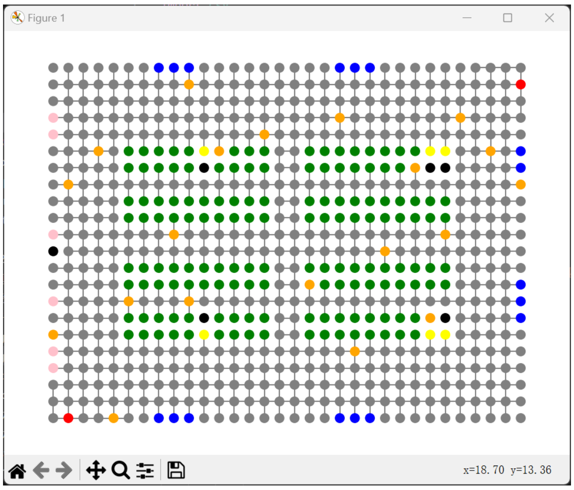


图 1:

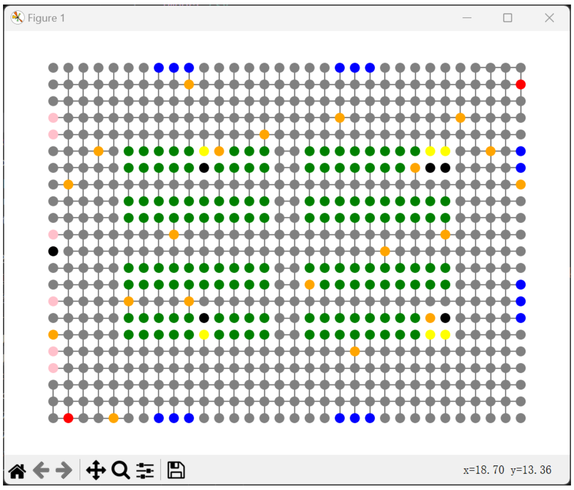


图 2:

打包后通过传送带输送出库，包括了多个放置托盘的停靠位，分拣机器人以及商品出库的传送带；（4）托盘回收处。仓库内用来回收空托盘的固定区域，一般仓库内会指定 2-4 个固定位置为托盘回收处。

2.2 问题一

对于问题一，假设不考虑小车的可能的碰撞问题，在无人仓的模型下设计调度，根据附件中的订单数据，仓库中的库存数据，使得每个小车尽可能忙的同时，最小化的行走总路径。

2.3 How to include Figures

2.4 How to add Tables

3 基本假设

假设一：刚开始可正常运行的小车不会因内部原因发生故障
假设二：所有小车任何情况下速度相同且为一
假设三：每个小车占据大小刚好为一个栅格

假设四：拣选工位，存储仓位可以让小车通过

假设五：所有小车相撞对其运行无影响（仅对问题一、问题二适用）假设六：每个拣选工位的拣选商品速度相同（仅对问题一、问题二适用）

假设七：每次小车在拣货完成后都回到此次任务的托盘节点，简化了回库与回收问题。

假设八：对于 b 个停靠点的约束，我们在第一问中假设为无穷大，忽略 b 个停靠点对问题造成的影响。

4 符号说明

符号	相关意义
$EMPTY_i$	表示空储位节点的坐标的集合
$GREEN_i$	表示所有储位节点的坐标集合，上面放置了托盘
$QUANTITY_i$	表示$green_i$上含有的商品
$BLUE_i$	表示拣选工位节点的坐标集合，即Agv从储位节点取出托盘后的目的地
RED	表示所有空托盘回收节点
D_i	表示$green_i$上的托盘在某次Agv的出库回库(出库回收)任务中经过整条完整路径的长度
DE_{empty_i}	表示回库任务过程中空储位节点$empty_i$到最近拣选工位的距离
$YX_{green_i,blue_j}$	表示某次Agv搬运$green_i$的托盘过程中要优先选择哪个拣选工位节点$blue_i$
g(i)	表示第i次搬运过程中搬运的托盘编号($green_i$)
DIS_{ij}	距离矩阵
ADJ_{ij}	邻接矩阵
ROU_{ij}	路由矩阵

