

不确定性下绿色周期性竞争 VRP 的稳健方法： DE 和 PSO 算法

M. Fallaha、R. Tavakkoli-Moghaddamba,c,d,*、M. Alinaghiane和 A. Salamatbakhsh-Varjovif a伊斯兰阿扎德大学德黑兰中心分校工业工程系,伊朗德黑兰b 工业工程学院工程学院,德黑兰大学,德黑兰,伊朗cArts et M'etiers ParisTech,LCFC,梅斯,法国d 通用科学教育和研究网络 (USERN),德黑兰,伊朗e 伊斯法罕理工大学工业与系统工程系,伊朗伊斯法罕f 工业系伊朗德黑兰伊斯兰阿扎德大学工程、科学研究分院

抽象的。本文的目的是检查和评估车辆路径问题的新数学模型,以便在经销商为客户提供的服务不确定的情况下,使用场景下的稳健方法来优化燃油消耗并最大化商业利润。根据现实世界,分销公司对最大限度地减少货物分销中的燃料消耗感兴趣有两个原因:第一个原因是减少燃料消耗将降低分销公司当前的成本并最终增加其利润。第二个原因是,减少燃料消耗将减少温室气体和空气污染的有害影响。换句话说,分销公司在竞争环境中运营,分销网络中拥有多个分销商,为客户提供服务的开始时间对分销商的盈利能力有重大影响。为了计算所提出模型的效率,我们使用了差分进化 (DE)算法和粒子群优化 (PSO),并将结果在中小尺度上与精确求解方法的结果进行了比较。为了大规模验证所提出的算法的效果,大规模创建了许多示例问题并对数字进行了评估。计算结果表明DE算法具有更好的计算功能,而PSO算法具有更好的计算时间。

关键词:绿色周期VRP,鲁棒优化,油耗,粒子群优化算法

一、简介

货物运输的增加和运输网络容量的限制在增加交通量、燃料消耗并最终增加运输成本方面发挥着重要作用。

这增加了客户的服务时间并导致客户不满意。另一方面,一个

燃料消耗的增加会对温室气体 (GHG)排放产生重大负面影响,从而造成社会成本。社会成本是估算污染物对农产品、生态系统、材料和人类健康造成的破坏性或有害影响或活动的成本,通常这种成本可能不会在最终成本中考虑。因此,为了减少燃料消耗、空气污染和温室气体排放,绿色车辆路径问题 (GVRP)的发展是不可避免的。为此,GVRP模型的主要目标是减少燃料消耗并根据情况选择最佳路线。

*通讯作者。R. Tavakkoli-Moghaddam,德黑兰大学工业工程学院、工程学院,伊朗德黑兰。电子邮件: tavakkoli@ut.ac.ir。

车辆速度 [1, 2]。在经典的 VRP 中,假设到达客户的时间对分销商的利润没有影响。根据现实世界的案例,商业环境中的竞争对手之间存在着争夺更多流动性的竞争,而对此问题缺乏关注会降低获得更多流动性的路径效率。如果客户服务比竞争对手晚,市场份额就会减少。因此,分销公司试图接触客户以获得最大的市场份额[3]。然而在现实世界中,竞争对手并不使用特定的日常访问模式。竞争对手在不同日期对客户的排序选择存在差异,使得竞争对手拜访客户的时间段不稳定。因此,客户有几个时间段。

本文提出了一种新的数学模型,使用基于场景的鲁棒优化方法来评估竞争环境中考虑降低燃料消耗的带时间窗的竞争性周期性车辆路径问题 (VRPTW)。考虑到现实世界的情况,多个商品分销商相互竞争,以抢在其他竞争对手的前面到达客户,并获得与他们相比的流动性利润。然而,考虑到客户在不同日期的需求、交通、天气等的变化,竞争对手在不同日期向客户提供服务所选择的顺序是不确定的。因此,假设竞争对手的服务开始时间是不确定的,并使用基于场景的鲁棒优化方法来确定这一点。该模型的目标是最大化由于与其他竞争对手相比更早的服务开始时间而获得的利润,并找到强有力的反应。与某种方法相比,使用基于场景的鲁棒方法的优点是,尽管获得的利润减少,但损失的利润将会减少,并且可以实现优化的响应。

本文的提醒如下。第 2 节对所考虑的问题进行了文献综述。第 3 节解释了基于场景的稳健优化方法。第 4 节介绍了绿色 VRPTW 基于场景的鲁棒方法的数学模型。在第五节中,首先使用差分进化 (DE)来求解模型,然后提出了显示解质量的粒子群优化 (PSO)算法。第 6 节解决了许多大大小小的测试问题并展示了计算结果。在第 6 节中,结果

通过求解所考虑的模型提出了所提出的算法,最后给出了对未来研究的一些建议。

2.文献综述

考虑到所提出的问题中出现的问题,本节首先介绍竞争环境下车辆路径问题领域的研究成果,然后回顾绿色车辆路径问题领域的文章。

2.1.有竞争力的VRP

在 VRP 中,客户的需求仅由一辆车提供,经销商之间不存在竞争 [4]。带时间窗口的 VRP 是 VRP 的最重要版本,其中车辆应在内部 $[l_i, u_i]$ 满足客户;其中 l_i 和 u_i 表示向客户提供服务的最早和最晚时间。

VRPTW 分为两部分:硬 VRP 时间窗 (VRPHTW),其中不允许违反时间上限和下限;以及软时间窗 VRP (VRPSTW),其中时间窗违规可以接受,但会受到处罚。VRPTW用于不同的范围,例如准时制造、危险材料运输、杂货运输和原材料运输[5]。根据客户分散程度和客户需求变化,扩大了VRPTW,在几天之内就提供了客户的需求[6, 7]。

周期性VRP是一种有能力的VRP,其考虑了客户(即,节点)的几个预定天数,这些客户(即,节点)在预定周期内的几天内需要服务。另一方面,随着对客户层次分散性和需求变化的关注,PVRPTW得到了扩展[8]。在周期性车辆路径问题中,每个客户 $m_i \in M$ 表示一组 i 个组合,其中要服务的天数组合变得清晰。例如,如果在8天的时间段内,如果客户 n_i 具有三种服务组合 $\{5,3,6\}$ 、 $\{1,4,7\}$ 和 $\{8,2\}$ 。在这种情况下,如果经销商选择第一组合车辆,则经销商应在第五、第三和第六天为客户提供服务。在第二种组合中,经销商应在第一天、第四天和第七天与客户见面。最后,在第三种情况下,经销商应在第八天和第二天为客户提供服务[9]。在灯光下

