请参阅本出版物的讨论、统计数据和作者简介:https://www.researchgate.net/publication/342199611

# 异构车队的绿色车辆路径和调度问题,包括以收集退货形式的逆向物流



# 异构车队的绿色车辆路径与调度问题 包括以收集退货形式的逆向物流

礼萨·阿里扎德·福鲁坦1 . 贾瓦德·雷扎伊安1,\* . 伊拉吉·马赫达维 1

## 1马赞德兰科技大学工业工程系,伊朗巴博尔

摘要:车辆路径问题(VRP)是为固定车队寻找最佳路线,以便它们 可以通过这些路径满足一组给定客户的需求。这个问题及其众多 扩张是最重要和最适用的运输和物流问题之一。在这项研究中, 异构车队的绿色车辆路径和调度问题,包括收集形式的逆向物流 研究退货以及加权提前和迟到成本,以在运营之间建立权衡 和环境成本,并同时最大限度地减少两者。对此,混合整数非线性规划 提出了(MINLP)模型。由于该问题被归类为 NP 难问题,因此需要使用两种元启发式方法、模拟退火

建议使用 SA(SA)和遗传算法(GA),以便在合理的范围内找到大型实例的近乎最优解决方案。

计算时间。与数学模型相比,对所提出算法的性能进行了评估

使用一组定义的测试问题为小型问题建立模型,并为所有规模的问题建立模型。分析

考虑两个标准 (解决方案质量和计算时间)的结果表明令人满意的性能

在适当的计算时间内提出的算法。同时,统计假设检验 (T 检验)是

实施。总体可以看出,SA 在解质量方面取得了相对较好的结果,而 GA

对于所有规模的测试问题花费更少的计算时间。最后,进行敏感性分析来调查

收集退回货物对二氧化碳总排放成本、车队可变成本和目标函数的影响 价值。

关键词绿色车辆路径和调度、异构车队、逆向物流、时间相关交通模式、

二氧化碳排放量

#### 1引言与文献综述

当今,运输问题是物流供应领域最重要、最现实的问题之一 连锁经营。在这方面,设计产品和服务分销网络是最重要的阶段之一 这一范围一直受到许多研究人员、制造商和服务提供商的兴趣。车辆路径问题(VRP) 是最重要、最适用、同时也是最常见的交通问题之一。证明VRP是NP-

很难[1]。 VRP的经典形式如下图1所示。

<sup>\*</sup> 通讯作者 (Email): Javad Rezaeian (j.rezaeian@ustmb.ac.ir)

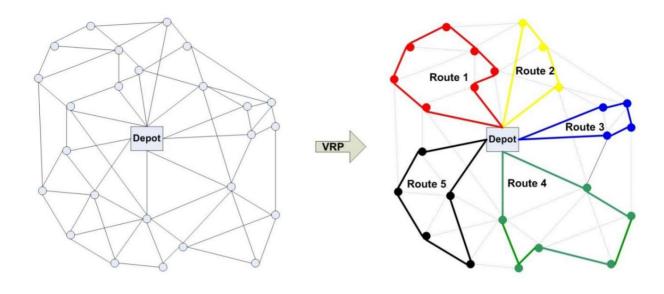


图 1 经典 VRP 的表示

运输成本极大地影响产品的最终价格,从而影响客户的满意度。因此, VRP作为降低运输成本最实用的方法之一,一直受到供应链管理的关注 近年来的研究人员。另一方面,绿色物流和逆向物流(RL)作为物流的一种特殊形式, 如今越来越多地受到政府、行业主和学者的考虑,因为它可以带来可持续发展, 维持环境标准以及供应和分销策略的稳定性。收集表格中的退货 售后服务可以说是最著名的 RL 类型之一。这个过程是本例中应用的 RL 方法 纸。它直接导致制造商收入增加,并且通过提高客户满意度可以带来进一步的潜力 收入。此外,收集退回的货物并将其恢复到产品周期中,而不是仅仅将其视为 废物处理将是解决环境问题的一个切实可行的方法。

车辆路径问题首先由 Dantzig 和 Ramser 提出,作为旅行商问题的广义形式

(TSP) [2]。传统上,车辆路径问题追求的是最小化原材料的运输成本,最终

供应链中生产者和消费者层面之间的产品或服务交付。在过去的二十年里,

环境问题导致 VRP 中出现了一个名为 "绿色 VRP"的新类别,该类别试图最大程度地减少对环境的影响成本以及 VRP 的共同运营成本。温室气体排放,特别是二氧化碳 (CO2) - 90%

全部排放 是近几十年来全球变暖现象的主要原因。根据国际

能源机构、交通运输业是继发电和供热之后全球第二大二氧化碳生产部门

2013年(占二氧化碳排放总量的23%)[3]。而全球二氧化碳排放量的四分之三是由道路造成的

对于交通运输部门来说,任何减少这些排放的科学或实际尝试似乎比以往任何时候都更有必要。

Bloemhof-Ruwaard 等人在这方面的首次努力之一是论文。 [4] 1995 年以及 Daniel 等人。 [5] 1997年可以被提及。他们讨论了基于运筹学的方法与环境管理之间的相互作用。绿色的

