

文章编号:1671-6833(2021)04-0084-07

改进人工蜂群算法的农村 DRT 路径优化研究

靳文舟, 邓钦原, 郝小妮, 朱子轩

(华南理工大学 土木与交通学院, 广东 广州 510641)

摘要:农村地区居民的出行需求低且分布分散,导致常规公交运营难以为继。针对农村公交运营成本高、运输效率低的问题,基于农村居民出行需求特征,构建了考虑农村地区需求响应公交(DRT)同时接送模式的车辆路径问题模型,提出一种改进的两阶段自适应大邻域人工蜂群算法(adaptive large neighborhood search artificial bee colony algorithm, ALNS 算法)对模型进行求解。算例结果分析显示:在低需求密度的农村地区,农村 DRT 同时接送模型更具经济性和实用性;相比于遗传算法和自适应大邻域搜索算法,改进的人工蜂群算法成本均值分别比上述 2 种算法结果低 9% 和 3%,且收敛速度更快、在精度和稳定性上表现更优,可以有效地找到高质量的最优方案。

关键词:需求响应公交;农村居民出行;车辆路径问题;同时接送模式;自适应大邻域人工蜂群算法

中图分类号: U491

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2021.02.015

0 引言

在大多数农村地区,出行需求密度偏低且分布分散,导致常规公交运营效率低下。针对常规公交模式在农村地区运营的局限性,研究者提出在农村地区推行需求响应公交模式(demand responsive transit, DRT),需求响应公交模式可以动态地改变出行路线和时间表,更灵活地为农村居民提供精准出行服务。

近年来,对于 DRT 的研究正在逐步深入。Daganzo^[1]首次提出了可变线路公交(需求响应)系统;Amirgholy 等^[2]建立了分析模型,用来近似求解 DRT 系统运行的动态需求成本和总的广义成本。Diana 等^[3]通过对比分析发现需求响应式系统在低需求水平地区表现最佳。Dantzig 等^[4]最早提出车辆路径问题,采用线性规划可得到近似最优解。Sánchez-oro 等^[5]提出一种求解多目标开放车辆路径问题的广义变邻域搜索方法。Gu 等^[6]研究了一种考虑时间效率的多车辆段车辆路径规划问题,并利用改进人工蜂群算法求解。人工蜂群算法(artificial bee colony algorithm, ABC 算法)是由 Karaboga 等^[7]提出的一种基于蜂群智能行为的优化算法。毛声等^[8]提出了一种双重

进化人工蜂群算法,提高了搜索效率且不易陷入局部最优解。自适应大邻域搜索算法在车辆路径问题的研究中,最早由 Ropke 等^[9]用于解决带有时间窗和预定线路的同时接送问题。此外,魏占阳等^[10]通过自适应大邻域搜索算法对车辆路径问题模型进行了改进和优化。

目前的 DRT 模式研究^[11-12]并未考虑农村客运出行需求的特殊运行规律和同时接送模式。本文基于农村地区客运出行的实地调查结果,构建了考虑同时接送农村乘客的 DRT 问题模型,并用实例验证了模型和算法的可行性。

1 模型构建

1.1 问题描述

本文对某地进行了为期 2 个月的出行情况调查,共 3 013 份问卷,其中有效问卷为 2 301 份。结果显示,在某地农村地区出行需求量很小,人均出行率为 0.97 次/d,远低于中心城区平均出行率。在出行方式结构上,公共交通总占比仅为 0.48%。相对于中心城区,农村地区需求密度偏低,且需求比较分散。另外,公共交通在出行方式中占比很小,表明了常规公交在这类地区面临的运营困境。

收稿日期:2020-12-25;修订日期:2021-03-07

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52072128)

作者简介:靳文舟(1960—),男,吉林四平人,华南理工大学教授,博士,主要从事交通运输规划与管理方面的研究,

E-mail: ctwzhjin@scut.edu.cn。

调查显示,某地村级范围的出行是农村居民最重要的出行路径,频率高达 71.6%。此外,农村居民的出行特征具有往返的性质。出行频率最高为 6 次/d,频率为 2 次/d 的出行占比最大,为 60%。显然,农村居民的出行频率以偶次出行居多。因此,在本文模型构建中,参照物流研究中的同时取送货方式和需求响应公交在低需求密度地区的研究^[13-14]提出需求响应公交模型的同时接送模式,如图 1 所示。