5 问题分析

5.1 问题一

问题一要求我们在不考虑 AGV 之间的碰撞体积和拥堵情况的前提下对 AGV 的路程进行最小化，首先，由于有一个 AGV 故障，排除在外，同时考虑使用蚁群算法进行路径优化和实现避障功能，又考虑到有可能会出现多个 AGV 前往同一个储位节点而造成路程浪费和不必要的拥堵，为了避免此类问题发生，希望通过先到先得的思想，将 AGV 进行编号，给每个 AGV 分配不同的储位节点，同时使用遗传算法综合考虑所有可能产生的路程长度，求出所有可能性的最小值，即最小的路程长度，在全场 AGV 的速度保持不变的前提下，即为相对的全局最优解

5.1.1 问题一模型建立

为了方便进行统计和计算，我们定义一个函数f(x)来判断某个$green_i$的托盘是否需要进行搬运

对于$x \in C$，若x≠0，则$f(x) = 1$;否则$f(x) = 0$.若x为矩阵，则对x中的每个单独元素x_i使用f函数

(我们用$f(d_{green_i}) = 1$来表示某个$green_i$的托盘需要进行搬运)

先暂时不考虑后续目标规划时使用的算法，我们建立本题的目标规划模型如下:

记所求的答案为Z，表示所有Agv进行的路程总和的最小值，因为当所有商品拣选完成就代表结束，所以我们有 $Z = min(Green^T D + M^T D')$‘

即正常运输的agv的路程+补货的路程(的最小值)

考虑约束条件“满足所有订单需求”，我们有以下方程: $(\sum_{i=1}^{n} quantity_{green_i} * f(D_{green_i}))+ M - QUANTITY_{\Gamma B} e0a$

注:这里$(\sum_{i=1}^{n} quantity_{green_i} * f(D_{green_i}))$表示一个集合，按商品SKU顺序记录所有搬运托盘的商品库存总和，下同考虑约束条件“实现Agv尽可能忙”，我们有以下方程:

我们用集合Δ t表示第t次搬运某个托盘经过拣选后剩余商品的情况, $\Delta\, t = QUANTITY_{\Gamma B} - (\sum_{i=1}^{t-1} quantity_{green_{g(i)}} * f(D_{green_{g(i)}}) + QUANTITY_{green_{g(t)}}) b$ 注：这里的Δt中$QUANTITY_{\Gamma B}$矩阵暂时只考虑托盘上含有的商品所对应行

这里，$f(\Delta t) = 1$表示托盘还有剩余商品，$f(\Delta t) = 0$表示该托盘已经为空托盘

我们新定义一个矩阵$DISS = (DISS_{green_i, blue_j})^T$，表示某次Agv从$green_i$搬运到拣选工位节点$blue_j$一次工作

周期的完整路程长度(包含了回库和回收过程)且最短,这里有

$$D_{green_i} = DISS_{green_i, blue_j} c$$

要计算这个“完整路径长度”，我们有:

$$DISS_{green_{g(t)}, blue_j} = dis_{green_{g(t)}, blue_j} + f(\Delta t) * (dis_{blue_j, empty_k} + dis_{empty_k, green_{g(t+1)}}) + (1 - f(\Delta t)) * (dis_{blue_j, red_l} + dis_{re}$$

由于我们说的“每一次完整路径”都从agv从$green_i$搬运托盘开始，所以一条路径也应从agv到(另)一个$green_j$结束

所以我们需考虑$dis_{empty_k, green_{g(t+1)}}$等几项。这里，在第t次搬运中，$dis_{green_i, blue_j}$表示$green_i 0 blue_j$的最短路程