根据文献综述,PVRP 有多种变体被考虑。可以提出优化距离、服务时间以及旅行成本的建议

作为优化功能的一部分。约束可以是分为三个部分:(i) 客户服务规划 (ii) 需求类型 (持续增长)

或变量,我们稍后再回到这个问题)和 (iii) 汽车。 PVRP 有一些应用,例如收集、加工产品并分发备件[10-12]。

根据 PVRPTW 的文献综述,假设某种产品存在垄断分销商公司及分销数量产品对驾驶员的净收入没有影响。此外,回复率对回复率的影响不考虑客户的需求。而比其他竞争对手更早提供客户的需求

通过使用竞争对手的车辆路线有很大的影响比其他分销公司获得更多的流动性。塔瓦科利-莫格达姆等人。 [13] 提出一个有竞争力的车辆路径问题模型首次优化赚取流动性的收入并优化运输成本

同时。诺鲁齐等人。 [14]提出了一种新模型对于有竞争力的VRP。他们的目标函数是降低运输成本并优化取得的效益总计。他们使用解决了这个问题 MOPSO 和 NSGA-II。根据 Alinaghian 等人的说法。 [15]开发了竞争性周期性VRP。他们分析了考虑竞争形势对企业的影响 PVRP。根据问题的NP难度,提出了一种元启发式算法

MOPSO 上的结果通过精确比较解决方案。

然而,在大多数 VRP 中,参数要么是确定性或非确定性 (例如,结构道路网必须满足以下限制道路通行能力、道路速度限制和永久避难所容量)。概率优化方法

用于估计的概率分布参数[16-18]。这其中的关键挑战方法的一个缺点是无法估计参数的可能分布[19, 20]。

竞争对手在不同日期为客户提供的测序选择存在差异,这使得

竞争对手拜访客户的时间段不稳定,因此有几个时间段对于之前没有考虑到的客户研究。

在本文中,一种稳健的优化方法是用于估计客户服务时间,即研究中的另一项创新

穆尔维等人。 [21]。在这个模型中,与鲁棒优化的悲观方法相反,目标

是在鲁棒性成本之间建立平衡和优化问题的其他目标,所以最优解是合理的,并且对于大多数可能的情况,不确定参数接近于

最优[22]。

2.2.绿色VRP

研究表明,考虑到减少燃料消耗,VRP 吸引了许多人

近年来的研究人员。马德尼等人。 [23]考虑了具有时间窗口约束的VRP,其速度取决于旅程。他们还开发了一种元启发式方法来解决这个问题,

实现了 7% 的碳减排英国的一个案例研究中产生的二氧化碳。贾巴利等人。 [24]提出了一个类似的优化模型马德尼等人。 [23],其中污染物排放量产量是通过线性优化估计的车辆速度。他们提出了一项分析,以考虑污染物的数量和

使用迭代禁忌搜索 (TS)算法来解决典型的 VRP 问题。在这方面,塔瓦雷斯等人。 [25]考虑了道路影响的梯度,车辆的负载与垃圾收集问题中所消耗的燃油的关系没有考虑

油耗和负载水平之间的关系。而且考虑负载对车辆的影响燃料消耗,铃木[26]指出起步时车辆等待时间的影响为客户提供油耗服务。为了更好的了解绿色 VRP 和所做的研究这个话题,有兴趣的读者可以参考[27]。由于油耗降低效果显着竞争对手的运营成本和服务时间在真实的竞争环境中,为了经销商的利益,经销商必须重新调整车队路线的设计注意竞争对手的情况以优化利润。考虑了不确定性下具有竞争时间窗的 VRPTW 的新类别

这篇论文可以被认为是一种特殊的VRPTW。

据笔者所知,没有考虑竞争对手到达时间不稳定性的竞争性VRP及其变体研究

在问题中。另外,考虑到燃油成本前面没有考虑竞争性VRP学习。

论文中实施的创新可能是下面解释。根据进行的调查

到目前为止,绿色VRP在竞争者开始时的不确定条件下处于竞争状态

英石

以稳健优化的方式服务客户

$$F\tau\geq J \tag{6}$$

没有介绍该场景下的方法。因此,本文的创新点之一就是建模

$$A\tau + Ws - \phi s \geq Ks \quad \forall s \in \mathcal{S} \tag{7}$$

在这种情况下,使用稳健的优化方法来找到具有竞争力的绿色 VRP

$$\tau \geq 0 \quad s \geq 0 \quad \phi s \geq 0 \quad \forall s \in \mathcal{S} \tag{8}$$

对不确定情况的一致反应

参赛者的出发时间。此外,目标

该数学模型的目的是降低经销商的燃油消耗、经销商的运营成本

式(5)第一项是解的鲁棒性,第二项表示鲁棒性加权

车队、温室气体 (特别是碳和二氧化碳)的有害影响以及社会成本

通过 γ ,它包含具有精细的解并且确实
不能满足客户在某种场景下的需求或违反其他限制 (例如容量)。

$g(\tau, \gamma)$ 表示为

用于演示成本和目标函数。为了

每种情况下, $\mu s = g(\tau, \gamma)$ 。

表示 $f(\tau, \gamma)$,它是场景 s 的利润或成本函数 $\mu s = f(\tau, \gamma, s)$ 。 μs

$= g(\tau, \gamma, s)$ 为

方差表示每个决策的风险程度。非线性二次项由下式证明

3. 稳健优化

线性规划模型包括随机

参数由下式表示:

$$\min \tau + M \tag{1}$$

英石

$$F\tau \geq J \tag{2}$$

$$A\tau + Ws \geq Ks \tag{3}$$

$$\tau, s \geq 0 \tag{4}$$

其中 τ 是决策变量向量, s 是

表示为控制变量的向量。此外,

F, A, W, N, M 为模型参数;尽管,

J 和 K 被定义为在右侧表示的值向量。假设有一组有限的

场景 $\mathcal{S} = \{1, 2, \dots, s\}$ 。不确定参数

每个场景的模型 ($s \in \mathcal{S}$) 定义为

$\{A_s, W_s, M_s, K_s\}$ 的子集,称为场景,由 s 和相关概率 P_s 定义。

此外,控制变量向量 (τ) 当

情景发生时,所有情景中均可指示。

模型不确定参数不可行

对于某些场景。为此,在每种情况下, ϕs 都证明了模型的不可行性。什

么时候

所提出的模型不可行, ϕs 会更大

比零。否则,它将等于零。坚固耐用

模型由[28]证明:

$$\min g(\tau, \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_s) + g(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_s) \tag{5}$$