旨在权衡运营成本和环境成本的车辆路径问题已成为话题

自2006年以来一直是研究人员关注的焦点,并且近年来一直是人们关注的主题。图 2显示了一些最

车辆路径问题的重要扩展。显示绿色车辆路径问题在时间线中出现的时间 VRP 的数量。

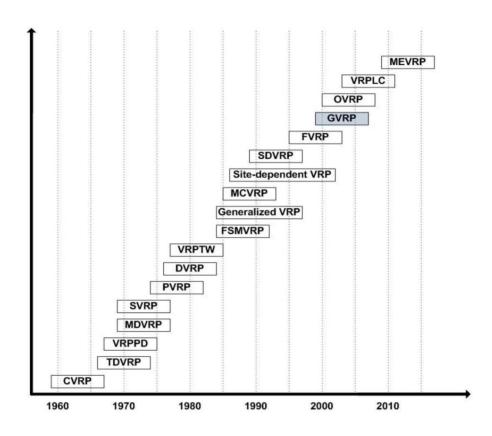


图2 车辆路径问题的时间线

在过去的十年中,许多研究人员对绿色车辆路径问题进行了研究[6-8]。这个问题是 Lin 等人将其分为三大类。 [9]在他们对文献的广泛回顾中:(i)G-VRP(绿色车辆路线 问题),(ii)VRPRL(逆向物流中的VRP)和(iii)PRP(污染路径问题)。

Mirzapour 和 Rekik 以混合整数的形式提出了多产品、多周期的库存路径问题 线性模型,旨在提高供应链的绩效。他们提供了转运选项

表明其对环境的影响[10]。科埃略等人。受 VRP 邻域搜索方法的启发,开发了一种元启发式方法与提货和送货(VRPPD)和选择性提货,以实现可持续的绿色供应链[11]。索伊萨尔提出了一种概率混合整数线性规划,用于解决具有正向和反向的闭环库存路径问题物流,包括需求不确定性和多种产品。他追求的目标是尽量减少一些运营活动能源消耗的成本和环境成本[12]。

近年来,污染路径问题得到了广泛的研究。弗朗西斯凯蒂等人。提供时间依赖性 PRP (TDPRP)结合了 PRP 和 TDVRP [13]。权等人。引入了异构固定车队车辆路由的开发

1. CVRP:有能力的VRP; TDVRP:时间相关的 VRP; VRPPD:带取货和送货服务的 VRP; MDVRP:多仓库VRP; SVRP:随机VRP; PVRP:周期性VRP; DVRP:动态VRP; VRPTW:带时间窗的VRP; FSMVRP:机队规模和混合 VRP; MCVRP:多室VRP; SDVRP:分流交付VRP; FVRP:模糊VRP; GVRP:绿色VRP; OVRP:开放VRP; VRPLC:具有负载约束的VRP; MEVRP:多级VRP。

考虑碳排放交易成本的问题(HFFVRP)[14]。 Bektas 和 Laporte 代表 PRP 的目的是

同时最大限度地减少燃料消耗和温室气体排放的总成本以及司机的工资成本[15]。

Demir 与 Bektas 和 Laporte 通过添加速度限制来解决前面提到的问题[16]。他们也

提出了 PRP 的进一步发展,旨在最大限度地减少整个路线的燃料消耗和总行驶时间[17]。

科奇等人。代表了一种混合进化算法,可最大限度地减少燃料消耗成本、二氧化碳排放量、驾驶员总工资

以及异构机队的总固定成本[18]。 Figliozzi 最大限度地减少了总行驶距离以及在道路上花费的总时间

除了车辆成本和排放成本[19]。

文献中最新的问题之一是绿色车辆路径和调度问题(GVRSP),它被引入

由Xiao和Konak于2015年提出[20]。他们提出了一个多目标函数,其目标是最大限度地减少二氧化碳排放,并解决了它采用分层方法。每当两个节点之间的旅行时间取决于它们和节点之间的距离时

一天中的不同时间,VRP表示为时间相关 VRP (TDVRP) [21]。大多数 TDVRP 研究中的一个常见假设是

每辆车只能在一个时间段内行驶两个节点之间的距离,而实际上出于多种原因

例如允许停车、交通拥堵等,车辆可能需要多个时间段才能行驶该距离。

GVRSP 假设任何两个节点之间的旅行都被允许在超过一个单位时间段内,从而消除了这一缺陷。

同样,本研究将调度范围划分为多个时间段。由于车辆的行驶速度

城市道路和偶尔郊区道路的情况因道路状况、交通拥堵和一天中的时间而异,

假设每个时间段内每个弧段车辆的行驶速度是恒定的,并且认为等于平均值

期间的速度。对于每个弧线,根据其流量的性质应用一种与时间相关的流量模式

拥塞。这些模式分为6种类型,如图3所示。

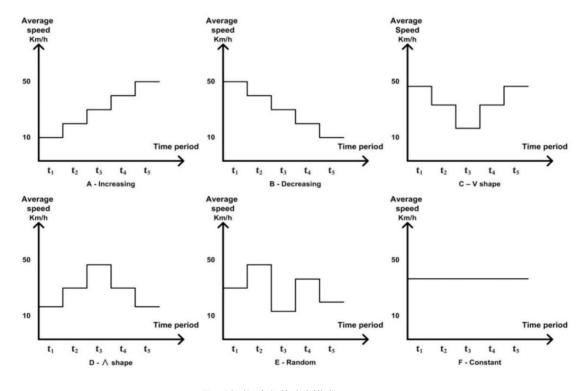


图 3 随时间变化的速度模式

肖和科纳克扩展了 GVRSP,并提出了一种新的 MILP 模型,考虑了异构机队和

车辆负载对排放的影响。他们的目标是使用精确和启发式方法的混合算法来最大限度地减少二氧化碳排放量[30]。

他们研究了具有二氧化碳排放优化的时间相关 GVRSP,并开发了精确的动态规划

算法指定最佳车辆调度,提出结合遗传算法和

精确的动态规划过程[31]。 Raeesi 和 Zografos 将 GVRSP 制定为双目标时间和负载

相关优化模型并提出了一种在真实道路网络上求解的算法[32]。

张等人。提出了考虑期间额外工资的时变速度 GVRSP 联合优化模型

非工作期和软时间窗口限制。为了处理该模型,他们提出了一种基于

自适应大邻域搜索。最后,准备了一个数值模拟示例来演示优化

模型和算法[33]。穆萨维等人。提出了绿色卡车调度和路径问题的双目标模型

交叉对接系统考虑装卸过程时间的学习效应,试图最小化时间窗口

违规情况和卡车油耗总量。应用存档的多目标模拟退火 (AMOSA)