$f(\Delta t) * dis_{blue_j, empty_{g(t)}}$表示当托盘拣选后非空，该托盘被Agv带回库的最短路径长，即$DE_{empty_{g(t)}}$

$$(1 - f(\Delta t)) * dis_{blue_j, red_k}$$

表示当托盘经拣选后为空托盘时被Agv回收的最短路径长

$f(\Delta t) * dis_{empty_k, green_{g(t+1)}}$表示当托盘非空时，agv把托盘运至空储位节点后到 $green_{g(t+1)}$下一次搬运托盘的距离

$$(1 - f(\Delta t)) \times (dis_{blue_j, red_l} + dis_{red_l, green_{t+1}})$$

表示当托盘为空时，agv把托盘运输到red_l回收后到$green_{g(t+1)}$下一次搬运托盘的距离考虑约束条件“每个拣选工位尽可能忙”，我们需要确定搬运的优先级，有:

$$YX_{green_i, blue_j} + DISS_{green_i, blue_j} d YX_{green_i, blue_k} + DISS_{green_i, blue_k}$$

, 其中,

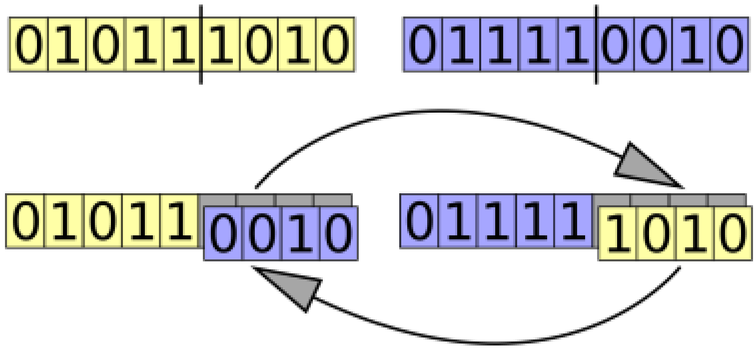
$$BLUE_j \in BLUE, \forall blue_k \in BLUE e$$

(这也符合了我们对集合D“最短”的定义)结合①②③④⑤⑥，我们建立数学模型并可以进一步使用计算机求解。

5.1.2 问题一改进遗传算法和模拟退火算法设计

本题属于NP Hard问题，若采用枚举算法求解，时间呈指数级增长，陷入灾难级别的计算量，故我们将采取遗传+退火的现代优化算法，尝试找到一个局部最优解。

遗传算法的实现过程主要通过对问题的每一个参数进行编码，并产生初始种群，计算适应度，然后进行复制、交叉、变异，如此循环往复 N 代，产生最优的子代，以此确定为全局的最优解。



GA

步骤一：融入“储位节点搬运判别要素” 的基因编码

我们的编码方式是：创建19个字典，每个字典的索引为各储位节点的id，各索引的值为0或1（其中0代表未访问，1代表访问），从而我们构建了19个分别代表各AGV行走路线的编码，即染色体。如001：1—002：0—003：0— …… 019：1。

步骤二：初始种群生成

我们采用python生成随机数的方法生成了200个可行解，选择步骤三中适应度最高的方案，作为初始种群

步骤三：适应度设计

选择亦称再生或复制，选择过程是个体按照其适应度进行择优复制。在本题中我们将目标函数值认定为适应度函数 fitness。按照适应度概率挑选优秀的子代进行复制，淘汰效果不佳的子代，以便于之后的子代都普遍更接近于最优值。其中我们往往通过随机方法来实现选择的操作. 因本题具体计算的基因长度过长，故我们基于上述编码中的例子示意，我们的选择过程如下：

$$(1-f(\Delta t))\times(dis_{blue_j,red_l}+dis_{red_l,green_{t+1}})$$

表示当托盘为空时，agv把托盘运输到red_l回收后到$green_{g(t+1)}$下一次搬运托盘的距离考虑约束条件“每个拣选工位尽可能忙”，我们需要确定搬运的优先级，有:

$$YX_{green_i,blue_j}+DISS_{green_i,blue_j}dYX_{green_i,blue_k}+DISS_{green_i,blue_k}$$