[21]:

$$\text{对象} = \sum_{s \in \mathcal{S}} P_s \mu s + a \sum_{s \in \mathcal{S}} P_s \mu s - \sum_{s \in \mathcal{S}} P_s \mu s \tag{9}$$

其中 obj Objective 是函数, α 是非负值。Yu和Li [29] 调整二次

项至绝对偏差,提出如下

方程。

$$\text{obj} = \sum_{s \in \mathcal{S}} P_s \mu s + a \sum_{s \in \mathcal{S}} P_s |\mu s - \mu s| \tag{10}$$

为了线性化方程 (10),Leung 和 Chen [30]

根据附加指示两个变量

和基本限制通过以下方式最小化:

$$\min \sum_{s \in \mathcal{S}} P_s \mu s + a \sum_{s \in \mathcal{S}} P_s \mu s - \sum_{s \in \mathcal{S}} P_s \mu s + 2\beta s \tag{11}$$

英石

$$\sum_{s \in \mathcal{S}} P_s \mu s + \beta s \geq 0 \quad \forall s \in \mathcal{S} \tag{12}$$

$$\beta s \geq 0 \quad \forall s \in \mathcal{S} \tag{13}$$

如果 μs 大于 $P_s \mu s$,则 $\beta s = 0$ $s \in \mathcal{S}$

如果 $P_s \mu s$ 大于 μs ,则 $\beta s =$

$\sum_{s \in \mathcal{S}} P_s \mu s - \mu s$ 。

式 (5)第二个函数中的 ρ ($\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_s$)用于细化模型的不可行性。

基于这些论点,目标函数是

代表者:

最小值 =
$$\min_{s \in S} \{ \mu s + a \}$$

皮秒 μs + a 附注

微秒-
$$\min_{s \in S} \{ p \mu s + 2 \beta s + c \}$$

$p \mu s$ $2 \beta s$ c (14)

4. 问题定义和建模

4.1.问题假设

这项研究表明,分销成本取决于许多标准,并且可以分为两大类。第一类包括与调度直接相关的负载、速度、道路状况、燃油消耗率(任意距离)和燃油价格。第二类包括车辆折旧、维护和修理费用、驾驶员工资和税收[31]。也就是说,第一组因素与油耗直接相关,例如一辆20吨的卡车满载后,相当于100公里所消耗的燃油成本的6%的总成本。另一方面,最大限度地减少燃料消耗对于减少温室气体排放起着重要作用。因此,考虑其他参数常数,燃料消耗将主要取决于行驶距离和负载[32]。

根据审查研究确定的方面,值得关注竞争对手的启动时间。根据现实情况,竞争对手拜访客户的时段并不固定在不同的日子,并且客户有多个时段。

访问时间发生变化以及存在多个时间间隔来改变竞争对手在不同日期的访问模式的原因包括:

(1)不同天的顾客需求发生变化,导致竞争对手拜访顾客的顺序发生变化(不同天的顾客构成不同,导致对商品的需求每天都在变化;因此,每天为客户提供服务的顺序与竞争对手不同,并且每天拜访客户的时间也不同)。

(2)路线中的紧急情况(交通事故、部分路线堵车等紧急情况)

导致竞争对手到达客户时出现延误,并且在某些情况下,会导致竞争对手改变拜访客户的顺序)。

根据上述模式,具有时间窗口的绿色VRP的限制如下:

- 竞争对手的到达时间遵循每个场景中可能发生的几种场景。
- 在每种情况下,客户都清楚竞争对手的到达时间。
- 每个顾客只能由一辆车服务。
- 车
- 车辆容量有限且相同。
- 客户需求取决于服务时间。如果公司比其他提供商晚于其他提供商开始向客户分发服务,则取决于服务时间的客户需求部分就会丢失。

- 每天的车辆数量是固定且可用的。
- 客户服务时间与车辆类型无关。

4.2.数学模型

4.2.1.参数和索引在本小节中,参数表示

为

场景集合,其索引为 s 和 s 场景概率 s N 客户集合 ($i \in I$)
附注 为客户索引) n_v 车辆集合 (v 为车辆索引)

Q 车辆的最大容量 D 时间范围内的天数集合 客
户 i 的组合集合 (ζ 为其索引)

*

需 τ_{it} $t \in T$ 车辆行驶时间上限 从节点 i 到节点 j 所
的时间 t_{ij} $t \in T$ s_i 客户的时间服务 M 任意大数 (例如 $M \gg$
 ∞)。 t_{utis} τ 天 s 场景下竞争对手到达节点 i 的时间上限
 tl_{tis} τ 天场景 s 下竞争对手到达节点 i 的时间
下限组合中每一天第 i 个客户的总需求,使得 $d_i = d_{ti} + d_{ni}$;

的

d_{ti} 客户 i 的时间相关需求。 d_{ni} 与时间无关的客户需求 i

c_{rr} 不同道路车辆的滑动摩擦系数不同

D_d 空气阻力系数
 A 车辆前部

p 空气密度

G 地球引力

$$\theta_{ij} \text{ 节点 } i \text{ 到 } j \text{ 的道路平均坡度}$$

$$a_{ij} \text{ 车辆 } v \text{ 平均加速度 (米/每)}$$

$$w \text{ 车辆 } v \text{ 空重}$$

$$v_{ij} \text{ 节点 } i \text{ 到 } j \text{ 的车辆平均速度}$$

$$d_{ij} \text{ 节点 } i \text{ 和 } j \text{ 之间的距离}$$

$$\frac{t_{utis} - t_{it}}{t_{utis} - t_{ltis}} dti \tag{15}$$

4.2.2.变量

$$E(s) = \sum_{i \in N, \tau \in D, s \in S} \sigma_i \tau dti + \sigma_i \frac{t_{utis} - t_{it}}{t_{utis} - t_{ltis}} dti \tag{16}$$

$$(t_{utis} - t_{it}) + M(1 - \sigma_i) \geq 0 \quad \forall \tau \in D, i \in N, s \in S \tag{17}$$

$$(t_{ltis} - t_{it}) + M(1 - \sigma_i) \geq 0 \quad \forall \tau \in D, i \in N, s \in S \tag{18}$$

$$-(t_{ltis} - t_{it}) + M \wedge \sigma_i \geq 0 \quad \forall \tau \in D, i \in N, s \in S \tag{19}$$

$$(t_{utis} - t_{it}) + M(1 - Z \sigma_i) \geq 0 \quad \forall \tau \in D, i \in N, s \in S \tag{20}$$

$$\sigma_i + \wedge \sigma_i = 1 \quad \forall \tau \in D, i \in N, s \in S \tag{21}$$