研究场景设置如下:在农村地区,通过网上预约获得居民的出行需求,然后实时规划农村居民的需求响应公交线路。需求响应公交线路规划包含一个中心车场,以及从车场中衍生的连接到不同的需求点的不同路线。车辆线路的起讫点均为中心车场。

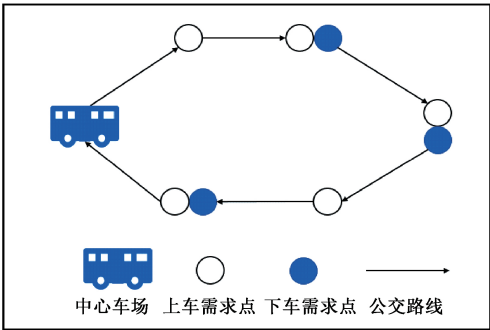


图 1 需求响应同时接送模式

Figure 1 Demand response simultaneous pick-up and delivery mode

普通需求响应模型一般只考虑单一的接乘客或送乘客,然而,在实际情况中,由于农村居民出行具有往返的特性,不能将农村 DRT 模式简单地当作普通需求响应模型处理。在规划需求响应线路时应考虑实现同时接送农村居民,因此,本文提出了一种需求响应公交同时接送模式。需求响应同时接送模式,是指需求响应公交车辆在一次完整的运输过程中,包含接收乘客和送达乘客,即车辆在同一地点同时服务上车需求点和下车需求点。

对于此类农村地区需求响应式公交模式问题,可以用一个实时的包含同时接送条件的车辆路径问题模型来解决。

1.2 模型构建

该农村地区 DRT 的同时接送车辆路径问题模型(the simultaneous pick-up and delivery vehicle routing problem,SPDVRP)包含的基本参数如表 1 所示。

模型中运输总成本包含:车辆固定成本、可变运输成本和时间窗惩罚成本,其中时间窗惩罚成本包含停留惩罚成本和延迟到达惩罚成本。模型表达式为

min[∑_{i∈S}∑_{j∈S}∑_{k∈V}c_{ij}x_{ijk}d_{ij}+∑_{k∈V}c_kx_k+T(t)]; (1)

T(t)=∑_{i∈S}a_if_i-∑_{i∈S}β_i max[(s_i-b_i),0]。 (2)

表 1 SPDVRP 模型相关参数

Table 1 Related parameter of SPDVRP model

参数	数学定义	单位
$H\{i i=1,\cdots,N\}$	表示有 N 个不同的需求点, H 为需求点集合,且 $i=0$ 表示中心车场	
$V\{k k=1,\cdots,K\}$	表示全部运输工具(车辆)合集,其中车辆的上限数量为 K	
C_{ij}	表示从需求点 i 到另一需求点 j 的单位距离运输成本	元
$T(t)$	表示时间窗惩罚成本函数	
q_{pj}	表示需要到达某一需求响应点的乘客数,也可以表述为车辆送往 j 点的乘客数	
p_{pj}	表示需要从某一需求响应点上车的乘客数,也可以表述为车辆在 j 点接取的乘客数	
Q_{RPk}	表示车辆 k 在离开中心车场时车内的起始乘客数量	
g_{pjk}	表示车辆 k 在离开需求点 j 时车内乘客剩余数量	
Q_{pk}	表示车辆 k 的最大乘客数容量限制	
d_{ij}	表示从需求点 i 到需求点 j 的运输距离	m
C_k	表示车辆 k 的固定成本	元
a_i	表示车辆到达需求点 i 的时间窗上限	min
s_i	表示车辆到达需求点 i 的准确时间	min
b_i	表示车辆到达需求点 i 的时间窗下限	min
α_i	表示车辆在需求点 i 停留的时间惩罚成本	元
β_i	表示车辆延迟到达需求点 i 的时间惩罚成本	元
t_{ij}	表示车辆从需求点 i 开往需求点 j 的行驶时间	min
f_i	表示车辆在需求点 i 停留的时间	min
X_k	0~1 整数限制变量,表示车辆是否被使用	
X_{ijk}	0~1 整数限制变量,表示 i,j 点之间是否有车辆通过	

