















目录

01 问题描述

02 问题分析

03 蚁群算法求解

04 遗传算法求解

05 实验与总结

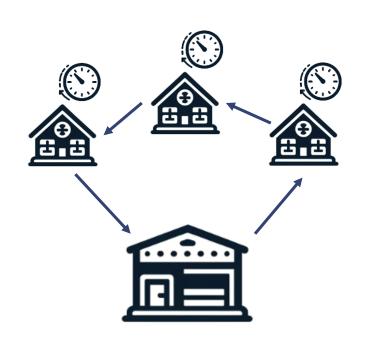
VRPTW



VRPTW (Vehicle Routing Problem with Time Windows) 是一种复杂的组合优化和数学规划问题,广泛应用于物流、配送和运输领域。该问题是经典的车辆路径问题(VRP)的一个扩展,它在考虑车辆路线最小化成本的同时,还引入了**服务时间窗**的概念,即每个配送点或客户都有特定的时间范围,在这个时间内必须开始服务。

主要特点:

- 1. 时间窗限制
- 2. 多车辆使用
- 3. 服务时间
- 4. 车辆装载量
- 5. 单配送中心



问题分析



参数:

 $I = \{0,1,2...,n\}$: 客户集合, 0表示配送中心

Q:车辆最大装载量

 $[a_i, b_i]$: 表示客户i的服务时间窗口

 s_i : 表示服务第i位客户所需要的时间

 d_{ij} : 表示客户i,j之间的距离,即成本

 q_i : 客户i的需求量

决策变量:

- x_{ij} : 如果车辆从客户 i 直接前往客户 j, 则 x_{ij} = x_{ji} ; 否则为0。
- t_i : 车辆到达客户 i 的开始服务时间。

问题分析



优化目标: 最小化成本

$$\min \quad \sum_{i=0}^n \sum_{j=0, j
eq i}^n d_{ij} x_{ij} \, .$$

约束

1. 从配送中心出发,返回配送中心

$$\sum_{j=1}^n x_{0j} = K, \quad \sum_{i=1}^n x_{i0} = K.$$

2. 客户只被服务一次

$$\sum_{i=0,i
eq j}^n x_{ij}=1,\quad \sum_{k=0,k
eq j}^n x_{jk}=1\quad orall j\in I\setminus\{0\}.$$

3. **时间窗约束**

$$a_i \leq t_i \leq b_i \quad \forall i \in I$$

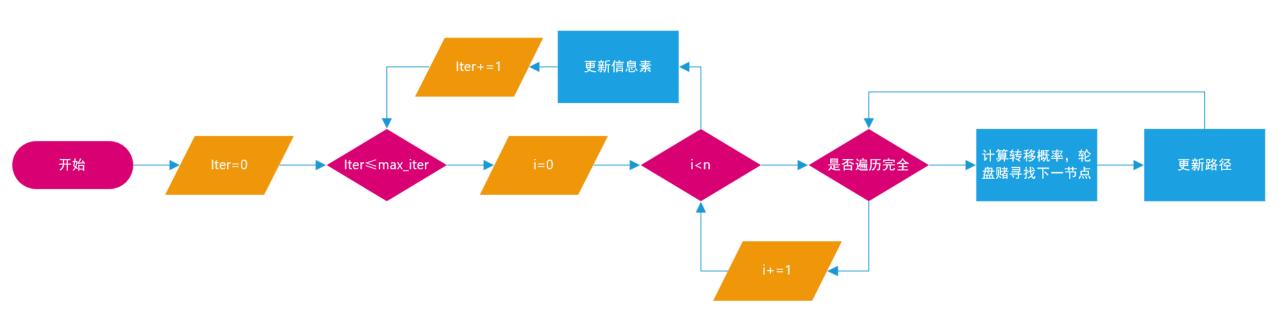
$$t_i + s_i + d_{ij} \leq t_j \quad orall i, j \in I, \; x_{ij} = 1$$

4. 容量约束

$$\sum_{i=1}^n q_i x_{ij} \leq Q \quad orall j \in I$$

蚁群算法求解





蚁群算法求解



$$p_{ij}^k = rac{ au_{ij}^lpha \cdot \eta_{ij}^eta}{\sum_{l \in allowed_k} au_{il}^lpha \cdot \eta_{il}^eta}$$

可见性函数η如何定义?