4.3.模型的目标函数

$$\sigma_i \leq E_{it}, \sigma_i \leq E_{it} \quad \forall \tau \in D, i \in N, s \in S \tag{22}$$

计算所获得利润的预期值
该模型,给出的可能假设是
解释竞争对手未联系客户
在这个部分。如果经销商公司开始
在最早到达时间 t_{ltis} 开始为客户提供服务之前,在场景
 s 中为客户提供服务,
最大盈利收益包括独立需求 d_{ini} 和时间依赖需求 d_{ti} 。

假设竞争对手的服务时间为
假设场景 s 发生在时间间隔
(t_{ltis}, t_{utis})如果车辆在
在讨论的时间范围内,计算出的预期价值比到达客户相关人员的速度
要快
场景 s 中的竞争对手以及数量
根据关系式 (15)的时间相关需求。

根据模型指定,车辆将达到
竞争对手的服务间隔后的客户。这
变量 σ_{ti} 和 σ_{it} 设置为零,并且这些值
目标函数的期望值为
获得了利润。如果顾客的到达时间在
 σ_{ti} 值的范围是自由的,但作为客观的
函数最大化, σ_{ti} 变量取值为 1。
另外,此时间间隔 σ_{ti} 为零。如果
车辆到达客户手中的时间较早
比 t_{ltis} ,它将赚取所有盈利收入,并且在
该时间间隔 σ_{ti} 的值是自由的
一。

4.4.数学模型

所提出的数学模型定义为
如下：

最大Z1 =
$$\sum_{s \in S} \sum_{i \in N, \tau \in D} \phi_s t_i d_{ti} \quad (di - d_{ti} Z_{sti} - \sum_{j \in N} t_{ij} x_{vij} - \phi_{sv\tau} \leq kn_{v\tau} = 1, \dots, D, v = 1, 2, \dots, nv \quad \forall s \in S) \quad (31)$$

A
$$\sum_{s \in S} \sum_{i \in N, \tau \in D} \phi_s t_i d_{ti} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} t_{ij} x_{vij} \leq U, \tau = 1, \dots, D, v = 1, \dots, nv \quad (32)$$

西蒂
$$\sum_{i \in N, \tau \in D} d_{ti} - \sum_{i \in N} t_{ti} + 2\beta s = -C \sum_{s \in S, \tau \in D, v \in nv} \phi_s \phi_{sv\tau} \quad (23)$$

最小Z2 =
$$\sum_{v \in nv} \sum_{j \in N, i \in N} (a_{ij} + g \sin \theta_{ij} + g_{crr} \cos \theta_{ij})(W_v + W_v) + 0.5cd_{apv} \sum_{i,j \in N} d_{ij} x_{vij} \quad (33)$$

$$\sum_{v \in nv} \sum_{i \in N, \tau = D} t_{i\tau} = 0, \tau = 1, \dots, D, i = 1, 2, \dots, N \quad \forall s \in S \quad (34)$$

英石：

$$\sum_{i=1}^N \sum_{\tau=1}^D \phi_{i\tau} = 1 \quad i = 1, \dots, N, \tau = 1, \dots, D \quad (24)$$

$$(\sum_{i \in N} t_{i\tau} - t_{ti}) + M(1 - s_{ti}) \geq 0, \tau = 1, \dots, D, i = 1, 2, \dots, N \quad \forall s \in S \quad (35)$$

$$E_{ti} = \sum_{\tau=1}^D \sum_{s \in S} \phi_{ts} h_{tsi} \quad i = 1, \dots, N; \tau = 1, \dots, D \quad (25)$$

$$E_{\tau} = 1, \tau = 1, \dots, D \quad (26)$$

$$\sum_{v \in nv} \sum_{i,j \in N} t_{ij} \leq \frac{E_{ti} + E_{tj}}{2} \quad (27)$$

$$\tau = 1, \dots, D, i, j = 0, 1, \dots, N$$

$$\sum_{j \in N} t_{ji} - \sum_{j \in N} t_{ij} = 0, \tau = 1, \dots, D \quad (28)$$

$$i = 0, 1, \dots, N, v = 1, \dots, nv$$

$$\sum_{v \in nv} \sum_{i \in N} t_{vi} - E_{tj} = 0 \quad (29)$$

$$(\sum_{i \in N} t_{i\tau} - t_{ti}) + M(1 - s_{ti}) \geq 0, \forall \tau \in D, i \in N, s \in S \quad (36)$$

$$-(\sum_{i \in N} t_{i\tau} - t_{ti}) + M(1 - s_{ti}) \geq 0, \forall \tau \in D, i \in N, s \in S \quad (37)$$

$$-(\sum_{i \in N} t_{i\tau} - t_{ti}) + M(1 - Z_{sti}) \geq 0, \forall \tau \in D, i \in N, s \in S \quad (38)$$

$$= 1, \tau = 1, \dots, D, i = 1, 2, \dots, N, s \in S, t_i + s_{ti} \quad (39)$$

$$\sigma_{ti} \leq E_{ti}, \tau \sigma_{ti} \leq E_{ti} \quad (40)$$

$$\tau = 1, \dots, D, i = 1, 2, \dots, N, s \in S$$

附注

$$\phi s \tau idri + \tau i$$
$$s \in i \in N \tau \in D$$
$$\frac{\tau \mu \tau is - \tau i \tau}{\tau} \mu \tau is - \tau l \tau is \geq 0 \text{ dri}$$
$$- i \in N \tau \in D \tau \in D$$
$$\frac{\tau \mu \tau is - \tau i \tau}{\tau} \mu \tau is - \tau l \tau is \text{ dri} + \beta s \forall s \in$$