修改以解决所提出的模型[34]。纳比尔等人。提出了 GVRSP 随时间变化的混合整数规划模型

依赖行驶速度和异构车队,旨在通过最大限度地减少行驶偏差来最大限度地减少二氧化碳排放

最佳行驶速度的速度[35]。 Androutsopoulos 和 Zografos 制定并解决了双目标时间、负载和路径 -

具有时间窗口的相关 VRP (BTL-VRPTW)结合了成本和污染标准。目标是确定

最短的旅行时间和燃料消耗。提出了一种k-最短路径方法来处理计算负担

通过将路由和调度方法集成到一个问题中,实现了一个两阶段通用解决方案框架

蚁群系统算法来解决这个问题。他们还应用了标签设置算法将 VRP 路由转换为非

主导解决方案[36]。拉巴尼等人。提出了随机不确定性下 VRP 的新多目标模型,包括

弹性因素。他们试图将总运输成本、交通污染、顾客不满最小化,并最大化

车辆的可靠性。他们开发了一种模拟退火算法来求解所提出的模型[37]。最后,马托斯

等人。提出了一种数学公式和一种结合了元启发式迭代局部搜索(ILS)的混合算法,

随机变量邻域下降 (RVND) 程序和精确的集合覆盖模型来处理 GVRSP 瞄准

最大限度地减少二氧化碳排放[38]。

由于收集退回的商品(例如有缺陷、损坏、过期等)可以回收并寄回

进入消费循环或以最少的环境污染将其销毁,是促进可持续发展的有效途径

保护环境的同时获得经济效益。因此,收集退货是不断的

在各行业中越来越普遍,环保组织也承担了部分成本

这方面的科学研究和实践活动。因此,考虑 VRP 中的绿色问题,特别是收集

迄今为止 GVRSP 文献中尚未解决的退货问题是本研究的主要动机。许多

行业面临本研究中描述的特征。在众多现实案例中,家电和食品行业

众所周知的例子是,在分销和交付过程中损坏的产品可以

处理或返回回收循环,特别是那些带有塑料包装或部分由玻璃制成的包装。

因此,开发 GVRSP 的目的是为了在运营成本和环境成本之间建立权衡。为此,

追求三个想法:1)减少车辆二氧化碳排放总量,二氧化碳是主要的温室气体,也是造成环境污染的主要原因。

全球变暖现象; 2)在逆向物流框架内收集退回的货物,这可以扭转局面

将环境威胁转化为机会,除了帮助保护环境之外,还可以通过回收商品来赚取经济收入

环境; 3) 降低车队可变成本中的燃油消耗成本。固定和可变运营成本是

根据组成旅行团的所选车辆的数量和类型以及路上的货物量计算 (无论是新品还是退货)。每辆车的总重量可能在从节点开始的路径上不断变化 至节点,因要求发货并收集退回货物。它会影响二氧化碳总排放量和燃料消耗。

在这项研究中,异构车队(包括逆向物流)的绿色车辆路径和调度问题

GVRSP 中也没有考虑到这一特征,因此是本研究的另一个新颖之处。

在当今竞争激烈的世界中,几乎所有客户都希望他们的需求能够在到期前的适当时间得到满足 日期。因此,通常在到期日之后满足客户要求的情况下,将会施加不同的迟到罚款 与每个客户的重要性成正比。另外,由于仓储等各种原因提前按需发货 成本或人力资源分配可能会导致客户不满意,提前处罚与每个因素的权重成正比 可以考虑提前交货的订单。因此,除了迟到处罚外,我们 本文也考虑了提前惩罚。

对收取退货的形式以及加权提前和迟到成本进行了研究,描述如下:
中央仓库中部署了一支异构车辆车队。他们应该完全满足一系列的要求
客户并同时收取适量的退回货物。问题是使用网络来表述的
(, )其中代表一组客户节点加上中央仓库节点,并且是之间的弧或路线的集合
节点。受当地公司的启发,我们将节点视为位于不同城市的供应链的配送中心。
县、省或州的实际距离。每个客户都有一定的需求,确定的潜在回报量
货物以及预先确定的到期日,以便任何提前或迟到交付其要求的行为都将受到加重处罚
根据目标函数的重要性。另外,要计算不同路线上任意时刻车辆的速度,time应用依赖的流量模式。

本文的其余部分组织如下:在下一节中,提出的 MINLP 模型及其参数和 详细介绍了计算二氧化碳排放量和燃料消耗量的变量和方法。然后在 第(3)部分,通过使用 LINGO 9.0 在三阶段过程中求解小型实例来验证建议的模型。在那之后 在第(4)节中,提出了模拟退火和遗传算法,以使模型适用于现实世界 实施。第(5)节是关于实验设计和参数设置,其中所提出的元的性能 使用几个数值示例和 T 检验来评估解决方案质量和计算时间方面的启发式方法。还, 进行敏感性分析以确定收集退货对某些模型结果的影响。最后在部分 (6)给出了结论和未来研究的设想。