蚁群算法求解



由客户i走到客户j的四种情况:

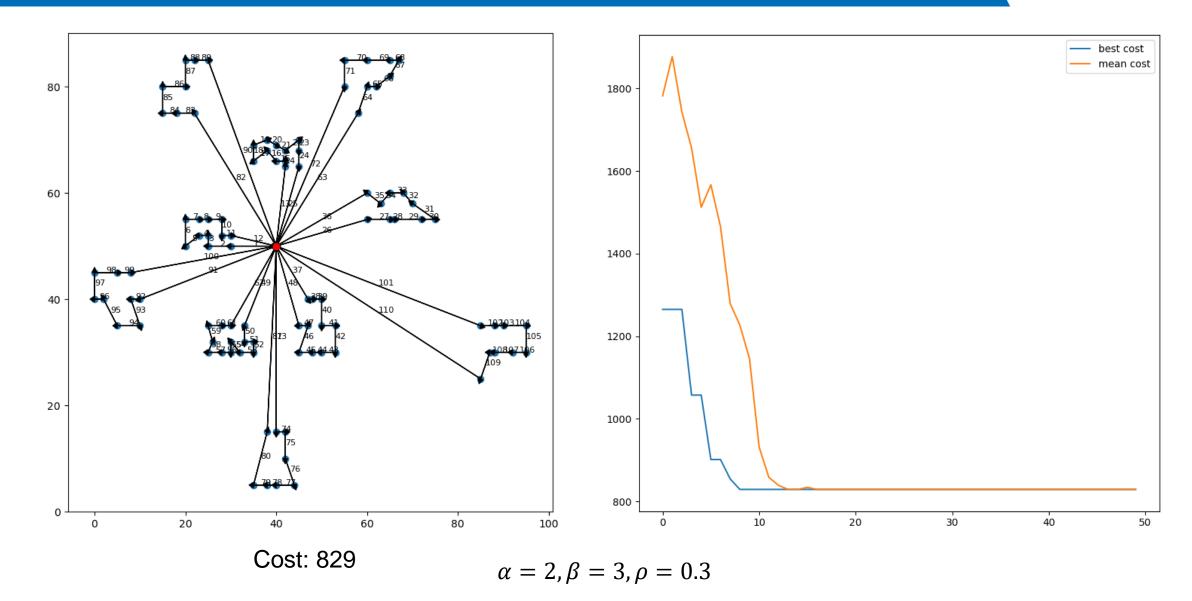
• 完全合法
$$\Rightarrow \frac{1}{d_{ij}}$$

• 走到后还未达到客户
$$j$$
时间窗口 $\Rightarrow \frac{1}{a}$

$$\eta_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{\max(d_{ij}, a_j - t)} & \text{完全合法或未到时间窗口} \\ 0 & \text{非法情况} \end{cases}$$

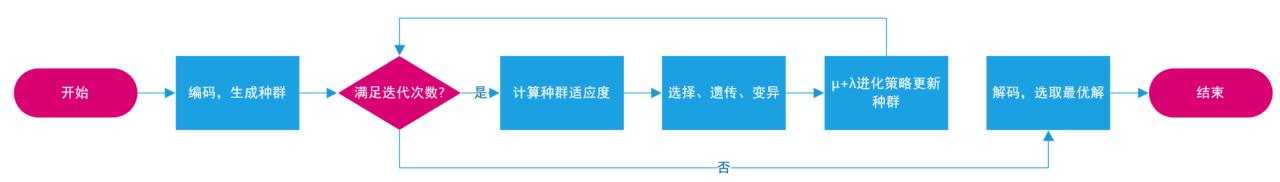
蚁群算法求解结果





遗传算法求解





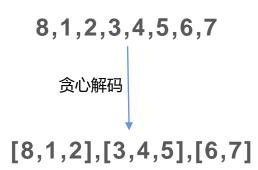
如何编/解码?

遗传算法求解



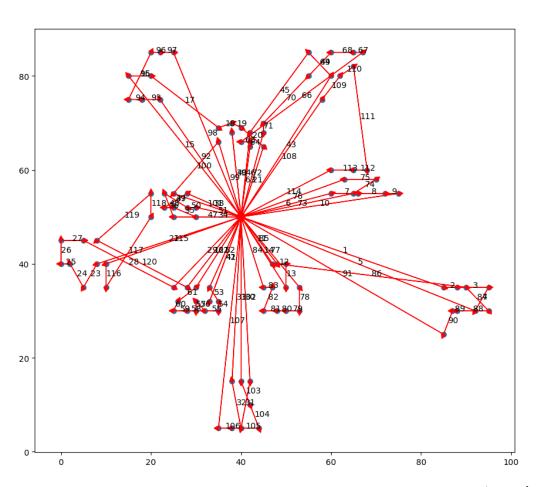
直观想法:

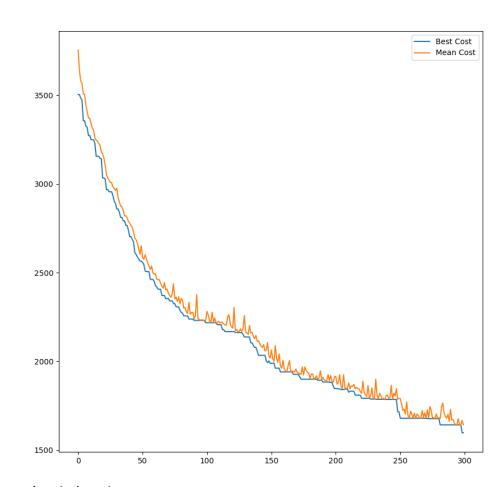
- 以遍历序列进行编码。
- 通过贪心的方式进行解码、求适应度值。
- 顺序交叉(Order Crossover), 随机变异



遗传算法运行结果







Cost: 1597 变异概率0.03, 杂交概率0.6

分析



编码方式有局限性:

1、无法正确处理返回中心情况

2、杂交、变异产生新解时随机性过强

3、基于贪心的解码无法求得最优解

改进思路



1、通过DP的方式解码

2、LNS,2-opt等改进变异算子

3、将问题转换为车辆数目确定的VRPTW,配送中心加入编码中。

4、子路径杂交算子

改进方法



子路径交叉算子

亲本1: [[8,1,2], [3,4,5], [6,7]]

亲本2: [[3,2,1], [4,8,5], [7], [6]]

随机挑选亲本1路径子集

亲本1: [[3,4,5], [6,7]]

亲本2: [[3,2,1], [4,8,5], [7], [6]]

剔除亲本2中的重复元素

亲本1: [[3,4,5], [6,7]]

亲本2: **[[2,1]**, **[8]]**

组合产生子代个体

子代个体: [[8,1,2], [3,4,5], [6,7]]

改进方法



改进变异算子

变异 1: 约束路线反转变异(Constrained Route Reversal Mutation)。

变异 2: 一种启发式引导操作。在每个子路线中,如果当前客户到下一个客户的距离大于预定义的阈值,从该客户开始切断子路线中的客户点。在完整路线的末尾添加一个被移除的客户作为一个子路线,并停止变异。这被称为通过检查客户点的距离阈值来添加额外的启发式,指导算法在大型解决方案空间中探索新的高效特征。

变异 3: 在完整路线中的每个客户点,根据合法随机概率,一次交换两个客户。

变异 4: 在完整路线中的每个客户点,根据合法随机概率,一次将当前客户移动到路线的末尾。

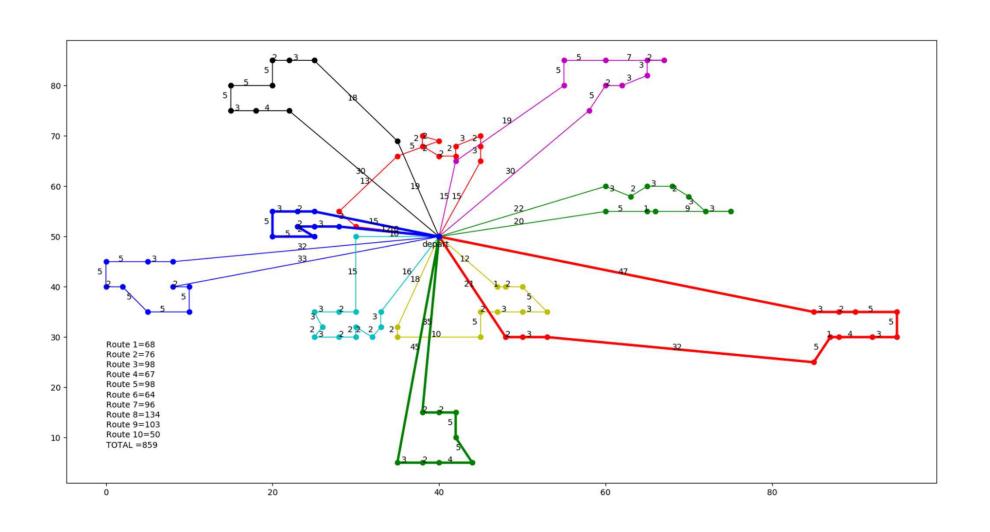
变异 5: 在每个子路线内部进行洗牌。

变异 6: 在每个子路线中的每个客户点,根据合法随机概率和特定指令,一次交换两个客户。

变异 7: 子路线的反转。

改进后结果





数据集 & 算法对比



Solomon's VRPTW Benchmark Problems^[1]

Problem Set	Random	Clustered	Random & Clustered
短调度窗口	R1-type	C1-type	RC1-type
长调度窗口	R2-type	C2-type	RC2-type

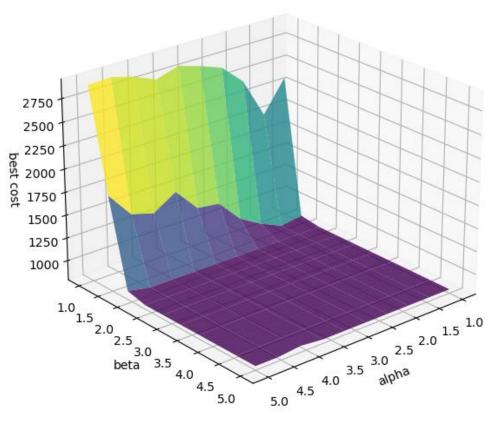
蚁群算法在具有明显聚类分布的数据上表现更优(C1,C2)

遗传算法则在随机分布数据上表现更优(R1,R2,RC1,RC2)

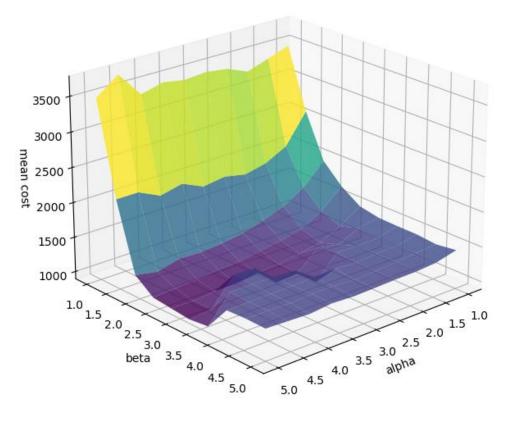
实验



α , β 对蚁群算法在VRPTW问题的影响



Best cost

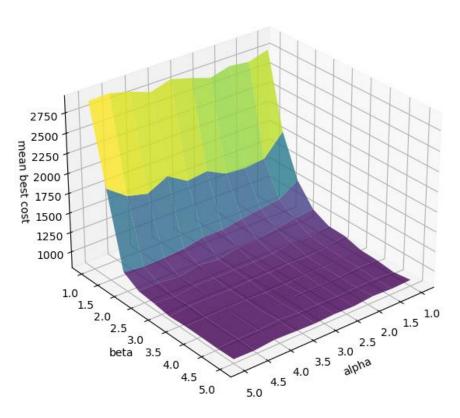


Mean cost

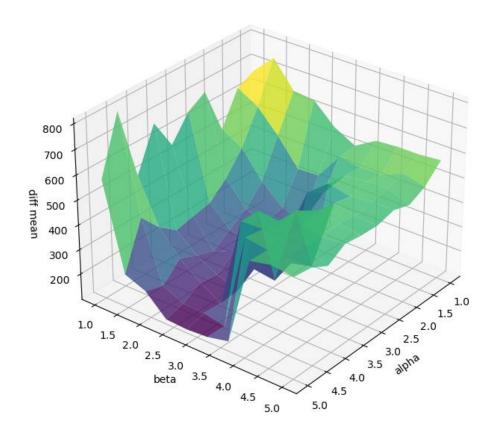
实验



α , β 对蚁群算法在VRPTW问题的影响



Mean-Best cost



Mean difference

总结



在VRPTW问题种,蚁群算法:

1、最优值对 β 较为敏感,对 α 和 ρ 不敏感

2、在 β 合适时, α 和 ρ 会影响收敛速度

3、该算法对于聚类情况明显的数据表现优秀

对问题变种的思考



● 多中心VPR: 难收敛,难以处理中心切换

● 多层级VPR: 可转换为多中心

• 多中心多车型:实际为多层级

对算法改进的思考



● 蚁群算法缺点:搜索时间较长,算法容易停滞(收敛到局部最优解),过度依赖可见性;

● 解决方法: 精英策略、最大最小蚁群、自适应挥发系数、结合局部最优搜索

● 遗传算法缺点:需要更优的编\解码方式。



THANKS