(41)

氮

$$xv \tau ij \leq |Q| - 1$$
$$i, j \in Q$$

$$\forall Q \subseteq N \leq 2Q \tau = 1, \dots, D \ v = 1, \dots, nv \text{ (42)}$$

$$xv_{\tau ij}, \text{ or } \phi i, H \tau \phi i, E \tau i, s \tau i, s \tau i \wedge s \tau i, Z s \tau i,$$
$$\zeta s \tau i \in [0, 1] \tau = 1, \dots, D, j = 1, 2, \dots, N$$
$$\forall s \in v = 1, \dots, nv \ \phi = 1, \dots, \phi$$

(43)

方程 (23)显示了问题的目标函数,它由两部分组成,第一部分涉及在不确定性方面对每种情景所赚取的利润的假设优化,第二部分涉及燃料消耗和燃料消耗的最小化。考虑空气阻力、道路参数、车辆重量和车辆负载的二氧化碳排放量。限制 (24)意味着每个节点只能选择一种组合。限制 (25)选择为节点提供商品的选定组合天数。限制 (26) 表明仓库始终可访问。限制条件 (27)表明,只有在场景s的第τ天,在客户选择的组合i和j中,路线i-j才有选择的可能性。限制条件(28)表明,如果车辆v在第τ天服务客户i,则它应该离开该天节点i。限制(29)表示在选定的组合日内提供客户的需求。限制 (30) 表示所有经销商始终从维修站开始维修并返回维修站。场景s中的限制(31)表示分配器的最大容量。限制(32)表示分发者可访问的时间上限。限制条件(33)显示了在第τ天维修车辆v到节点i所需的时间。约束 (34)消除了环,约束 (35)至 (40)优化了利润。约束(41)表示场景s中获得的利润与所有场景下获得的利润的期望值之间的偏差。限制-

限制(42)表示子旅行,限制(43)表示变量。

5. 解决问题的方法

根据VRP的NP硬度[33],近年来,人们开发了不同的元启发式方法来解决VRP,如禁忌搜索[34]、模拟退火 (SA)[35]和粒子群优化[36]。由于使用精确方法不能用于大规模问题,因此,为了通过 DE 算法评估大规模解决方案,将使用 PSO 算法并对结果进行分析。

DE 和 PSO 算法是为了解决问题而提出的,分别在第 5.1 和 5.2 小节中介绍。最后在第 5.3 小节中,提出了一种创造性的解决方案表示。

5.1.差异进化

在本小节中,介绍了 DE。它是 Storn 和 Price 最初提出的一种解决优化问题的方法[37]。 DE 使用算子 (包括变异、交叉和选择)从随机生成的群体中找到最佳解决方案。尽管DE和其他进化算法有一些相似之处,但是DE的搜索过程,特别是在当前群体中向量生成下一代的方向和距离方面有显着不同。由于其简单性和合适的计算方法,DE 是连续优化问题中适用的算法之一 [37, 38]。为了更好地解释,DE 算法的各个阶段如图 1 所示。

5.2.粒子群优化算法

在 PSO 中,最好的粒子 (解)是与所有粒子 (解)协作获得的。多年来,PSO 已广泛用于解决 VRP 问题。 PSO 算法是根据鸟类和鱼群的运动规则开发的。

在这种方法中,每个粒子都会尝试创建相对于其他粒子的特定间隙,并随着时间的推移而改善它。为此,每个粒子都有一个内存,其中存储了其过去成功的移动历史,并用它来改进问题的解决方案。如果 d 是


```

g is a generation counter and set  $g = 0$ 
 $c(g)$  is defined as a member of generation  $G$ 
Initialize  $\gamma$  and  $p_r$  randomly as the control
parameters;
 $y_{ij}(g)$  Denotes to  $j$ -th  $j \in \{1, \dots, n_x\}$  gen of
chromosome
Set of crossover points are represented as  $\varphi$ .
Initialize  $y_i(g) \in C(g)$  randomly as individual of
 $c(g = 0)$ 
For each individual,  $y_i(g) \in C(g)$  do
  Calculate,  $f(y_i(g))$ 
  For each individual use mutation operator
  Select  $y_{i_2}(g)$  and  $y_{i_3}(g)$  randomly such that
   $i, i_1, i_2$  and  $i_3$  not equal.
  Calculate  $v_i(g) = y_i(t) + \gamma (y_{i_2}(g) - y_{i_2}(g))$ 
  End (Mutation Operator)
  For each individual, use the crossover operator to
  calculate an child,  $y'_{ij}(g)$ ;
  
$$y'_{ij}(g) = \begin{cases} v_{ij}(g) & \text{if } j \in \varphi \\ y_{ij}(g) & \text{otherwise} \end{cases}$$

  Select  $\varphi \sim U(1, n_x)$ 
  For each gen  $j$  of chromosome,  $y_i(g)$ 
  If  $p_r > U(0,1)$  then
     $\varphi \leftarrow \varphi \cup \{j\}$ 
  End
End
End (Crossover Operator)
If  $f(y_i(t))$  is less than  $f(y'_i(g))$  then  $y'_i(g) \in c(g + 1)$ ;
Else  $y_i(g) \in c(g + 1)$ 
End (for).