#### 2. 问题定义

2.1.假设

- · 车队由不同种类的车辆组成。
- ・该模型是单一产品且需求是确定性的。
- · 仅使用现有车辆向客户交付产品。
- · 每个客户的需求都只能通过一辆车在一次会议中得到满足。
- · 任何命令都不能超出所有类型车辆的容量。换句话说,对于每个  $1 \leqslant \leqslant$  必须有至少有一个满足  $\leqslant$  。
- · 所有客户的总需求不能超过现有车辆的总容量。
- · 任何车辆在旅行中不得装载超过其容量的货物。
- · 每辆车都必须从停车场开始其旅程并在此处结束。
- · 允许车辆在超过一个时间段内行驶任一弧线。
- · 车辆在每个特定弧上的速度取决于其行驶该弧的时间段。
- · 每个车辆在任何特定时间段在每个特定弧上的速度是恒定的并且等于平均行驶速度 该弧线上该时间段内的速度。
- · 每辆车的总重量在旅行期间会根据新产品和退回产品的总量而变化 由其运送。
- · 任何提前或迟到的客户服务将根据客户的体重进行处罚。

#### 2.2.注释:

```
指数
```

```
节点索引 (=0,1,\cdots,),仓库表示为 =0 车辆类型索引 (=1,\cdots,) 时间段索引 (=1,\cdots,)
```

### 参数

```
包括仓库在内的所有节点的集合, ε; (=0 是仓库)
```

```
一组弧;每条弧由两个节点组成: (,)∈∀ , ε , ≠
```

车辆数量 类型

车型容量

客户需求车型重量(需求货物

数量)

圆弧距离(,)

时间段集合, ε

车辆类型集合, ε

弧 (,) 上行驶的单位距离CO2排放率

期间车辆类型; (/)

行驶弧线时车辆类型的载荷修正系数(,) 期间 顾客迟到惩罚系数 客户提前惩罚系数 不同车辆类型行驶单位距离的可变成本 单位燃料消耗成本 单位二氧化碳排放成本 车辆类型的固定成本 任何圆弧所需的最小移动距离 被选择去旅行 车辆在周期(,)上匀速行驶 节点中单位产品从车辆的卸载时间 节点中车辆上单位产品的装载时间 时间段的开始时间 时间段的结束时间 客户到期日 收集单一退货所获得的收入 产品 节点中潜在退货产品的数量 单件产品重量 大量 如果选择弧线(,)行驶,车型为1, 否则 0 如果选择弧线 (,) 及时按车型行驶 周期为1,否则为0 正在携带的新产品车型数量 行进弧(,) 退回产品数量 搭载车型

# 决策变量

行进弧(,)时 如果大于零则等于1,否则等于0

如果按车辆类型经过,则弧 (,) 的行驶距离

在时间段内

时间段内该车型在弧(,)上的行驶时间

车辆从节点出发的时间

车辆到达节点时间

顾客迟到

客户的早期性

车型单位距离燃油消耗率

沿弧线行驶(,)

从节点收集的退回产品数量

## 2.3.数学模型

所提出的 MINLP 模型的公式如下:

最小值 = 
$$\sum_{=1}^{2} \sum_{=0}^{2} (0.(1 - 0).0) + 0.0 + 0.0 + \sum_{=0}^{2} + 0.0 + \sum_{=0}^{2}$$

须遵守:

$$\sum_{\epsilon_{0}=1} = 1 \qquad \forall \; \epsilon \mid \{0\}$$
 (2)

$$\sum_{\substack{\Sigma \\ =0 \ =1}} = 1 \qquad \forall \ \varepsilon \mid \{0\}$$
 (3)

$$\sum_{=0} -\sum_{=0} = 0 \quad \forall \epsilon | \{0\}, \forall \epsilon$$
 (4)

$$\sum_{i=1}^{\infty} 0 \leq \forall \epsilon$$
 (5)

$$\sum_{z=0}^{\infty} \sum_{z=0}^{\infty} = \forall \epsilon | \{0\}$$

$$\circ \leqslant \leqslant (-)_{\circ} \qquad \forall , \ \epsilon \quad , \neq , \forall \epsilon$$
 (7)

$$\sum_{0=1}^{\infty} \sum_{0=1}^{\infty} \sum_{0=1}^{\infty} = \forall \epsilon |\{0\}, \forall \epsilon \}$$
 (8)

(25)

∀ ε , = 0,  $\forall \epsilon$ (26)

 $\forall \ \epsilon$  , =0,  $\forall \ \epsilon$ ≽ (27)

 $\forall \ \epsilon$  , =0,  $\forall \ \epsilon$ (28)

∀(,)ε , ε , ε , ,  $_{0} \epsilon \{0,1\}$ (29)

(30), , , , , , ≥0 ∀, ε, ε, ε

所提出的目标函数(1)同时最小化运营成本和环境成本。第一个学期

该功能可最大限度地降低二氧化碳排放总量的成本。第二项计算机队的固定成本。第三句话是 用于通过最小化车队的可变成本(包括燃料)来同时优化运营和环境成本

消费成本。第四个表达式计算通过收集退货获得的总收入。最后,第五个

和第六项分别尝试最大限度地减少总迟到和提前,以便按时满足客户的需求。

从而降低因延迟或提前交付订单而造成的运营成本。约束(2)和(3)保证除

车库 (=0) 分别只有一个入口和一个出口。约束 (4)规定进入节点的每辆车

(≠0)也必须离开它。这个约束实际上保证了路线的连续性。约束条件 (5)意味着车辆数量

任何种类都是有限的。约束(6)保证每个客户的需求必须得到完全满足。约束条件(7)确保

必须满足每辆车运送新产品的有限容量。约束(8)决定返回的数量

从每个客户那里收集的货物。约束 (9)保证了每个退货产品的运输能力

车辆不会受到侵犯。约束(10)确保每辆车运载的货物(新产品加上退回的产品)