s.t.:

$$\sum_{j \in H} X_{jik} = \sum_{j \in H} X_{ijk} \leq 1; \tag{3}$$

$$\sum_{i \in H} X_{ipk} = \sum_{j \in H} X_{pj k} \leq 1; \tag{4}$$

$$\sum_{k \in V} \sum_{i \in H} X_{ijk} = 1; \tag{5}$$

$$\sum_{k \in V} \sum_{j \in H} X_{ijk} = 1; \tag{6}$$

$$Q_{RPk} = \sum_{j \in S} \sum_{i \in H} q_{pj} X_{ijk}; \tag{7}$$

$$Q_{RPk} \leq Q_{Pk}; \tag{8}$$

$$g_{Pjk} = Q_{RPk} - q_{pj} + p_{pj}; \tag{9}$$

$$g_{Pjk} = g_{Pik} - q_{pj} + p_{pj}; \tag{10}$$

$$g_{Pjk} \leq Q_{Pk}; \tag{11}$$

$$\max\{q_{pj}, p_{pj}\} \leq Q_{Pk}; \tag{12}$$

$$s_i + f_i + t_{ij} - M(1 - X_{ijk}) \leq s_j; \tag{13}$$

$$X_{ijk} = 0, 1; \tag{14}$$

$$X_k = 0, 1. \tag{15}$$

式中: $\forall i = 0; \forall j \in H; \forall P \in H; \forall k \in V$ 。其中, 式(1)是模型的目标函数, $T(t)$ 表示其时间窗惩罚成本函数;式(2)是函数 $T(t)$ 的具体表达式, 其包含停留惩罚成本和延迟到达惩罚成本两部分;式(3)表示每一条车辆路径起点和终点均为中心车场;式(4)表示车辆路径的连续性, 进出某一需求响应点的车辆必须为同一车辆;式(5)、(6)表示每一个需求响应点只被一辆车服务;式(7)表示某一车辆 k 在离开车站时的需要送达目的地的乘客数 Q_{RPk} 的计算;式(8)表示对于某一车辆 k 在离开车站时, 车辆内乘坐的乘客数不能超过该车辆 k 的最大乘客数限制;式(9)、(10)表示某一车辆 k 在离开某一个需求响应点 j 时的车内剩余乘客数量;式(11)表示对于某一车辆 k 在离开某一个需求响应点 j 时的乘客数限制, 不能超过该车辆 k 的最大乘客数限制;式(12)表示任一需求响应点的接送乘客的数量均要满足车辆的最大乘客数限制;式(13)确保在规划路径中满足车辆行驶、需求响应点服务耗时的时间窗约束;式(14)、(15)为 0~1 整数限制。

2 自适应大邻域人工蜂群求解算法设计

自适应大邻域人工蜂群算法采用两阶段嵌套算法模型。针对人工蜂群算法中由于同类蜜蜂缺乏交流而导致的易陷入局部最优解的缺陷, 在算法的雇佣蜂阶段, 嵌套采用 ALNS 算法进行邻域搜索, 在搜索大邻域过程中尽可能多地探索解空间。

2.1 编码方式

首先假设例子中需求点的数量为 N (由 1~ N 之间的 N 个整数, 表示各需求点), 可行解中路径数量为 M , 那么就有长度为 $N+M+1$ 的向量表示其中的一个解^[15]。其次, 有 $M+1$ 个 0 来表示每条路径的起讫点, 即中心车场。

如图 2 所示, 图中 2 个 0 之间的字符表示车辆到达不同需求点的路径顺序。在这个解中, $N=7, M=3$ 。第 1 条路径 0—4—1—0 表示车辆从中心车场出发, 依次经过需求点 4、1, 最后回到中心车场。同理, 该解中第 2、3 条路径具备相似的路径过程。