```

图 1. DE 的伪代码。

搜索空间,则优化 PSO 算法中的每个粒子由三个 d 维向量组成。

对于粒子,例如第 i 个,这三个向量是 P_{id} 作为粒子的当前位置, vid 作为粒子速度, $pbest$ 作为粒子曾经经历过的最佳位置。

Z -best 被定义为相邻粒子发现的最佳位置。PSO 算法不仅仅是粒子集。任何粒子都没有单独解决任何问题的能力,只有当它们相互作用时才能解决问题。事实上,在 PSO 算法的文献中,问题解决过程被认为是一个社会概念,其中从单个粒子的行为及其相互作用中获得最优解。

因此,如果问题的目标函数在 PSO 中定义为 pid 、 vid 、 $pbest$ 、 $zbest$,则在每一步中根据以下方程进行更新:

```

Create and initialize an  $N$ -dimensional particle and  $v_{id}$ 
in first iteration is zero;
Repeat
For each particle  $p_{id}, i = 1, \dots, N$  do
  Calculate  $f(p_{id})$ 
  If  $f(p_{id})$  is better than  $f(p_{best,id})$  in history
  Set current  $p_{id}$  as new  $p_{best,id}$ 
  End (if)
  Select  $z_{best,id}$  as the global best fitness value
  If  $f(p_{id})$  is better than  $f(z_{best,id})$ 
  Set current  $p_{id}$  as new  $z_{best,id}$ 
  End (if)
End (For)
For each particle  $p_{id}, i = 1, \dots, N$  do
  Calculate  $v_{id}$  according equation (44)
  Upgrade  $p_{id}$  according equation (45)
End (For)
Until the maximum iteration or stopping condition is
not false
End

```

图 2. PSO 算法的伪代码。

$$\begin{aligned}
 vid(k+1) &= qvid(k) + l1rand1 pbest,id - pid(k) + \\
 &+ l2rand2 zbest,id - pid(k)
 \end{aligned} \quad (44)$$

其中 k 表示算法中的迭代次数, $l1$ 和 $l2$ 是被视为粒子加速器的固定数字。rand1 和 rand2 是区间 0 和 1 中的随机数。Q 被定义为 PSO 算法中控制收敛的权重因子。pbest,id 表示第 i 个粒子与总迭代中的所有位置 (解) 相比所经历的最佳位置 (最佳解) 的向量以及 Z -best, 最佳粒子 (解) 的向量所有粒子都在当前迭代中。根据描述, 粒子的新位置的向量是基于以下关系由粒子的当前位置的向量及其速度向量确定的。

$$pid(k+1) = vid(k+1) + pid(k) \quad (45)$$

对于每个粒子 ($i = 1, \dots, N$), 下一代的速度和位置向量分别由上述两个方程更新。PSO 算法的实现步骤如图 2 所示。

5.3. 解决方案展示

应用所提出的算法来解决所提出的 VRP 并不是很简单。通过所提出的算法优化 VRP 的整数变量为

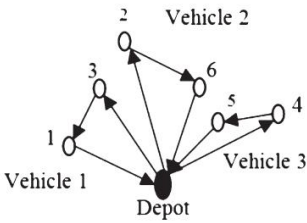


图3.问题演示。

最重要的问题。基于客户变异的编码方案已被广泛使用

对于 VRP。由于连续性

对于DE算法,不能为VRP假设DE的正常编码[37]。利用DE

该模型的算法是在节点序列和连续节点之间获得适当的映射

DE 中的向量。

为了在 VRP 中连续显示解,通过提出的模型来求解提出的模型

算法,描述向量 $y_i(g)$ 的维度

$n \times$ 基因,其中 n 代表客户数量。对于每个基因 $j \in \{1, \dots, n\}$ 随机

区间 $(0, n_v + 1 - \epsilon]$ 中的整数表示客户 j 的特定分销商的数量,它将

如果仅指定所有车辆的容量限制,

接下来是维修时间和其他问题。否则,少于向客户指定的金额一

j 。为了定义整数 a 中向量 $y_i(g)$ 中每个基因的顾客通过车辆的排序

添加十进制数字。通过对小数点进行排序

考虑按升序排列旅游线路车辆的顺序。图 3 描绘了

解决方案例如

6 计算结果

比较 DE 与 PSO 的性能

将对小尺寸和大尺寸的样品进行检查。在

第一部分,DE和小尺寸的问题

求解PSO,得到的结果为

与精确解的最佳答案进行比较。

第二部分将讨论大规模问题

由所提出的 DE 和 PSO 以及性能解决

并将检查时间计算。

要将目标函数转换为一节,

使用权重因子。也就是说,体重目标

被认为是 0.5 并且最大化目标

功能。为了完成这些实验,Matlab

使用软件并执行程序,核心 i7

具有 2/3 GHZ 能力和内存的计算机 2

表格1
名义数据的来源

范围	对应随机分配
氮	制服 (6,18)
NV	制服 (2,4)
他的	制服 (1,9)
单位	制服 (1,15)
为 n_{nv}	制服 (10,15)
	制服 (2,5)
你的_	制服 (15,60)
	制服 (10,40)

使用GB。通过试错法, $\gamma = 0.5$, $ns =$

计算出200和 $pr = 0.6$ 。在 PSO 中,参数

$l_1 = l_2 = 1.52$ 和 $q = 0.78$ 给出最佳值。这

考虑采用试错法来确定

DE 中的迭代次数,结果表明

100次迭代有合适的性能来解决

提出的模型。

6.1 检查 DE 和 PSO 的性能

小尺寸

为了检验 DE 性能,设计了 10 个小尺寸样本测试,并得到了结果

结果与使用GAMS的CPLEX方法求解模型得到的结果进行比较

23.6 软件。创建所需的数值数据

小规模测试被认为是统一的

分布情况如表1所示。

对于小规模每个测试问题,运行测试

通过所提出的 DE 和 PSO 算法。100后

迭代,将获得的结果与

GAMS软件中的CPLEX如表2所示。

除 DE 中的一项外,所有样本测试均采用 PSO 进行

可以无间隙地分析解,并且仅分析解

样本测试9的间隙值为0.2%,其中DE

无法计算出最优解。众所周知,

平均而言,解决问题所需的时间

精确解析方法的截断维数约为 328 秒,求解

所提出算法的问题是 19 秒,该信息代表计算量

所提出算法的速度。最大值

针对问题 9 的 DE 和 PSO 算法的迭代

和 10 分别表示 100 次和 94 次迭代。

6.2.审查拟议的绩效

大尺寸算法

为了评估 DE 性能

大规模问题,所罗门测试[39]例

表2

CPLEX 与 DE 和 PSO 算法在小测试中的结果比较

样品数量	CPLEX (秒)		的		粒子群算法				
	时间	开放式车辆	时间 (秒)	开放式车辆	I/N 间隙 %	时间 (S)	26 0.0	39 0.0	25
	125	7453	12	7453	0.0	32 0.0	13 0.0		11
1	129	12589.3	13	12589.3	25 0.0	27 0.0	13		9
2	178	16896.3	12	16896.3	0.0	100 0.2	95		15
3	189	24789.8	18	24789.8	0.0				16
4	202	26847.6	17	26847.6					16
5	207	29568.5	19	29568.5					18
6	369	27895.6	18	27895.6					21
7	398	29586.2	24	29586.2					23
8	589	32695.3	25	32609.8					25
9 10	895	33587.6	26	33587.6					29