每个弧线不允许超过车辆容量。约束(11)定义了每个商品收集退货的上限。

顾客。约束(12)规定,为了在时间段内按车辆类型行驶路径(,),必须选择该弧线

按车辆类型出行。约束(13)说明如果按车辆类型选择行驶路径(,),则可以行驶该弧线

在至少一个时间段和最多一个时间段内。最近的两项限制加在一起产生了变数

和与每一个一致

0.和

其他。约束(14)保证如果任何车辆选择一条弧线行驶,则该路径必须行驶到终点。

约束(15)使得变量

与变量一致。

它还确定了最短和最远的可行驶距离

当选择时间段内的车辆类型行驶路径(,)时。约束(16)定义了车辆类型的行驶时间

在路径(,)上的时间段内。约束条件(17)和(18)分别确定车辆出发和到达的时间

任何时间段的节点。约束(19)确保在每个节点,出发时间应该在到达时间加上

服务时间。每个节点的服务时间等于装卸货物的总时间。约束(20)表明

还车时间不能超过上一时段的完成时间。约束 (21)计算到达时间

在节点.最后三个约束一起阻止创建子游览。约束(22)确保不会过度使用时间

会发生时段,这意味着每个时段内每辆车的总行驶时间应小于持续时间

的时间段。约束条件(23)表示如果时间段内的车辆类型

'移动圆弧 (,),不能移动圆弧

从时间段内的节点开始,使得<

。约束(24)和(25)分别用于计算迟到率

以及尽早向每个客户交付需求。三个约束(26-28)一起计算二元变量

对于本文中用于计算二氧化碳排放量的方程,影响因素之一是行驶中的车辆是否

是否已加载。因此,通过考虑问题假设,移动车辆中的负载缺失仅可能在最后一个时刻出现。

每次游览的弧线(通往车站的弧线)。因此,为了计算出正确的气体排放量及其相应的

成本,定义所提到的二元变量来区分在弧上移动的车辆中是否存在负载,从而导致

仓库是必不可少的。最终约束(29)和(30)描述了决策变量的范围。

应该注意的是,约束(2-11)用于做出与计划相关的决策,包括订单履行和

收集最佳的退货金额。应用约束 (12-25) 来做出与调度相关的决策

连续的时间范围。约束(26-28)专门用于计算环境成本和约束(29)和

(30)指定决策变量的范围。

# 2.4.二氧化碳排放量的计算

为了减少道路运输产生的二氧化碳排放,二氧化碳作为最重要的空气污染物温室气体,近年来已经进行了研究。有两种常见的已知方法来计算二氧化碳排放率;一个正在使用机动车排放模拟器 (MOVES) 是一种排放建模系统,可估算移动源的排放量

由美国环境保护署 (US EPA) 提出,另一个正在应用来自美国环境保护局 (US EPA) 的现有排放模型

文献。目前,有几种排放和能源消耗模型,它们在以下方面各不相同:

建模技术、模型结构和数据要求。德米尔等人。 [22] 回顾了其中一些模型并进行了分类

根据其复杂程度将它们分为以下三个主要类别: (i) 包括简单燃料方法的因子模型

消耗; (ii) 用于估计网络层面排放率的宏观模型和 (iii) 微观模型

用于更详细地估计瞬时燃料消耗和气体排放率。

文献中经常使用的方法之一是计算交通排放量的方法

和能源消耗或所谓的 MEET,由 Hickman 等人引入和开发。 [23]用于重型车辆。

该方法在 Demir 分类中属于宏观模型,用于计算本领域的 CO2 排放量。

纸。MEET是一种基于道路测量的方法,其所有参数均来自实际经验。

根据希克曼车辆技术、平均速度、车辆里程、发动机温度和道路高度等因素

直接影响燃料消耗,进而影响排放率。此外,还有其他因素,例如车辆

负载、其总重、道路坡度、环境温度和湿度百分比使发动机功能发生变化,

间接影响排放率。该方法引入的回归函数为:

$$= K + +$$
  $\frac{2}{2} + \frac{3}{2} + \frac{2}{3}$  (31)

其中 是在道路上空载货车或载有平均负载的公共汽车或长途汽车的排放率(以克/公里为单位)

梯度为 0%。 K 是常数,一 是系数,是车辆的平均速度,单位为 km/h。它们是由 Hickman 针对四类重型货车( $3.5 \pm 7.5$  吨、 $7.5 \pm 16$  吨、 $16 \pm 32$  吨和  $32 \pm 40$  吨)得出的,如表 1 所示。此外,二氧化碳排放量之间的关系车辆的速度如图4所示。

表 1.重型货车二氧化碳排放系数

毛重(吨) 3.5-7.5								
7.5-16	110			0.000375	8702		0	
16-32	871	0	0			0	0	
	765	-16 -7.04	0.143 0	0 0.000632	0 8334	32031 0	0	
32-40	第1576章	-17.6	0	0.000117	0	36067	0	

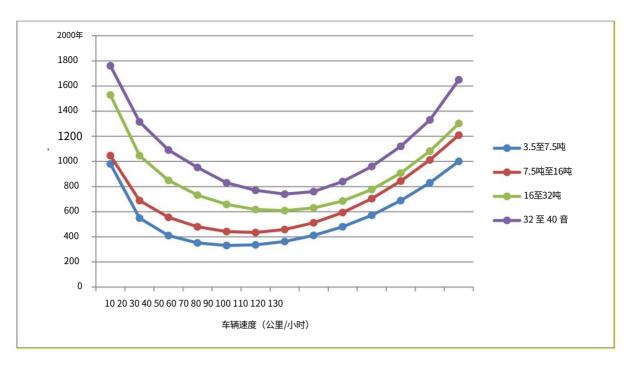


图4重型汽车CO2排放量与车速的关系

由于对于重型车辆来说,车辆负载对燃料消耗和二氧化碳排放有显着影响,

因此,根据道路坡度、车辆负载和行驶距离对通过方程(31)计算出的排放率进行修正如下:

$$=++$$
  $2+$   $3++$   $2+$   $3+-$  (33)

上式中 是常数,一是系数, 是百分比梯度, 是车辆的平均速度 以公里/小时为单位。重型汽车不同重量级别的系数见表2。

表2 载荷修正方程系数

毛重 (吨)

10									
	3.5-7.5	1.27	0.0614	0	-0.00110	-0.00235	0		-1.33
	7.5-16	1.26	0.0790	0	-0.00109		0	0 -2.03×10^-7	-1.14
	16-32	1.27	0.0882	0	-0.00101	0 0	0	0	-0.483
	32-40	1 43	0.121	0	-0.00125	0	0	0	-0.916

#### 2.5.油耗计算

根据日本国土交通省(MLIT)发布的报告[24],

车辆消耗单位体积燃料行驶的距离与车辆的总重量密切相关。肖等人。

使用从上述报告中提取的统计数据得出的结论是,每单位体积车辆行驶的距离

燃料的消耗与车辆的重量成反比[25]。他们利用这些数据来制定线性回归

根据车辆重量计算燃料消耗率 (FCR)如下:

$$=0.0000793-0.026$$
 (34)

在本研究中选择作为计算燃油消耗基础的方程中,车辆重量(千克)和 是燃油消耗率,单位为升/公里。为了将回归函数付诸实践,我们将其调整为我们提出的模型 通过以下等式:

$$=7.93 \times 10-5.[+(+), ]-0.026$$
  $\forall (,) \epsilon, \forall \epsilon$  (35)

式中,对应,为该车型在圆弧(,)上行驶单位距离的燃油消耗率,为由两部分组成:弧(,)上的车辆重量()加上货物重量((+).),其中包括新的并退回货物。

## 3. 模型验证

为了更好地理解所提出的模型并证明其有效性,本节中通过求解得到的结果 提出了具有明显解决方案的示例,并通过三阶段程序进行了研究。为了对示例进行编码和求解,求解器 使用LINGO 9.0。本文提出的模型旨在做出运输的路线和调度决策 机队同时处于绿色框架内。这意味着,虽然模型的约束是相连的,但它们可以划分 分为三个独立的部分:与(1)路由、(2)调度和(3)环境成本相关的约束。为了验证 为了验证所提出的模型并验证其性能的准确性,将模型放宽为独立的子模型。在每一步中 其中之一的精确度单独显示。每个中使用的目标函数、约束和关系的表达式 子问题的分类如表3所示。

表 3. 用于验证的子问题的特征

	子问题 / 问题	目标函数项	约束条件	关系	
-	3-1	2, 3, 4	2-11, 29-30	33	
	3-2	1, 2, 3, 4	2-11, 26-30	31, 32, 33	
	3-3	1, 2, 3, 4, 5, 6	2-30	31, 32, 33	

请注意,子问题 3-1 是包括退货管理的路由问题,3-2 是相同的,加上最小化 CO2 排放成本和问题 3-3 是完整形式的模型。列出了用于验证所提出模型的数据 见表 4。

问题3-1的结果如表5所示。关于可用车辆的容量,显然只有一个满足所有需求的独特方法是将客户编号 1 和 3 分配给车辆类型 1 以及客户编号 2 和 4 对应车辆类型 2。因此,肯定会创建路线 0-1-0 和 0-3-0。在可能的路线中0-2-4-0 和 0-4-2-0,应选其一。由于目标函数试图最大化从收集中获得的收入满足所有需求的同时退货,可见选择0-4-2-0路线是唯一最优方案从解决方案。

表 4. 用于验证所提出模型的数据

i=0,,4 (i=0	0 是仓库)	фі=0	,100,200,300,200					
l=1,2 k=1,2	NVl=2,1	δi=(	0,50,100,150,100					
LD=5 Wl=40	00,8000	xi1i=0,0.001, 0.001, 0.001, 0.001						
Cl=400,	800	xi2i=0,0.001, 0.001, 0.001, 0.001						
Fl=10	00,2000	bk=0,2	2 ek=2, <b>4</b>					
		L	_k=(ek -bk )=2,2					
Qi=0,350,30	00,400,460	DTi=	-0,0.75,0.75,3,1.5					
Ri=0,30,52	0,420.40							
a=2.5,4 c=10			0 10 10 20 15					
β=100	w=10		10 0 15 15 30					
ω=0.3	中号=10^8	反=	10 15 0 15 15 20 15 15 0 30 15 30 15 30 0					
k = 维杰	0.001 0.001 60 8 60 80 0.001 0.00 60 80 60 50 0.00 60 80 60 50 60 50 60 80 60 50 60 80	1 60 80 60 50 1 0.001 60 50 0 0.001 0.001	60 80 60 80 60 80					

表5 子问题3-1解的数值表示

路线0-1-0	<sub>101</sub> =1	<sub>101</sub> =350	<sub>101</sub> =0
	<sub>110</sub> =1	<sub>110</sub> = 0	<sub>110</sub> =30
路线0-3-0	<sub>103</sub> =1	1 = 400 03	<sub>1 03</sub> = 0
	<sub>130</sub> =1	<sub>130</sub> =0	3 <del>1</del> = 400
Bh/ba i a a	<sub>2 04</sub> = 1	<sub>2 04</sub> = 760	<sub>2.04</sub> =0
路线0-4-2-0	<sub>2 42</sub> = 1	<sub>242</sub> =300	<sub>242</sub> = 40
	<sub>220</sub> =1	<sub>2 20</sub> = 0	<sub>2 20</sub> = 560