, 其中,

$$BLUE_j\in BLUE,\forall blue_k\in BLUEe$$

步骤四：交叉算子设计

为了创建一对新个体，通常将从当前代中选择的双亲样本的部分染色体互换（交叉），以创建代表后代的两个新染色体。此操作称为交叉或重组。由于初始种群已是可行解，故交叉以后只是改变了完成订单的AGV，因此交叉以后的依然为可行解。

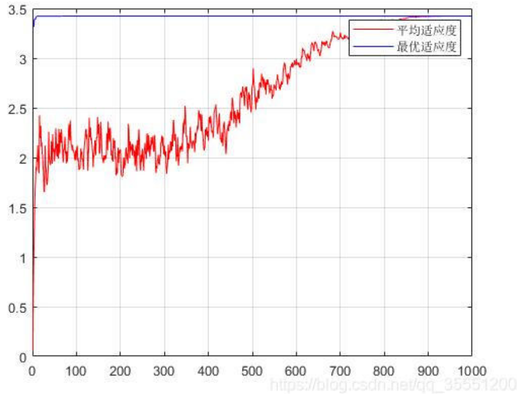
我们用python随机抽取交叉节点和交叉染色体

步骤五：变异算子设计

同时我们规定变异概率P_i以式（3-8）自适应的方式得到，从而保证当种群中的个体适应度值趋于一致时，则会增加变异运算的概率，当个体适应度值趋于分散的时候，则减小变异运算的概率。并且该方法使得适应度高的个体对应变异的概率减小，适应度低的个体对应变异概率增大，有助于保护高适应性的个体，淘汰低适应性的个体，能够更好地找到最优解。

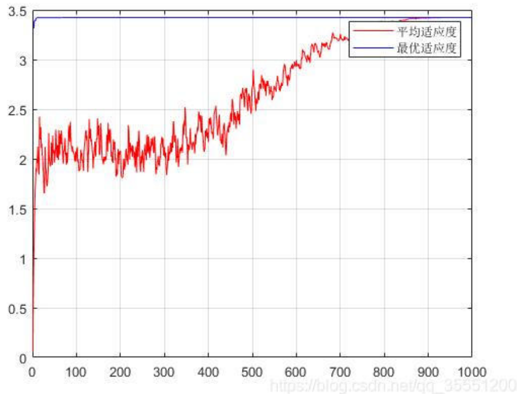
5.1.3 问题一的求解

本题基于上述的模型与遗传算法，通过 Python 语言进行编程实现，最终计算结果为：所有搬运机器人的总路径为 8248



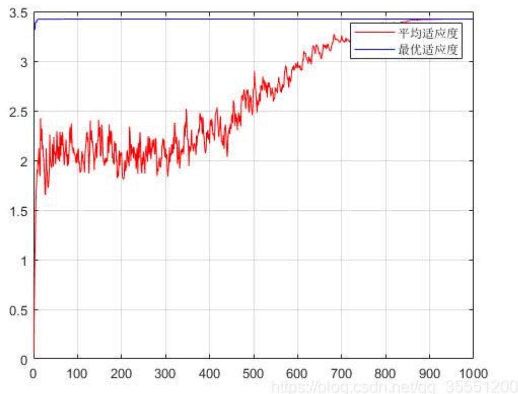
3.5
3
2.5
2
1.5
1
0.5
0
0
100
200
300
400
500
600
700
800
900
1000
平均适应度
最优适应度
https://blog.csdn.net/qq_35551200

图 3:



3.5
3
2.5
2
1.5
1
0.5
0
0
100
200
300
400
500
600
700
800
900
1000
平均适应度
最优适应度
https://blog.csdn.net/qq_35551200

图 4:



3.5
3
2.5
2
1.5
1
0.5
0
0
100
200
300
400
500
600
700
800
900
1000
平均适应度
最优适应度
https://blog.csdn.net/qq_35551200

图 5: