目录

一、 问题重述

1.1 问题背景

在物资调运过程中，完成指定点的调运任务是最基本的要求，在完成基本的任务之外，往往有更高的追求，比如如何使总运费最省？怎样才能使得运输时间最短？如何选择运输路径使得运输总距离最短等等。这些更高的追求往往是企业期望达到的目标，为了解决这些类似问题，有必要对物资调运的过程进行数学模型的建立，以期通过模型来理解和分析物资调运的过程，并为其找到解决的方法。现以具体的食品调运案例进行分析研究[1]。

某食品公司有 19 个食品销售点，销售点的地理坐标和每天的需求量见附件。每天凌晨都要从仓库（第 20 号站点）出发将食品运至每个销售点，运送物品后最终返回仓库。现有运送食品的运输车，每台车每日工作 4 小时，运输车重载运费 2 元/吨公里，并且假定街道方向均平行于坐标轴，任意两站点间都可以通过一次拐弯到达。

1.2 问题概述

围绕相关附件和条件要求，研究食品运输车在各仓库间的调度方案，依次提出以下问题:

问题一：若只有一辆载重 100 吨的大型运输车，运输车平均速度为 40 公里 / 小时，每个销售点需要用 20 分钟的时间下货，空载费用 0.6 元/公里。它送完所有食品并回到仓库，求最少需要时间及其对应的总距离，总运费。

问题二：有一种小型运输车，运输车平均速度为 50 公里 / 小时，每个销售点需要用 5 分钟的时间下货，载重为 6 吨，空载费用 0.4 元/公里；要使它们送完所有食品并回到仓库，运输车应如何调度使总体调度效率最高？

问题三：如果有载重量为 4 吨、6 吨两种运输车，空载费用分别为 0.2、0.4 元/公里，其他条件均相同，又如何安排车辆数和调度方案。

二、 模型假设

(1) 假设汽车按平均速度行驶，速度不会随载重或转弯而发生变化，不考虑起步加速与卸货减速过程，忽略行驶过程空气阻力、路面摩擦阻力的影响。
(2) 相邻两个路口节点之间的道路认为是直线且无其他小道，并且各处的路况是相同的，不考虑交通意外（如汽车抛锚、堵塞、路口停顿等）、气候的影响。
(3) 假设连续驾驶，不会引起驾驶疲劳等影响。
(4) 假定街道方向均平行于平面直角坐标轴，驾驶路面为理想平面，任意两站点间都可以通过一次拐弯到达。

三、 符号说明

符号	说明
P_n	20 个站点
d	曼哈顿距离
f	最短路径
$\{A_n\}$	原始染色解集
$W(B_k)$	小车 k 的总重量和
$T(B_k)$	货运总时间
$\Gamma(P_n)$	运输成本目标函数
B_k	k 量小型运输车路径
θ	惩罚因子

四、 问题一型的建立与求解

4.1 问题描述与分析

问题一要求规划大型运输车的行驶路径，使得货物运输时间达到最短。该问题本质是旅行商问题，基于街道方向均平行于坐标轴，我们求解任意两点间的曼哈顿距离作为其间的距离，并设计动态赌轮遗传算法对其进行求解。

其思维流程图如图 1 所示：

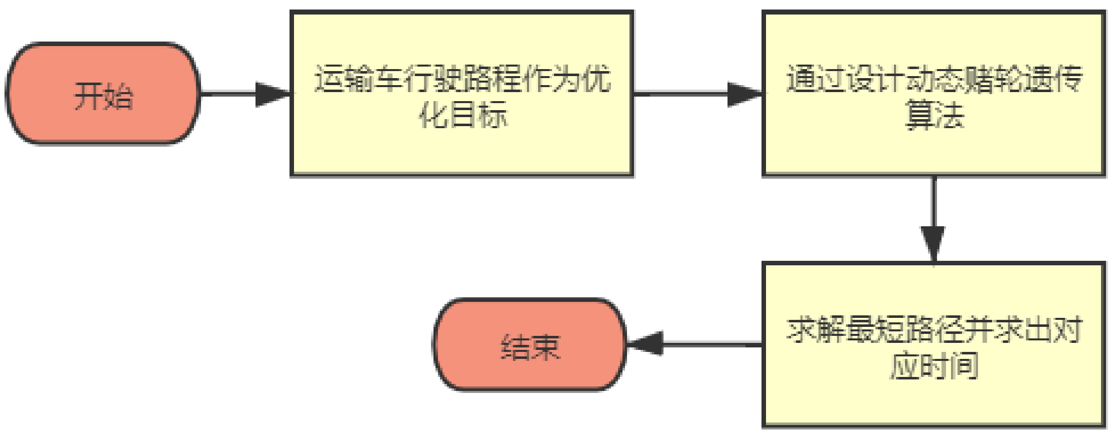


图 **1**　问题一思维流程图

4.2 模型的建立

4.2.1 经典旅行商模型

分析问题一，由于大型运输车的行驶速度固定，优化行驶路径使得运输车行驶路程最短时，即可求得最小运输时间。遍历路径可表示为二维有限序列如下：

$$P_n = [p_1, p_2, \cdots, p_i, \cdots, p_{19}], \tag{1}$$

其中 $p_i(1 \leqslant i \leqslant 19, i \in Z)$ 表示处运输起点外的的仓库坐标, 且对于 $\forall i \neq j$ 都有 $p_i \neq p_j$。任意两坐标点 $p_i(x_i, y_i)$,$p_j(x_j, y_j)$ 间的曼哈顿距离可表示为：

$$d(p_i, p_j) = |x_i - x_j| + |y_i - y_j|,$$

将运输车行驶路程作为优化目标即可得到目标函数如下：

$$f(P_n) = d(p_0, p_1) + d(p_0, p_{19}) + \sum_{i=1}^{18} d(p_i, p_{i+1}),$$

即可得到整体优化模型如下：

$$f(P_n) = d(p_0, p_1) + d(p_0, p_{19}) + \sum_{i=1}^{18} d(p_i, p_{i+1}), \tag{2}$$

$$\begin{cases} 1 \leqslant i \leqslant 19, i \in Z \\ \forall i \neq j, p_i \neq p_j \end{cases} \tag{3}$$

4.3 模型的求解

4.3.1 遗传算法

初始化编码　对于表示为二维有限序列的遍历路径 P_n，对其进行整数编码为

$$A_n = [a_{n1}, a_{n2}, \cdots, a_{ni}, \cdots, a_{n19}],$$
$$1 \leqslant a_i \leqslant 19, i \in Z; \forall i, \neq j \Rightarrow p_i \neq p_j$$

定义 A_n 为解序列 P_n，其中 a_{ni} 表式对应仓库的访问顺序，例如 $ai = 7$ 表示第 i 次访问 7 号仓库。即随机生成初始解集 $A = \{A_n\}$ 其中 $n = 1, 2, \cdots, w$，w 为的种群容量。

交叉　在原染色解集 $\{A_n\}$ 中的染色体按照随机顺序配对，按照以下的方式交叉 (补全)，生成交叉解集 $\{H_n\}$，为保证变异率并保留优秀基因片段和本题采用的两种交叉方式：

(1) 单点交叉：

对于两个父代个体 $A_n=[a_{n1},a_{n2},\cdots,a_{ni},\cdots,a_{n19}]$ 和 $H_n=[a'_{n1},a'_{n2},\cdots,a'_{ni},\cdots,a'_{n19}]$，随机选择第 k 个基因处为交叉点，将该基因后所有基因进行交换，得到子代基因。

(2) 中间值交叉：

对于两个父代个体 $A_n=[a_{n1},a_{n2},\cdots,a_{ni},\cdots,a_{n19}]$ 和 $H_n=[a'_{n1},a'_{n2},\cdots,a'_{ni},\cdots,a'_{n19}]$，随机选取 $a''_k\in[a_k,a'_k]$ 得到子代基因。

再选取交叉个体时采用混合分组的方法，将父代均匀混合后选取所有编号为奇数的个体，与其相邻对应编号为偶数的个体，通过两种交叉方式产生处两种类型的子代。其过程如下表所示：

表 **1**　各个小型运输车对应运输路径方案

交叉片段编号	对应运输路线
基因序列 A_1	[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19]
基因序列 A_2	[13, 11, 12, 19, 14, 15, 18, 16, 17, 10, 9, 1, 2, 5, 6, 7, 4, 3, 8]
基因序列 A_3	[13, 19, 12, 11 ,6 ,7, 5, 2 ,4 ,1 ,3 ,8 ,9, 10, 17, 16, 18 ,15, 14]
$\cdots$	$[\cdots,\cdots,\cdots,\cdots]$
基因序列 A_{19}	[20,8,3,4,5,2,1,9,10,17,16,18,14,15,19,13,11,12,6,7,20]
基因序列 A_{20}	[20,8,3,4,5,2,1,9,10,17,16,18,15,14,19,13,12,11,6,7,20]

变异　鉴于序列式染色体的特殊性，为了在变异阶段内尽可能不破坏原有的基因段，采取改良圈算法的思路进行变异操作。即在染色体 A 中随机选取 a_i 与 $a_j(1\leqslant i<j\leqslant j)$，颠倒 a_{ni} 与 a_{nj} 间顺序的顺序，即：

$$M=[a_1,\cdots,a_i,a_{j-1},a_{j-2},\cdots,a_{i+1},a_i,\cdots,a_{19}] \tag{4}$$

M 为染色体 A 对应的变异染色体，对于每个染色体 A_n, 都设定相同的变异概率 γ 去执行上述的变异操作。

4.3.2 动态赌轮

将第 g 代的染色体与其交叉和变异产生的子代并入同一解集 $G_g=\{A,H,M\}$。k 表示原解集 A, 交叉解集 H 和变异解集 M 中解的数量之和，即为 G_g 中的解的数目。设置

G_g 第 i 个解 $G_g(i)$ 被选择进入下一代的概率为：

$$P(G_g(i)) = \frac{wf^{-g/\gamma}(G_g(i))}{\sum_{j=1}^{k} f^{-g/\gamma}(G_g(j))}, \tag{5}$$

$f^{-g/\gamma}(G_g(i))$ 为 $G_g(i)$ 对应的目标函数值，即为 $G_g(i)$ 对应的适应度。其中参数 γ 为衰减系数，w 为种群容量。即适应度值相对较小的解保留概率将逐渐增大，即算法初始阶段将保留丰富度尽可能多的解，而愈到算法后期，策略就越接近于精英策略，加快算法的收敛速度，即有：

$$\lim_{g\to\infty} P(G_g(min)) = \lim_{g\to\infty} \frac{wf^{-g/\gamma}(min)}{\sum_{j=1}^{k} f^{-g/\gamma}(G_g(j))} \to 1, \tag{6}$$

该式表明当迭代次数 g 足够大时，选择策略将趋近于为精英策略，将加速算法的收敛。重复上述进化过程，当进化代数足够多时，求解得到全局最优解。

4.4 实验结果及分析

遗传算法的算法收敛图如图2所示：

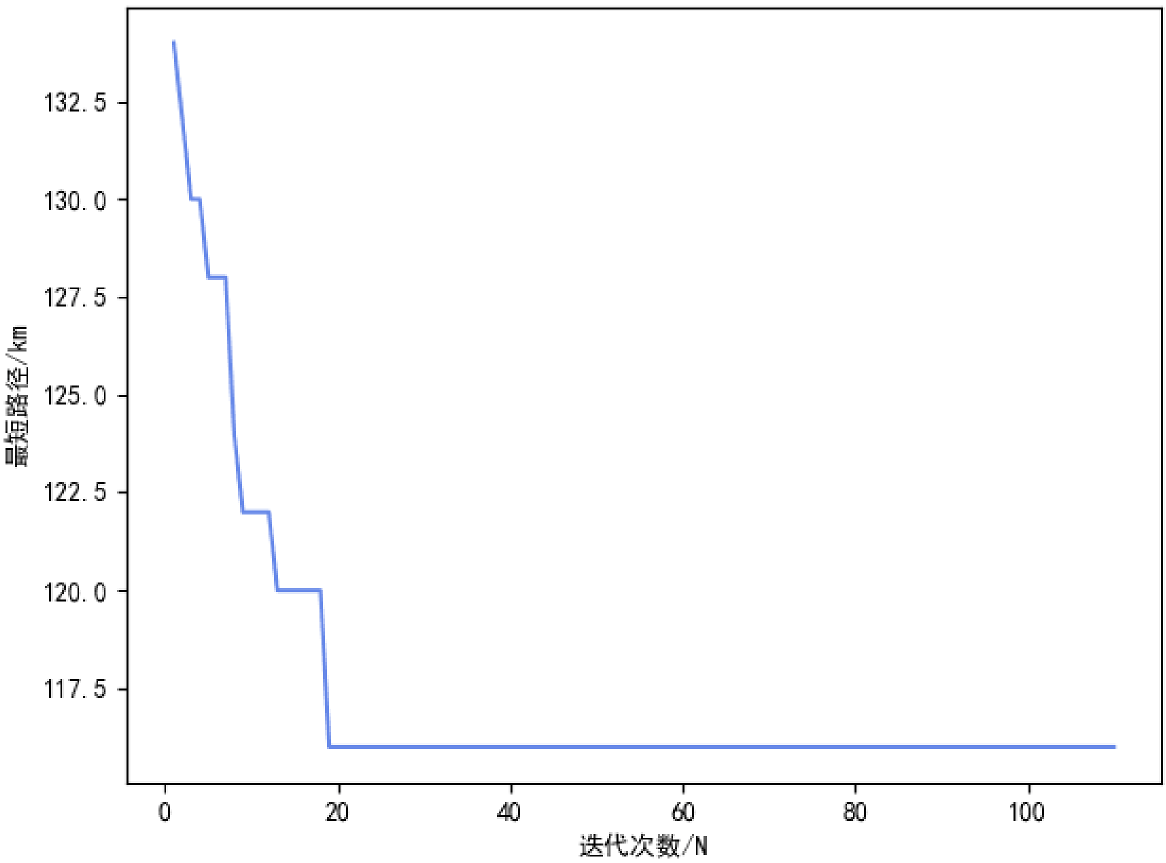


图 **2**　遗传算法收敛图

由算法收敛图可知算法收敛速度较快，早熟问题解决的较好，全局搜素能力较强，求得最短距离为 116km，其最优个体基因为：

$$route = [20, 8, 3, 4, 5, 2, 1, 9, 10, 17, 16, 18, 15, 14, 19, 13, 12, 11, 6, 7, 20].$$

其对应大型运输车运输方案为 route 的路径如图 3所示:

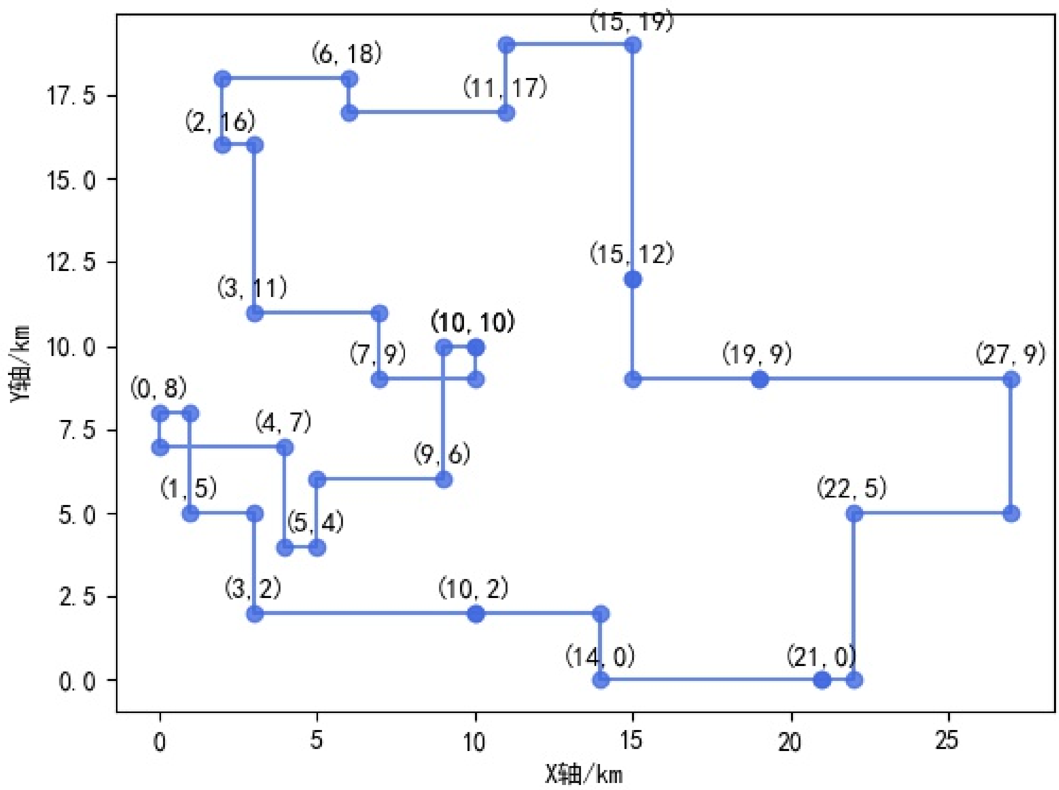


图 3　大型运输车运输方案路径

则大型送完所有食品并回到仓库，最少需要 2.9 时间，总费用为 7695.2 元。

五、 问题二模型的建立与求解

5.1 问题描述与分析

问题二要求设计小型运输车的调度方案，从而使得总体调度效率最高。我们将时间限制设置为约束，着重优化方案的经济效率。在问题一的基础上重新建立模型，鉴于第二问的决策变量是多段序列的和，我们设计了插板编码对决策变量进行编码，并基于问题一中的动态赌轮遗传算法以运输总成本为目标进行优化。

其思维流程图如图 4 所示：

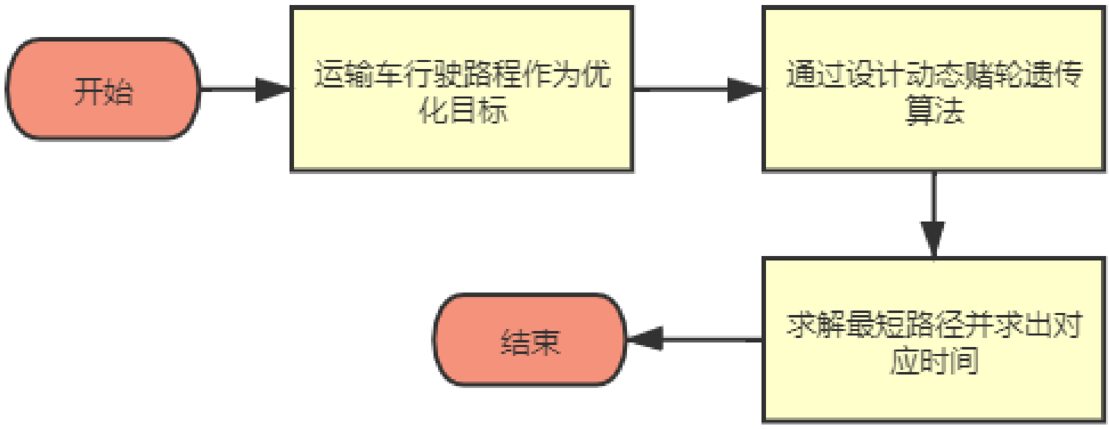


图 **4**　问题二思维流程图

5.2 带约束的多旅行商模型

当雇佣 b 辆小型运输车时，总决策序列可表示为

$$P_n = \{[p_1, p_2]_1, [\cdots, p_i]_k, [\cdots]_{b-1}, [p_{19}]_b\},$$

即将类似于模型一中的坐标序列分割为多段，每一段分别由一辆小型运输车单独完成，定义小型运输车 k 的运输路径为：

$$B_k = [p_i, p_{i+1}, \cdots, p_{j-1}, p_j]_k,$$

即总路径决策变量可表示为：

$$P_n = \{B_1, B_2, \cdots, B_b\}.$$

小车 k 的载重总和可表示为：

$$W(B_k) = \sum_{p_i \in B_k} w(p_i), \tag{7}$$

其中 $w(p_i)$ 为仓库 p_i 的订货量。其货运总时间可表示为：

$$T(B_k) = L(B_k)/50 + size(B_k)/12, \tag{8}$$

将运输成本作为目标函数可表示为：

$$\Gamma(P_n)=\sum_{k=1}^{b}[\sum_{j=1}^{size(B_k))}(0.4+2\sum_{i=1}^{j}w(p_i))\times d(p_i,p_{i+1})_{pi\in B_k}].$$

小型运输车的负载量约束可表示为：

$$\underset{B_k\in P_n}{max}\,W(B_k)\leqslant 6,$$

其运输时间约束可表示为时间约束可表示为：

$$\underset{B_k\in P_n}{max}\,T(B_k)\leqslant 4,$$

即整体模型可以表示为

$$\Gamma(P_n)=\sum_{k=1}^{b}[\sum_{j=1}^{size(B_k))}(0.4+2\sum_{i=1}^{j}w(p_i))\times d(p_i,p_{i+1})_{pi\in B_k}] \tag{9}$$

$$\begin{cases}\underset{B_k\in P_n}{max}\,W(B_k)\leqslant 6\\ \underset{B_k\in P_n}{max}\,T(B_k)\leqslant 4\end{cases} \tag{10}$$

5.3 模型的求解

5.3.1 插板式编码遗传算法

由于问题中的决策变量 P_n 表示多个不同小型运输车的运输路径，我们将染色体变量中插入无意义基因作为隔板，例如在派遣两辆运输车时，决策变量可表示为

$$P_n=\{[p_1,p_2,\cdots,p_i]_1,[p_{i+1}\cdots,p_{19}]_2\},$$

即在染色体中插入一个无意义基因作为挡板即可表示出染色体：

$$A_n=[a_{n1},a_{n2},\cdots,a_{ni},\varphi,a_{ni+1},\cdots,a_{n19}].$$

其中 φ 为无意义挡板基因。当雇佣小型运输车数量为 N 时，在染色体中插入 $N-1$ 个挡板基因即可将染色体分成 N 段，即能分别代表每辆小车的行驶的路径。之后将无意义挡板基因作为普通基因进行交叉，变异即可优化求解每一辆小车的行驶路径。引入

冗余惩罚因子 θ :

$$\theta(P_n) = \begin{cases} 1, (\exists(Loc(\varphi_i)+1) = Loc(\varphi_{i+1})) \vee (\exists(Loc(\varphi_i) = 0) \vee (\exists(Loc(\varphi_i) = size(A_n)) \\ 0, otherwise \end{cases} \tag{11}$$

其中 $Loc(\varphi_i)$ 表示无意义挡板基因 φ_i 在染色体 A_n 中的位置，$size(A_n)$ 表示染色体 A_n 的维数。即当决策变量 P_n 中的挡板基因存在于其开头或末尾时，或者当两个挡板基因相邻时，表明有被雇佣车辆并没有参加运输工作，此时将惩罚因子 $\theta(P_n)$ 置一，否决置零。

求解第二问时，我们沿用第一问的动态赌轮遗传算法进行优化计算。即将目标函数替换为：

$$F(P_n) = \Gamma(P_n) + \theta(P_n)M_1 + max(\max_{B_k \in P_n} W(B_k) - 6, 0)M_2 + max(\max_{B_k \in P_n} T(B_k) - 4, 0)M_3 \tag{12}$$

其中 M_1、M_2 和 M_3 为较大的正系数，即可达到罚函数约束功能。

5.4 实验结果及分析

实验从六量车到十三量车每个模型计算了 100 次迭代之后，其各自费用为：

表 2　每组小型运输车对应运输路径总费用

运输车数量	对应运输路径总费用
6 量运输车	909.80
7 量运输车	852.60
8 量运输车	850.00
9 量运输车	815.30
10 量运输车	800.70
11 量运输车	842.60
12 量运输车	810.00
13 量运输车	856.20

由表2可知求得所需要 10 量小型运输车时，调运方案所需要的运输费用最小，并给出最优个体基因如表3所示：

表 **3**　各个小型运输车对应运输路径方案

运输车编号	对应运输路线
1 号运输车	[20, 14, 20]
2 号运输车	[20, 18, 15, 20]
3 号运输车	[20, 10, 9, 20]
4 号运输车	[20, 17, 16, 20]
5 号运输车	[20, 12, 11, 20]
6 号运输车	[20, 4, 2, 3, 8, 20]
7 号运输车	[20, 5, 1, 20]
8 号运输车	[20, 19, 20]
9 号运输车	[20, 6, 7, 20]
10 号运输车	[20, 13, 20]

其对应各量小型运输车运输方案为 routes 的路径如图 5所示，每一辆运输车的对应运输均用两点间哈曼吨距离表示，其中箭头表述运输的方向，得到 10 量小型运输车的运输方案路径图如下:

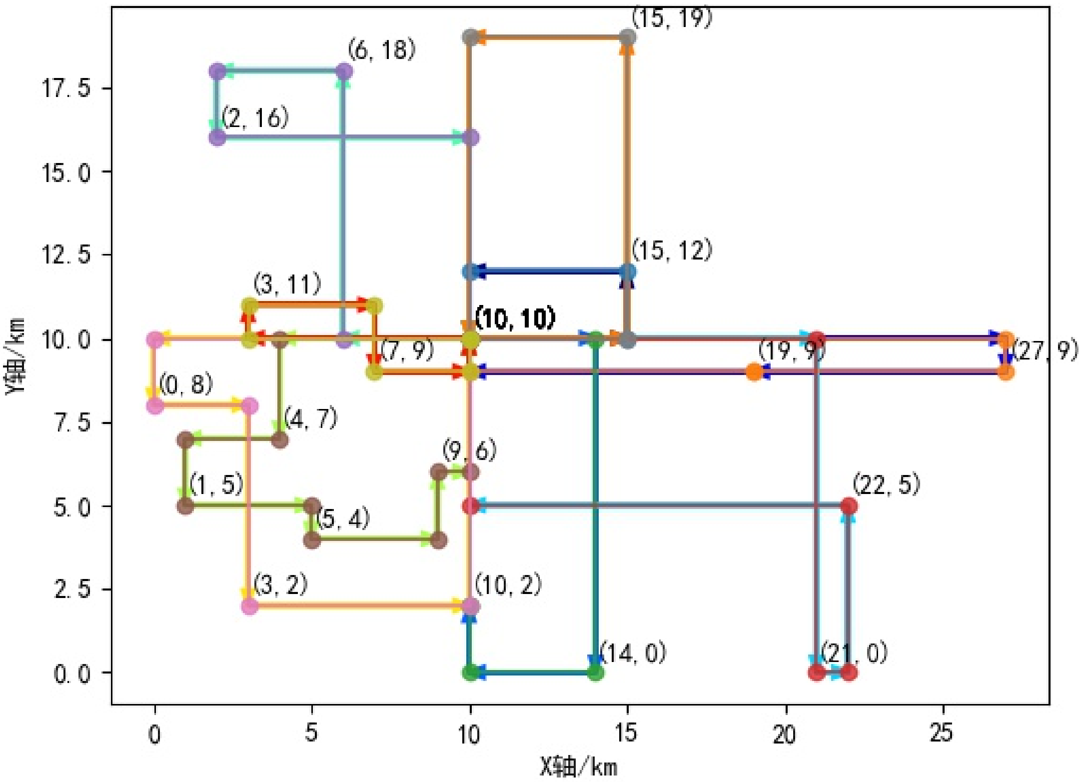
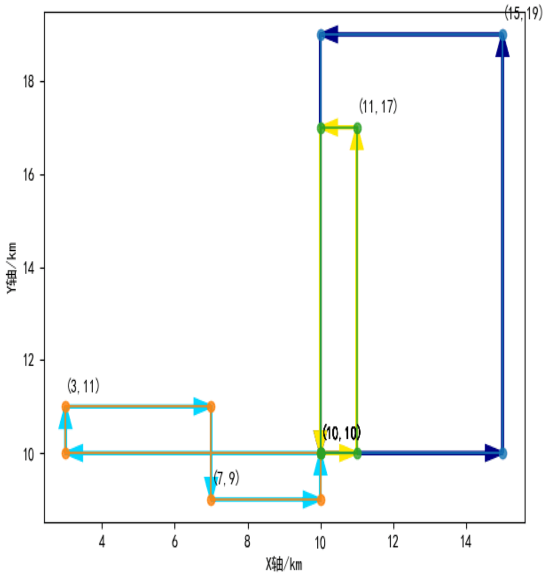
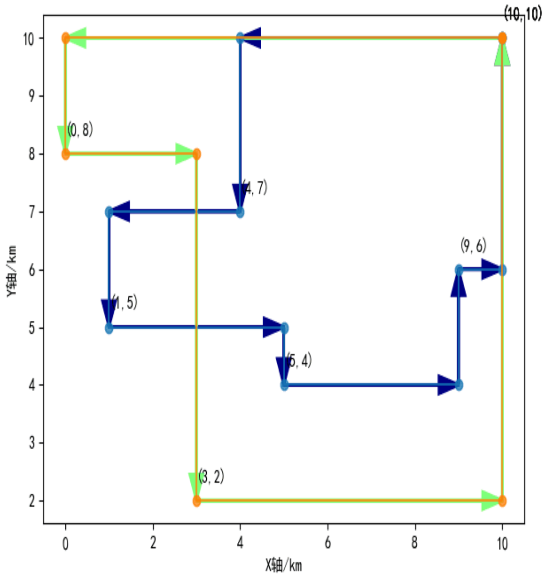


图 5　小型运输车运输方案图

其各个小车的运输细节图下图所示：





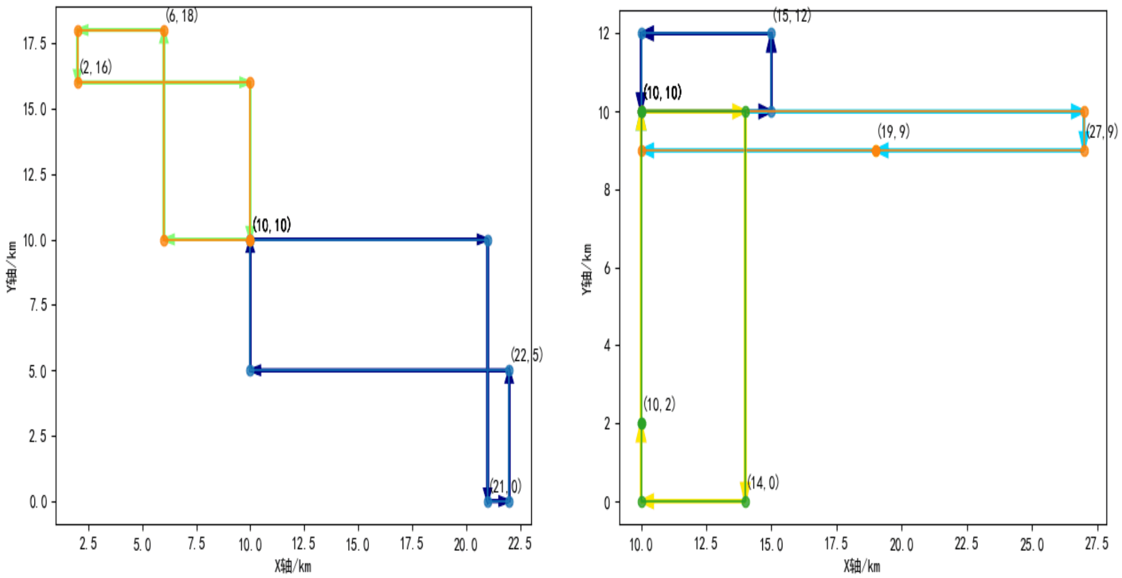


图 **6**　各个小车的运输细节图

六、 问题三模型的建立与求解

针对第三问，我们在第二问模型的基础上，引入启发式算法以决策每个任务需要派遣何种类型的小车。首先沿用第二问模型的插板式编码方法，在适应度计算时分析每个小车的负载情况，并由此作为依据派遣小车。再通过交叉，变异及动态赌轮选择操作，优化出最合理的小车调度方案。

6.1 模型的求解

6.1.1 启发式调度算法

在计算总运费时，针对运输车 k 的任务 B_k, 使得：

$$\alpha(B_k) = \begin{cases} 0.2, 0 < W(B_k) \leqslant 4 \\ 0.4, 4 < W(B_k) \leqslant 6 \end{cases} \tag{13}$$

其中 $\alpha(B_k)$ 为任务 B_k 中的空载运输费用。即将成本目标函数修改为：

$$\Gamma'(P_n) = \sum_{k=1}^{b}[\sum_{j=1}^{size(B_k))}(\alpha(B_k) + 2\sum_{i=1}^{j} w(p_i)) \times d(p_i, p_{i+1})_{pi\in B_k}] \tag{14}$$

其对应的优化目标函数可表示为：

$$F(P_n)' = \Gamma'(P_n) + \theta(P_n)M_1 + \sum_{B_k \in P_n} max(W(B_k) - 6, 0)M_2 + max(\max_{B_k \in P_n} T(B_k) - 4, 0)M_3 \tag{15}$$

以 $F(P_n)'$ 为目标函数进行动态赌轮遗传算法即可得到最终的最优调度方案。

6.2 结果分析

七、 模型的评价

7.1 模型的优点

(1) 使用插板式的编码方式求解多旅行商模型，设计模式较为新颖，最终能快速优化出最合理的小车调度方案，使用船支数量少。
(2) 利用遗传算法，具有很强的全局搜索能力和鲁棒性，运算时间远小于全遍历算法。

7.2 模型的缺点

多目标遗传算法初始解由卡特蒙洛法随机生成，每次搜索结果不完全相同，可能引起结果的偏差，需要多搜索几次选择才能得到最优结果。

7.3 模型改进

可使用改进的生命遗传算法，加强算法的局部搜索能力，解决算法早熟的问题。

参考文献

[1] 张斯嘉, 郭建胜, 钟夫, 等. 基于蝙蝠算法的多目标战备物资调运决策优化 [J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(1): 58-61.

[2] 李健, 张文文, 白晓昀, 等. 基于系统动力学的应急物资调运速度影响因素研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(3): 661-670.

[3] Wang J, Ersoy O K, He M, et al. Multi-offspring genetic algorithm and its application to the traveling salesman problem[J]. Applied Soft Computing, 2016, 43: 415-423.

[4] 陶丽华, 马振楠, 史朋涛, 等. 基于 TSP 问题的动态蚁群遗传算法 [J]. 机械设计与制造, 2019 (12): 39.

附录 A 模型的代码实现

A.1 GATSP–matlab 源代码

```
clear;
w=20;g=100;d=19;%w为种群数，g代数,d维数
G(1:w,1:d)=0;%初始化空间
for i=1:w%初始化
c=randperm(d);
for t=1:20
flag=0;
for t1=1:d-1
for t2=t1+1:d
cl=c;
cl(t1:t2)=cl(t2:-1:t1);
if distan(cl)<distan(c)
c=cl;
flag=1;
end
end
end
if flag==0
G(i,1:d)=c;break
end
end
end
for k=1:g %进入遗传循环
A=G;%预备交叉阵
c=randperm(w);%配对序列
%c=1:w;
for i=1:2:w %交叉
F1=ceil(rand*d);%交叉点1
F2=ceil(rand*d);%交叉点2
while(F1==F2)
F2=ceil(rand*d);
end
if(F1>F2)%交叉地址调序
tem=F1;
F1=F2;
F2=tem;
end
j=0;t=1;%计数标值
while(j~=d+F1-F2-1)%如果剩余基因没完全插入就继续
if(isempty(find(A(c(i),F1:F2)==G(c(i+1),t),1))) %目标基因于交换片段中都不同
j=j+1;
if j<F1 %前半段基因交换
```

```
A(c(i),j)=G(c(i+1),t);
A(c(i+1),t)= G(c(i),j);
else %后半段基因交换
A(c(i),j+F2-F1+1)=G(c(i+1),t);
A(c(i+1),t)=G(c(i),j+F2-F1+1);
end
end
t=t+1;
end
end
by=[];
while isempty(by)
by=find(rand(1,w)<0.3);%变异地址
end
B=G(by,1:d);%预备变异阵
for j=1:length(by)
bw=sort(ceil(rand(1,2)*d));%变异基因节点
B(j,bw(1))=G(j,bw(2));%单点基因交换
B(j,bw(2))=G(j,bw(1));
end
GG=[G;A;B];%GG为选择阵
clear A; clear B;%清除数据防止规格保存
m=size(G,1);%选择阵个体数
long(1:m)=0;%目标函数初始化
for i=1:m%计算函数
long(i)=distan(GG(i,:));
end
[slong,ind]=sort(long(1:m));%目标函数排序
for i=1:w%精英选择
G(i,:)=GG(ind(i),:);
end
clear GG;%清除数据防止规格保存
end
```

A.2 MGATSP–matlab 源代码

```
clear;
for pp=6:13 %6:13
for ppp=1:100
n=pp;w=20;g=100;d=19+n-1;%n为车数, w为种群数, g代数,d维数
G(1:w,1:d)=0;%初始化空间
for i=1:w%初始化
c=randperm(d);
for t=1:20
flag=0;
```

```
for t1=1:d-1
for t2=t1+1:d
cl=c;
cl(t1:t2)=cl(t2:-1:t1);
if price(cl)<price(c)
c=cl;
flag=1;
end
end
end
if flag==0
G(i,1:d)=c;break
end
end
end
for k=1:g %进入遗传循环
A=G;%预备交叉阵
c=randperm(w);%配对序列
%c=1:w;
for i=1:2:w %交叉
F1=ceil(rand*d);%交叉点1
F2=ceil(rand*d);%交叉点2
while(F1==F2)
F2=ceil(rand*d);
end
if(F1>F2)%交叉地址调序
tem=F1;
F1=F2;
F2=tem;
end
j=0;t=1;%计数标值
while(j~=d+F1-F2-1)%如果剩余基因没完全插入就继续
if(isempty(find(A(c(i),F1:F2)==G(c(i+1),t),1))) %目标基因于交换片段中都不同
j=j+1;
if j<F1 %前半段基因交换
A(c(i),j)=G(c(i+1),t);
A(c(i+1),t)= G(c(i),j);
else %后半段基因交换
A(c(i),j+F2-F1+1)=G(c(i+1),t);
A(c(i+1),t)=G(c(i),j+F2-F1+1);
end
end
t=t+1;
end
end
by=[];
while isempty(by)
```

```
by=find(rand(1,w)<0.3);%变异地址
end
B=G(by,1:d);%预备变异阵
for j=1:length(by)
bw=sort(ceil(rand(1,2)*d));%变异基因节点
B(j,bw(1))=G(j,bw(2));%单点基因交换
B(j,bw(2))=G(j,bw(1));
end
GG=[G;A;B];%GG为选择阵
clear A; clear B;%清除数据防止规格保存
m=size(G,1);%选择阵个体数
long(1:m)=0;%目标函数初始化
for i=1:m%计算函数
long(i)=price(GG(i,:));
end
[slong,ind]=sort(long(1:m));%目标函数排序
for i=1:w%精英选择
G(i,:)=GG(ind(i),:);
end
clear GG;%清除数据防止规格保存
end
result(pp-5,ppp)=long(1);
XXX(pp-5,ppp,1:d)=G(1,1:d);
end
end
```

A.3 distan–matlab 源代码

```
function f=distan(X)
n=size(X,2);
a=[3 2
1 5
5 4
4 7
0 8
3 11
7 9
9 6
10 2
14 0
2 16
6 18
11 17
15 12
19 9
```

```
22 5
21 0
27 9
15 19];
f=sum(abs(a(X(1),:)-10));%距离值初始化
for i=1:n-1%计算距离和
f=f+sum(abs(a(X(i+1),:)-a(X(i),:)));
end
f=f+sum(abs(a(X(n),:)-10));%头尾固定
```

附录 B 数据可视化的实现

B.1 第一问画图–python 源代码

```
from pylab import *
mpl.rcParams['font.sans-serif'] = ['SimHei']

dict = {"1":[3,2], "2":[1,5], "3":[5,4],"4":[4,7], "5":[0,8],"6":[3,11],"7":[7,9],
"8":[9,6],"9":[10,2], "10":[14,0],"11":[2,16], "12":[6,18],"13":[11,17],"14":[15,12],
"15":[19,9],"16":[22,5], "17":[21,0],"18":[27,9], "19":[15,19],"20":[10,10],}
x_axis_data = []
y_axis_data = []
road = [20,8,3,4,5,2,1,9,10,17,16,18,15,14,19,13,12,11,6,7,20]
x_tem = []
y_tem = []
for i in range(len(road)):
x = str(road[i])
print(dict[x])
x_axis_data.append(dict[x][0])
y_axis_data.append(dict[x][1])

try:
x_tem.append(dict[str(road[i+1])][0])
y_tem.append(dict[str(road[i])][1])
except:
pass

x_ = []
y_ = []

for i in range(len(x_tem)):
x_.append(x_axis_data[i])
y_.append(y_axis_data[i])
x_.append(x_tem[i])
y_.append(y_tem[i])
```

```
x_.append(x_axis_data[i+1])
y_.append(y_axis_data[i+1])

plt.plot(x_, y_, 'ro-', color='#4169E1', alpha=0.8, label='路径')

for x, y in zip(x_axis_data, y_axis_data):
plt.text(x, y+0.3, '({},{})'.format(x,y), ha='center', va='bottom', fontsize=10.5)

# plt.legend(loc="road")
plt.xlabel('X轴/km')
plt.ylabel('Y轴/km')

# plt.show()
plt.savefig('demo.jpg') # 保存该图片
```

B.2 第二问画图–python 源代码

```
from pylab import *
mpl.rcParams['font.sans-serif'] = ['SimHei']
# import matplotlib.pyplot as plt
import numpy
import matplotlib.colors as colors
import matplotlib.cm as cmx

dicts = {"1":[3,2], "2":[1,5], "3":[5,4],"4":[4,7], "5":[0,8],"6":[3,11],"7":[7,9],
"8":[9,6],"9":[10,2], "10":[14,0],"11":[2,16], "12":[6,18],"13":[11,17],"14":[15,12],
"15":[19,9],"16":[22,5], "17":[21,0],"18":[27,9], "19":[15,19],"0":[10,10],}
x_axis_data = []
y_axis_data = []

cars = [14,0,18,15,0,10,9,0,17,16,0,12,11,0,4,2,3,8,0,5,1,0,19,0,6,7,0,13]

c_ = []
x = [0]
for j in range(len(cars)):
x.append(cars[j])
if cars[j]==0:
c_.append(x)
x = [0]

print(c_)
cmap = plt.cm.jet
cNorm = colors.Normalize(vmin=0, vmax=len(c_))
scalarMap = cmx.ScalarMappable(norm=cNorm, cmap=cmap)
```

```python
for fff in range(len(c_)):
###########
x_axis_data = []
y_axis_data = []
road = c_[fff]
x_tem = []
y_tem = []
for i in range(len(road)):
x = str(road[i])
x_axis_data.append(dicts[x][0])
y_axis_data.append(dicts[x][1])

try:
x_tem.append(dicts[str(road[i + 1])][0])
y_tem.append(dicts[str(road[i])][1])
except:
pass

x_ = []
y_ = []

for i in range(len(x_tem)):
x_.append(x_axis_data[i])
y_.append(y_axis_data[i])
x_.append(x_tem[i])
y_.append(y_tem[i])


colorVal = scalarMap.to_rgba(fff)
x_.append(x_axis_data[i + 1])
y_.append(y_axis_data[i + 1])
plt.plot(x_, y_, 'o-', alpha=0.8)
for i in range(0,len(x_)-1):
plt.arrow(x_[i], y_[i], x_[i+1] - x_[i], y_[i+1] - y_[i],
length_includes_head=True, head_width=0.3, lw=2,
color=colorVal)

for x, y in zip(x_axis_data, y_axis_data):
plt.text(x, y + 0.3, '({},{})'.format(x, y),)

plt.xlabel('X轴/km')
plt.ylabel('Y轴/km')

# plt.show()
plt.savefig('demo.jpg') # 保存该图片
```