OFV:目标价值函数。 I/N:迭代编号。

表3

所提出的 DE 和 PSO 的性能比较

问题数量	粒子群算法			的		
	CPU时间 (秒)	开放式车辆	差距 (%)	CPU 时间 (秒)	开放式车辆	差距 (%)
C1	695.3	1,254,575.4	0.83	849.50	1,234,536.6	1.63
C2	496.5	899,138.90	3.10	635.70	900,825.6	1.86
R1	764.2	1,643,955.20	3.37	894.50	1,653,387.7	2.78
R2	908.3	1,751,962.30	3.62	1002.1	1,802,149.6	0.73
RC1	842.7	2,099,435.70	2.88	1001.8	2,106,754.6	2.52
RC2	1079.9	1,995,428.60	4.81	1206.4	2,012,365.3	3.93
意思是	797.8	1,607,416.02	3.25	931.6	1,618,336.6	2.24

OFV:目标价值函数。

使用包含 56 个测试样本的数据。这些测试数据分为六组,包括 R1、R2、C1、C2、RC1 和 RC2.. 在每个类别中,有100个客户,均匀分布在区间 [0, 100] 内。在类别 R1、R2 客户中选择地点、服务时间和要求随机的。

而在样本测试C1、C2中,根据客户的地点和时间以及客户的需求来表示为一个分类集,在样本测试 RC1 和 RC2 中组合来自均匀分布的数据测试和提出了分类集。另外,由于所提出的模型中所需数据的差异,

为了符合这个模型的几个假设添加了样本测试。所需数量每个样本测试的车辆均考虑自主题中最佳计算车辆。上限,下限, tlis,分销商对客户的服务时间被视为统一函数 (420,

10) 和统一函数 (460, 30)。开始时间为早上八点从停车场发出的所有车辆所有车辆的可用时间为 460 分钟。

在表 3 中,以大尺寸显示了所提出的策略在大样本中的性能。首先第二列表示 DE 和 PSO 的目标函数和测试运行时间的平均值。

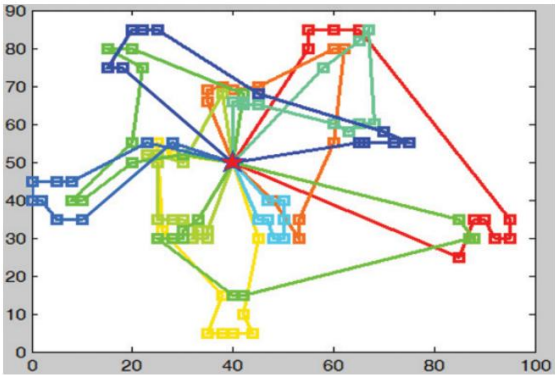


图4.DE解决RC9问题的示意路线。

第三列代表测试精确量与获得的最优解的解误差每个样本均由DE算法处理。

所提出的 PSO 和 DE 的平均差距问题集的算法分别为 3.25% 和 2.24%, 分别。最大和最小间隙为测试样品 RC2 和 R2 中分别为 4.81% 和 0.73%。

PSO 和 DE 迭代中考虑的问题集的平均运行时间为 797.8、931.6 秒,值得尊敬。它证明了该公司的能力

就计算时间而言,在大型问题中提出了 PSO。在解决中型和大型问题时,由于问题的复杂性不断增加,通过精确方法寻找最优解的运行时间显着增加。因此,DE 算法用于寻找间隙最小的接近最优解。如果考虑的重复次数足够大,则间隙计算误差几乎为零;然而,计算复杂性将导致 DE 算法的运行时间增加。算法中的测试解决方案或带有 DE 的测试 RC9 如图 4 所示。

七.结论

在本文中,针对竞争对手的车辆路径问题 (VRP)提出了一种基于场景的鲁棒方法,通过领先于其他竞争对手提供服务来最大化可获得的利润,并最大限度地减少燃料消耗、温室气体排放和空气的影响污染。竞争分销商的起始服务时间参数被认为是不确定的。因此,带时间窗的VRP无法解决此类不确定性问题。然后,考虑不确定参数,给出了不确定模型。最后,为了通过基于场景的鲁棒优化方法实现鲁棒模型,提出了一定的模型。为了获得最优解,使用了差分进化 (DE)和粒子群优化 (PSO)算法。然后,为了评估所提出算法的效率,首先在小规模问题中比较了一些样本问题,并将结果与精确求解算法进行了比较。结果表明所提出的算法具有正确的性能。为了评估算法解决大型问题的性能,我们将许多问题与 DE 算法和 PSO 算法的结果进行了比较。结果表明,具有更多计算时间的IDE的计算响应比PSO更合适。

对于未来的研究,建议在不确定的情况下考虑竞争对手的服务时间和客户需求水平。此外,考虑其他类型 VRP 的竞争可能是未来研究的一个有吸引力的话题。最后,可以建议通过任何精确的方法解决中等规模的给定问题,并将结果与所提出的算法实现的结果进行比较。

参考

[1] A. Sbihi and RW Eglese, “组合优化和绿色物流” ,运筹学年鉴175 (2009), 159–175。

[2] N. Norouzi,M. Sadegh-Amalnick and R. Tavakkoli-Moghaddam, “时间相关车辆路径问题中的改进粒子群优化:最小化燃料消耗” , Optimization Letters 11 (2017), 121–134。

[3] A. Erera,L. Morales,JC 和 M. Savelsbergh, “具有随机需求和持续时间约束的车辆路径问题” ,《交通科学杂志》 44 (2010),474-49。

[4] Y. Wang,X. Ma,M. Xu,Y. Wang 和 Y. Liu, “基于模糊客户聚类方法的物流网络优化车辆路径问题” ,《智能与模糊系统杂志》 29 (2015) ,1447–1442。

[5] N. Norouzi,M. Sadegh-Amalnick and M. Alinaghian, “周期性车辆路径问题中粒子群优化的评估” , Measurement 62 (2015), 162–169。