0	4	1	0	5	3	0	7	2	6	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

图 2 编码示意图

Figure 2 Coding diagram

2.2 人工蜂群算法算子

人工蜂群算法通过连续派出雇佣蜂、跟随蜂和侦察蜂来寻找最优解。

雇佣蜂搜索开发食物源, 食物源的个数 (N) 和雇佣蜂逐一对应。用 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 表示第 i 个食物源 ($i = 1, 2, \dots, N$), 其中 D 表示搜索空间的维数^[16-17]。雇佣蜂搜索对应的食物源后记录食物源优劣程度, 回到巢穴后把这些信息共享给跟随蜂。雇佣蜂搜索时在食物源的邻域生成一个候选食物源为

$$v_{ij} = x_{ij} + r_{ij}(x_{ij} - x_{kj}). \tag{16}$$

式中: $j \in \{1, 2, \dots, D\}; k \in \{1, 2, \dots, N\}$, 且 $k \neq i; r_{ij}$ 是 $[-1, 1]$ 上均匀分布的随机数。

跟随蜂根据食物源的适应值确定更优的食物源进一步开采^[16-17]。其适应值表示为

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{f(x_i)}, & f(x_i) \geq 0; \\ 1 + |f(x_i)|, & f(x_i) < 0. \end{cases} \tag{17}$$

跟随蜂以轮盘赌的方式选择相应的食物源进行进一步的开采。食物源选择的概率为

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{i=1}^N fit_i}, \quad i \in \{1, 2, \dots, N\}. \tag{18}$$

当在某个食物源附近搜索多次都找不到更好的食物源 (达到最大食物源连续搜索次数 L_{\max}), 则转化产生新的侦察蜂寻找新的食物源代替该食物源^[18]。食物源生成规律为

$$x_i^j = x_{\min}^j + \text{rand}(0, 1)(x_{\max}^j - x_{\min}^j). \tag{19}$$

式中: $j \in \{1,2,\cdots,D\}$; x_i^j 表示新的食物源; $\text{rand}(0,1)$ 为 $(0,1)$ 的随机数; x_{\max}^j 、 x_{\min}^j 分别为第 j 维变量的最大值和最小值。

2.3 ALNS 算法算子

ALNS 算法给每个移除和重建算子赋予一个权重,权重决定算子被选择的概率,且在搜索过程中可以根据解的优劣自适应地调整^[19-20]。

ALNS 算法在搜索过程中可以有多个移除和重建方式。根据求解情况反馈,动态地选择其中的一种移除或重建方式来操作^[21]。

Step 1 移除算子,从当前解中删除部分食物源节点,得到破坏解^[22]。移除算子 1:随机删除,随机选择一个食物源节点进行删除。移除算子 2:邻近删除,选择距离候选食物源最近的一个食物源节点进行删除。

Step 2 重建算子,将未搜索过的食物源节点以及删除的食物源节点插入破坏解中,得到新解^[22]。重建算子 1:随机插入,随机选择任务池中的食物源节点进行插入,产生新的解。重建算子 2:最优贪婪插入,每次都选择任务池中适应值最高的食物源节点插入破坏解,从而得到更优的新解。

2.4 改进的自适应大邻域人工蜂群算法流程

- Step 1** 初始化阶段,随机生成一组初始解。
- Step 2** 雇佣蜂阶段,计算每个食物源的适应值 fit_i ,之后内部采用 ALNS 算法进行邻域搜索:①初始化权重,并在权重的基础上随机生成移除算子和重建算子;②ALNS 移除操作;③ALNS 重建操作。
- Step 3** 跟随蜂阶段,跟随蜂通过轮盘赌的方式,按食物源概率 p_i 选择相应的食物源开采。
- Step 4** 侦察蜂阶段,当达到最大食物源连续搜索次数 L_{\max} 时,按式(19)寻找新的食物源。
- Step 5** 记录当前最优食物源,并令迭代次数 $C = C + 1$ 。
- Step 6** 判断 C 是否大于等于 C_{\max} ,若是,则输出最优解;否则,转到 Step 2 重新开始循环。

3 算例分析

某地全县 17 个乡镇、280 个行政村,居民调查显示农村居民对于公交的需求在提升,同时对于需求响应公交的接受度也比较高。

算例选择在某地东部农村地区设置了 7 个需求响应点(包括 5 个行政村需求点、1 个客运站需求点和 1 个学校需求点),设置 1 个中心车场。车

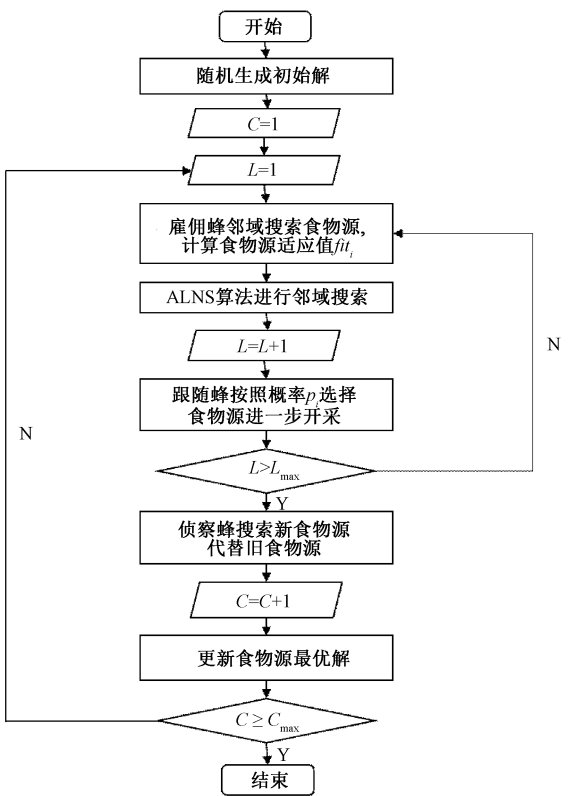


图 3 算法流程图
Figure 3 Algorithm flow chart

辆平均时速为 40 km/h,单位运输成本为 1 元/km,最大运输距离为 300 km,每次运输均有相应的时间窗限制。车辆装载人数限制为 15 人,车辆的固定成本为 50 元/d。其中,中心车场信息和需求响应点信息如表 2 所示,为了满足公交实际运营与数据计算的直观性,根据经纬度坐标和实际距离的欧几里德度量建立相应坐标系,表 2 中的坐标位置信息是换算后的信息。中心车场为厚埔停车场。

表 2 中心车场和需求响应点信息		
Table 2 The information of central depot and demand response point		
编号	名称	坐标位置
0	厚埔停车场	(1 161.54, 234.58)
1	东桥园村	(1 161.36, 234.91)
2	下浦村	(1 161.42, 234.82)
3	甲埔村	(1 161.48, 234.66)
4	棉湖客运站	(1 161.41, 234.43)
5	凤江中学	(1 161.27, 234.47)
6	凤南村	(1 161.13, 234.36)
7	凤西村	(1 161.00, 234.34)

需要代入 SPDVRP 模型中的需求响应点的详细参数信息如表 3 所示。

表 3 需求响应点的参数信息

Table 3 Parameter information of demand response point

编号	接乘客 人数	送乘客 人数	时间窗 上限	时间窗 下限	停留 时间/h	停留惩罚 系数/(元·h ⁻¹)	迟到惩罚 系数/(元·h ⁻¹)
1	1	4	9:00	10:00	0.2	1	5
2	4	2	9:00	10:00	0.4	1	10
3	3	1	10:00	12:00	0.6	1	10
4	6	8	11:00	14:00	0.8	100	200
5	4	5	7:00	9:00	0.5	100	150
6	5	5	9:00	10:00	0.3	2	4
7	3	1	9:00	10:00	0.4	1	6

人工蜂群算法预设蜂群规模为 400,其中雇佣蜂规模为 200,观察蜂规模为 200。侦查蜂侦查阈值为 30,自适应大邻域人工蜂群算法的终止条件迭代次数为 1 000 次。

从图 4 求解迭代的情况可以看出,自适应大邻域人工蜂群算法在第 50 次左右开始快速收敛。在迅速收敛后,从第 50~100 次陆续出现明显的跳跃式进化过程,这是自适应大邻域人工蜂群算法在雇佣蜂阶段进行新的自适应邻域搜索。

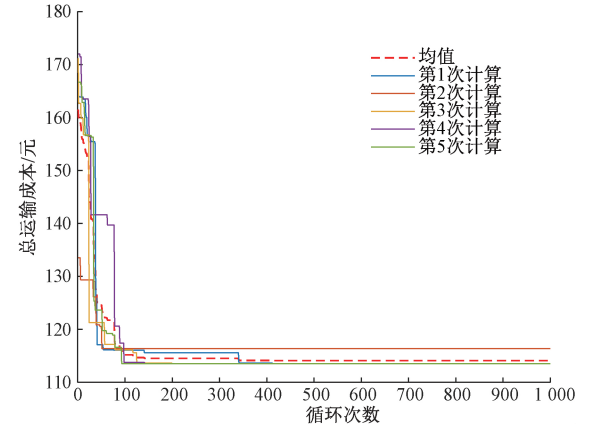


图 4 自适应大邻域人工蜂群算法求解迭代情况

Figure 4 Iteration of adaptive large neighborhood search artificial bee colony algorithm

最终的模型求解结果为:需求响应公交车辆调度共安排 2 条需求响应线路,分别是 0—3—7—4—0 和 0—5—1—2—6—0,运行轨迹如图 5 所示。

为了深入分析计算结果的优劣程度,利用 MATLAB 编程工具分别采用遗传算法和 ALNS 算法对同一算例模型进行求解,求解迭代结果分别如图 6、7 所示。

从图 4、6、7 所示算法的求解迭代情况来看,自适应大邻域人工蜂群算法的收敛速度最快,其次是遗传算法。ALNS 算法在第 50~100 次开始逐步收敛,但在第 100 次之后收敛速度减缓,出现

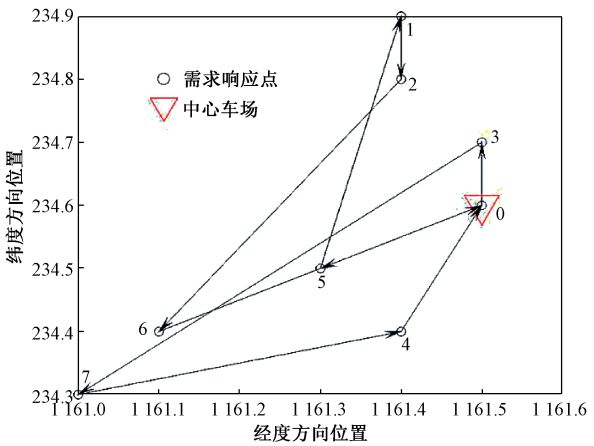


图 5 自适应大邻域人工蜂群算法求解结果的运行轨迹

Figure 5 Adaptive large neighborhood search artificial bee colony algorithm solution result trajectory

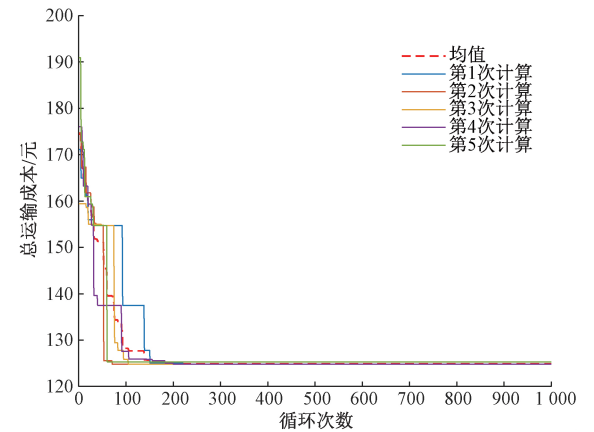


图 6 遗传算法求解迭代情况

Figure 6 Iteration of genetic algorithm

波动,导致迭代的收敛速度和计算精度下降。

从表 4 的求解结果对比情况来看,自适应大邻域人工蜂群算法比其他 2 种算法在成本均值、迭代计算的标准差上效果更优。在优化效果上,自适应大邻域人工蜂群算法具有较大的优势,最优成本均值仅为 114.946 元,比遗传算法结果低 9%,比 ALNS 算法低 3%。总体而言,自适应大邻