子问题3-1的目标函数的第二项和第三项有两个变量和

其中第一个尝试最大化收集的退货数量,第二个尝试做相反的事情。因此,它预计的显着减少会导致 s 量的减少。因此,在多次迭代中,每次,减少数量以观察最佳退货数量变化的结果。结果一目了然证明目标函数的两个句子相互作用的准确性能。另外,由于结果表5表明,约束2-11都执行得当且制定精确。

尝试评估子问题3-2,添加子问题3-1的其他部分(见表3)。关于增加的条款

目标函数,预计通过保持恒定并增加参数, s 的数量会减少。经过

正如可以预见的那样,执行这项测试会因二氧化碳排放而导致成本显着增加,而二氧化碳排放是负载-

依赖并保持收集退回商品的收入,退回这些商品的趋势就会降低。

最后,通过添加目标函数和约束的其余项,所提出的数学模型的准确性研究了完整形式的模型(问题 3-3)。完整模型的求解结果如表 6 所示7.

表 6. 路由和调度问题的解决方案 - 第1部分

LI .	10	A.I.
(,,)	(,,),	(,,),
x(0,1,1) = 1	x(0,1,1,2) = 1	d(0,1,1,2) = 10
x(0,3,1) = 1	x(0,3,1,2) = 1	d(0,3,1,2) = 20
x(0,4,2) = 1	x(0,4,2,1) = 1	d(0,4,2,1) = 15
x(1,0,1) = 1	x(1,0,1,2) = 1	d(1,0,1,2) = 10
x(2,0,2) = 1	x(2,0,2,1) = 1	d(2,0,2,1) = 10
x(3,0,1) = 1	x(3,0,1,2) = 1	d(3,0,1,2) = 20
x(4,2,2) = 1	x(4,2,2,1) = 1	d(4,2,2,1) = 15
(,,,)	(,,)	(,,)
t(0,1,1,2) = 0.125	y(0,1,1) = 350	r(0,1,1) = 0
t(0,3,1,2) = 0.4	y(0,3,1) = 400	r(0,3,1) = 0
t(0,4,2,1) = 0.25	y(0,4,2) = 760	r(0,4,2) = 0
t(1,0,1,2) = 0.125	y(1,0,1) = 0	r(1,0,1) = 0
t(2,0,2,1) = 0.1667	y(2,0,2) = 0	r(2,0,2) = 560
t(3,0,1,2) = 0.25	y(3,0,1) = 0 且	r(3,0,1) = 400
t(4.2.2.1) = 0.25	(4 2 2) = 300	r(4.2.2) = 40

表 7. 路由和调度问题的解决方案 - 第 2 部分

0			0	0
1	4	0	0	1.375
2	2.125 1	3.875	0	0.25
3	2.95	1.8333 3.75	0.05	0
4	0.25	0.75	1.25	0

正如预期的那样,该问题的结果与分段路由中的子问题 3-1 没有什么不同。通过添加索引针对主要问题并检查所获得的解决方案,时间段相关约束的精确性能

在此步骤中添加到问题中的内容是可观察到的。最终,评估目标函数的第五项和第六项,通过

保持目标函数中使用的所有系数恒定,一次 s 和另一次 s 都会显着增加。

可以预见,在第一轮中,项 $\Sigma$ 

=1 。在第二轮中,项 Σ=1。等于零。也由

增加2比4并考虑金额

<sub>2</sub> = 0.75 和

4 = 1.5,路由部分唯一可能的变化

发生,并且预期的路由 0-4-2-0 被路由 0-2-4-0 替换为新的最佳路由。三者之间的比较 提供的示例是比较解决此类问题的几个小问题的结果的实例,表明 所提出的数学模型得到了适当的表述。

## 4. 元启发式解决方案

许多组合优化问题(包括 VRP)被归类为 NP 难问题,无法在现实世界中解决在合理的计算时间内解决大型问题。因此,为了解决此类问题,启发式和元启发式

为了在合理的计算时间内获得最佳或接近最佳的解决方案,需要采取一些方法。因此,在这个 论文提出了模拟退火(SA)和遗传算法(GA)来解决这个问题。

#### 4.1.模拟退火

模拟退火由 Kirkpatrick 等人于 1983 年首次提出[26]。这是最早的元启发式方法之一与之前的通常方法不同,它并不是基于自然进化。这是一种解决无约束和有界问题的技术约束优化问题。该方法模拟了固体材料熔化然后缓慢下降的物理过程温度以减少缺陷并最大限度地减少系统能量。该技术的基本思想是随机搜索使用马尔可夫链的过程。在SA算法的每次迭代中,都会产生一个新的解,称为"邻居解"随机生成的。

#### 4.2.遗传算法

遗传算法 (GA) 是一种基于自然规律求解约束和无约束优化问题的方法 模仿生物进化的选择过程。 Holland 最初于 1975 年将其作为最早引入的之一进行讨论。 元启发式方法[27]。该算法反复修改单个解决方案的群体。每一步,基因 算法从当前种群中随机选择个体,并使用它们作为父染色体来产生后代 为了下一代。基因通过突变从当前染色体转移到下一代染色体 交叉运算符。经过连续几代,种群朝着最优解决方案进化。