[6] SCH Leung,SOS Tsang,WL Ng 和 Y. Wu, “不确定环境中多地点生产计划问题的鲁棒优化模型” ,《欧洲运筹学杂志》 181 (2007), 224–238 。

[7] L. Mingyong,C. Erbao, “一种改进的差分进化算法,解决同时取货和送货以及时时间窗的车辆路径问题” ,
人工智能的工程应用23 (2010), 188–195。

[8] N. Kohli and OBG Madsen, “基于拉格朗日松弛的时间窗车辆路径问题的优化算法” , Operations Research 45 (1997),
395–406。

[9] S. Coene,A. Arnout 和 F. Spieksma, “关于周期性车辆路径问题” , Operations Research 61 (2010),1719–1728。

[10] J. Alegre,M. Laguna 和 J. Pacheco, “优化汽车零部件制造商的原材料定期取货” ,《欧洲运行研究杂志》 179 (2007), 739–746。

[11] V. Hemmelmayr,KF Doerner,RF Hartl 和 S. Rath, “基于节点路由的固体废物收集问题的启发式解决方法” ,“启发学杂志。 19 (2011) ,129-156。

[12] S. Baptista,RC Oliveira 和 E. Zuquete, “一个时期的车辆路径案例研究” ,《欧洲运筹学杂志》 139 (2002),220-229。

[13] R. Tavakkoli-Moghaddam,M. Gazanfari,M. Alinaghian,A. Salamatbakhsh 和 N. Norouzi, “通过模拟退火解决时间窗的竞争性车辆路径问题的新数学模型” ,《制造杂志》系统30 (2011),83-92。

[14] N.Norouzi,Tavakkoli-R. Moghaddam, M. Ghazanfari, M. Alinaghian 和 A. Salamatbakhsh, “通过粒子群优化解决的多目标竞争性开放车辆路径问题” ,网络与空间经济学12 (2012),609-633。

[15] M. Alinaghian,M. Ghazanfari,A. Salamatbakhsh 和 N. Norouzi, “多目标周期性车辆路径问题的新竞争方法” ,国际期刊《应用运筹学》 1 (2012),33-41。

[16] DJ Bertsimas, “具有随机需求的车辆路径问题” , Operations Research 40 (1992), 574–585。

[17] G. Laporte,F. Louveaux 和 H. Mercure,“随机行驶时间的车辆路径问题”,
Transportation Science 26 (1992), 161–170。

[18] M. Gendreau.G. Laporte 和 R. Seguin,“随机车辆路线”,欧洲运筹学杂志88
(1996),3-12。

[19] 齐明,秦坤,严子,刘建,“受害人运输车辆调度问题研究”,国际管理科学与工程管理杂
志, 2013年第8期,276- 282。

[20] M. Mousavi 和 B. Vahdani,“一种针对具有时间窗口的多个车辆位置路由问题的鲁棒
方法,用于在不确定性下优化越库配送”,《智能与模糊系统杂志》 32 (2017),
49-62。

[21] JM Mulvey,RJ Vanderbei 和 SA Zenios,“大型系统的鲁棒优化”,运筹学杂志43
(1995),264-281。

[22] O. Bahri,N. Ben Amor 和 EG Talbi,“模糊多目标车辆路径问题的鲁棒路径”,第 8
届 IFAC 制造建模、管理和控制会议, (2016 年),769-774。

[23] W. Maden,R. Eglese 和 D. Black,“时变数据的车辆路径和调度 :案例研究”,运筹学
杂志, 61 (2010),515-522。

[24] O. Jabali,T. Van Woensel 和 AG de Kok,“时间相关车辆路线中的行驶时间和二氧化
碳排放分析”,生产和运营管理21 (2012),1060-1074。

[25] G. Tavares,Z. Zsigraiova,V. Semiiio 和 M. da Grac,“通过优化城市固体废弃物运
输路线节省燃料的案例研究”环境质量管理 :国际期刊19 (2008), 444-454。

[26] Y. Suzuki,“一种减少燃料消耗和污染物排放的新卡车路线方法”, Transportation
Research Part D 16 (2011), 73–77。

[27] S. Erdogan 和 E. Miller-Hooks,“绿色车辆路径问题”,运输研究 E 部分 :物流与运
输评论48 (2012),100-114。

[28] F. Pan 和 R. Nagi,“敏捷制造中不确定需求下的鲁棒供应链设计”,计算机与运筹学
37 (2010),668-683。

[29] CSYu 和 HL Li,“随机物流问题的稳健优化模型”,国际生产经济学杂志64 (2000),
385-397。

[30] SCH Leung 和 SSW Chan,“具有资源利用约束的总生产计划的目标规划模型”,计算
机与工业工程56 (2009),1053-1064。

[31] Y.Xiao,Q. Zhao,J.Kaku,Y.Xu,“针对容量车辆路径问题的油耗优化模型的开发”,计
算机与运筹研究, 39 (2012),1419-1431。

[32] B. Sahin,H. Yilmaz,Y. Ust.AF Guneri 和 B. Gul-sun,“运输成本分析方法和案例
研究”,《欧洲运筹学杂志》 193 (2009),1– 11.

[33] JK Lenstra 和 AHG Rinnooy Kan,“车辆的复杂性和调度问题”,网络意向杂志11
(1981),221-227。

[34] H. Jia,Y. Li,B. Dong 和 H. Ya,“一种改进的解决车辆路径问题的禁忌搜索方法”,
Procedia – 社会和行为科学96 (2013),1208-1217。

[35] MH。 Fazel Zarandi,A. Hemmati,S. Davari 和 IB Turk-sen,“具有模糊约束的路
由问题的模拟退火算法”,《智能与模糊系统杂志》 26 (2014),2649–2660。

[36] FP Goksal,I. Karaoglan 和 F. Altiparmak,“针对同时取货和送货的车辆路径问题的
混合离散粒子群优化”,计算机与工业工程65 (2013),39-53。

[37] R. Storn 和 K. Price,“差分进化 – 连续空间上全局优化的简单而有效的启发式”,全
局优化杂志4 (1997),
341–359。

[38] R. Storn,“关于使用差分进化进行函数优化”,In:Proc.北美模糊信息处理协会两年
一次的会议,(1996 年),第 519-523 页。

[39] MM Solomon,“具有时间窗口约束的车辆路径和调度问题的算法” Operations
Research, 35 (1987),254-265。