域人工蜂群算法在解决这类农村地区需求响应公交问题时有更好的优化效果。在迭代计算的精度方面,自适应大邻域人工蜂群算法迭代计算的标准差为 0.942,比遗传算法低 22%。在求解速度上,自适应大邻域人工蜂群算法也具有明显优势,计算耗时仅 268.601 s。

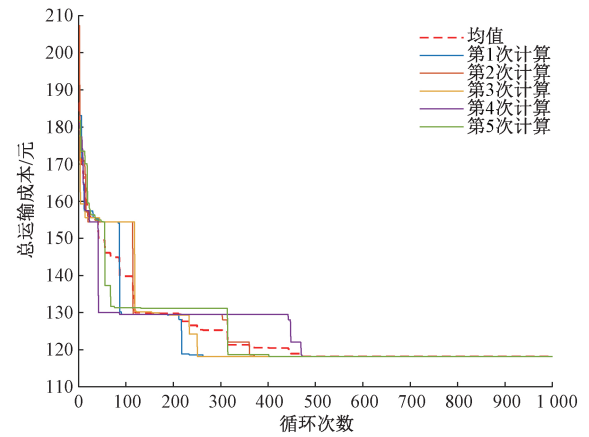


图 7 ALNS 算法求解迭代情况

Figure 7 Iteration of adaptive large neighborhood search algorithm

表 4 不同算法结果对比

Table 4 Comparative of the results of different algorithms

算法	成本均值/元	计算耗时/s	标准差
遗传算法	125.829	349.712	1.215
ALNS 算法	118.208	274.598	0.981
自适应大邻域人工蜂群算法	114.946	268.601	0.942

4 结论

算例分析结果显示,在农村低需求密度的环境下,农村 DRT 同时接送模型更具实用性与现实意义。采用这一模型既能精准满足农村居民出行需求,又能有效控制运输成本、提高路径优化效果。自适应大邻域人工蜂群算法具有收敛速度快、计算精度高的特点。与遗传算法相比,自适应大邻域人工蜂群算法在解决农村 DRT 问题时有更好的表现。与 ALNS 算法相比,自适应大邻域人工蜂群算法在继承了 ALNS 算法优点的同时,在算法收敛速度和结果的优劣性上更有优势。本文模型为需求响应公交模式在农村地区的应用与探索提供了一种思路,关于本文算法在其他领域的应用还有待进一步拓展。

参考文献:

[1] DAGANZO C F. Checkpoint dial-a-ride systems [J].

Transportation research part B: methodological, 1984, 18(4/5):315-327.

[2] AMIRGHOLY M, GONZALES E J. Demand responsive transit systems with time-dependent demand: user equilibrium, system optimum, and management strategy [J]. Transportation research part B: methodological, 2016, 92:234-252.

[3] DIANA M, QUADRIFOGLIO L, PRONELLO C. A methodology for comparing distances traveled by performance-equivalent fixed-route and demand responsive transit services [J]. Transportation planning and technology, 2009, 32(4):377-399.

[4] DANTZIG G B, RAMSER J H. The truck dispatching problem [J]. Management science, 1959, 6(1):80-91.

[5] SÁNCHEZ-ORO J, LÓPEZ-SÁNCHEZ A D, COLMENAR J M. A general variable neighborhood search for solving the multi-objective open vehicle routing problem [J]. Journal of heuristics, 2020, 26(3):423-452.

[6] GU Z Q, ZHU Y, WANG Y X, et al. Applying artificial bee colony algorithm to the multidepot vehicle routing problem [J]. Software: practice and experience, 2020:1-16.

[7] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. Journal of global optimization, 2007, 39(3):459-471.

[8] 毛声, 谢文俊, 张建业, 等. 车辆路径问题的双重进化蜂群算法求解研究 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(7):35-42, 78.

[9] ROPKE S, PISINGER D. An adaptive large neighborhood search heuristic for the pickup and delivery problem with time windows [J]. Transportation science, 2006, 40(4):455-472.

[10] 魏占阳, 郭炼, 张佳伟, 等. 基于自适应大规模邻域搜索算法的两级车辆路径问题 [J]. 物流科技, 2015, 38(8):4-7.

[11] HUANG D, GU Y, WANG S A, et al. A two-phase optimization model for the demand-responsive customized bus network design [J]. Transportation research part C: emerging technologies, 2020, 111:1-21.

[12] DAGANZO C F, OUYANG Y F. A general model of demand-responsive transportation services: from taxi to ridesharing to dial-a-ride [J]. Transportation research part B: methodological, 2019, 126:213-224.

[13] PAPANIKOLAOU A, BASBAS S. Analytical models for comparing demand responsive transport with bus services in low demand interurban areas [J]. Transportation letters, 2020:1-8.

[14] GOREV A, POPOVA O, SOLODKIJ A. Demand-responsive transit systems in areas with low transport demand of “smart city” [J]. Transportation research procedia, 2020, 50:160–166.

[15] 林镇泽. 求解双层车辆路径问题的改进人工蜂群算法 [D]. 广州: 华南理工大学, 2014.

[16] 王志刚, 夏慧明. 求解车辆路径问题的人工蜂群算法 [J]. 计算机工程与科学, 2014, 36(6):1088–1094.

[17] 金叶, 孙越泓, 王加翠, 等. 基于单纯形的改进精英人工蜂群算法 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(6):36–42.

[18] 朱子轩, 靳文舟, 巫威眺, 等. 考虑驾驶员需求的定位运输线路安排问题 [J]. 广西大学学报(自然科学版), 2020, 45(1):229–238.

[19] ALINAGHIAN M, SHOKOUHI N. Multi-depot multi-compartment vehicle routing problem, solved by a hybrid adaptive large neighborhood search [J]. Omega, 2018, 76:85–99.

[20] SARASOLA B, DOERNER K F. Adaptive large neighborhood search for the vehicle routing problem with synchronization constraints at the delivery location [J]. Networks, 2020, 75(1):64–85.

[21] 苗国强, 于岚, 胡娟娟, 等. 基于自适应大规模邻域搜索算法的带时间窗的车辆路径问题 [J]. 物流技术, 2015, 34(11):156–158, 173.

[22] GU W J, CATTARUZZA D, OGIER M, et al. Adaptive-large neighborhood search for the commodity constrained split delivery VRP [J]. Computers & operations research, 2019, 112:104761.

Research on Route Optimization of Rural DRT Based on Improved ABC Algorithm

JIN Wenzhou, DENG Qinyuan, HAO Xiaoni, ZHU Zixuan

(School of Civil and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract: The travel demand of residents in rural areas is low and scattered, which makes it difficult for conventional bus mode to sustain. According to the characteristics of rural residents’ travel demand, in order to reduce the operation cost and improve the transportation efficiency, a vehicle routing problem model considering the demand responsive transit (DRT) simultaneous pick-up and drop off mode in rural areas was constructed. And an improved two-stage adaptive large neighborhood search artificial bee colony algorithm was proposed to solve the model. The example results showed that in the rural areas with low demand density, the rural DRT simultaneous pick-up and drop off model was more economical and practical. Compared with the genetic algorithm and adaptive large neighborhood search algorithm, the average cost of the improved artificial bee colony algorithm was 9% and 3% lower than the above two algorithms respectively, and the convergence speed was faster, the performance was better in accuracy and stability, so it could effectively find the optimal solution with high quality.

Key words: demand responsive transit; travel of rural residents; vehicle routing problem; simultaneous pick-up and drop off mode; adaptive large neighborhood search artificial bee colony algorithm