#### 4.3.针对所代表问题提出的元启发式方法

为了解决所描述的绿色车辆路径和调度问题,提出了模拟退火和遗传算法付诸实践来解决现实世界中的大型问题。

#### 4.3.1 映射解表示

在本节中,显示包含路由及其相应调度的随机解决方案的应用方法是 详细描述。解决方案映射是实施元启发式最重要的步骤之一。编码解决方案 所提出的问题以称为染色体的矩阵的形式表示,其中包含许多子矩阵。每个 单个染色体由独特的阵列组成,使其与其他染色体不同。如图所示的随机染色体 图5中,子矩阵用不同颜色标记,解释如下: 所描述的染色体是一条 使用表 4 中的数据随机生成一个。染色体的第一个子矩阵称为矩阵 = [0, 1 [0], 0, 2 [0], 0 ··· 0, [0], 0] 代表解决方案的路由部分(左上角的部分)。每个矩阵 = [ (1), (2), ······, ()]表示一条不同的路线,其中 = 1, 2, ···, 代表路线编号,= 表示第th条路径上的节点数。始终用零确定的仓库是第一个和最后一个访问的节点

每条路线和其他中间节点代表客户。所表示染色体的第二个子矩阵

被命名为矩阵 = [ 1, 2, 2, 3, 5] 它描述了解决方案的调度部分(中左部分)。每个

二元矩阵

第条路线的行程安排其中=1,2,…,

确定可用时间段的数量。另外,还有+1显示

访问两个连续节点的顺序,使得对于每条路线,=1和=(第一个和最后一个访问的节点

每条路线)都有对应的车厂。每个数组

,如果第1个节点和第+1个节点之间的连接弧位于

路线在时间段内行驶,否则取值  $0, (=1,2,\cdots,$ 

-1 , ∀ ,∀)。在矩阵中 ,每个

列表示路线上第1个和第+1个访问节点之间的弧线,每行表示一个时间段。第三子

矩阵显示了路线上的车辆分配(顶部中间的那个)。第四个显示的是数量

从每个客户那里收集的退货(右上角的那个),第五个是到达和离开的子矩阵

往返节点(左下角的节点)的时间。在最近的子矩阵中,每列包含条目的调度和

exit 与对应于子矩阵的列的弧(,)相关联。因此,在每一列中,第一个的每个元素

行显示从节点出发的时间

,第二行的每个元素代表到达该节点的时间,并且每个

第三行的元素表示从节点 出发的时间。

0	3	0	2	1	0	4	0	*	1	2	1	*	23	34	374	30
*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
1	1	1	1	1	0	0	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
0	0	0	0	1	1	1	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
0	1.11	0	0.50	1.94	0	0.79	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
0.34	1.44	0.17	0.75	2.08	0.30	0.98	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
1.11	1.44	0.50	1.12	2.08	0.79	0.98	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
							*	*	*	*	*	*	*	*	*	

Sub-matrix of the amount of returned goods collected from each customer

图 5 随机生成的染色体

为了澄清解释,请返回图5,为了满足所有需求,考虑了三个单独的路线。为了

例如,在路线部分,可以看到第二条路线(= 2)由车辆类型二(= 2)行驶。这条路

如下:  $\frac{2}{2} = \{$   $\frac{2}{2}(1) =$  ,  $\frac{2}{2}(2) =$  ,  $\frac{2}{2}(3) =$  ,  $\frac{2}{2}(4) = \}$ 。车辆从停车场开始按其路线行驶

(节点 0),在访问节点 2 和 1 后返回到其路径末端的仓库。矩阵内容相同

路线说明车站与节点 2 之间的弧线以及节点 2 与 1 之间的弧线,均在时间段内行驶

1和连接节点1到车辆段的弧线在第一时间段和第二时间段一起行驶(从第3列到第5列)

矩阵)。另外,确定从节点2和1收集的退货数量分别为34和374。

最后,可以在建议的底部三行中观察到该路径上每个节点的到达和离开时间染色体,第3至5列。

对于每个具体问题,路由部分中的数组数量是恒定的,并由()表示。它是通过以下方式计算的关系如下:每条路由的开头和结尾总是包含两个固定的零,它们被引用 = 2.通过公式(36)计算特定问题的最大可能路径数。这

金额等于最小客户数量()和车队中所有可用车辆的总数。

$$() = (, \Sigma)_{=1}$$
 (36)

方程 (37) 确定中间零的数量 (

)对于给定问题也是恒定的。这些零

位于第一个和最后一个固定零之间的它们在每个解决方案中的不同路线之间起到分隔符的作用。

$$= ()-1 \tag{37}$$

最终,计算出代表特定问题中每个解决方案的路由部分(或矩阵)的数组数量 通过:

通过考虑在每个独特的矩阵

,分隔两条不同路线的每个中间零在两条路线之间是共同的

其中,如果数量

所有路由的数组总数减去数组,剩下的差值也是

等于:

$$=\sum_{=1}^{(1)}\sum_{=1}^{(39)}$$

因此,矩阵的维度为: 1×

。另外,与矩阵大小相关的计算如下:

$$= \sum \left(\sum_{i=1}^{(1)} -1\right)$$

上式计算每个单独解中所需的矩阵列数。因此,

矩阵的维数为: × 可以证明,关系式(41)总是成立的

۰

应该提到的是,矩阵的维数和对于每个特定问题的计算通过

上述方程始终是常数。应该考虑的是,如果两个或多个中间零被放置在每个

另外,由于两个零节点之间的弧是虚拟的,在实际中无法形成,因此矩阵中的列

对应这类虚拟弧的调度总是由零数组组成,不包含在计算中

的调度。为了获得可行矩阵,必须满足以下约束(42-46):

$$'-\{0\} = -\{0\}$$
 (42)

$$(1) = 0 \quad , \quad () = 0 \quad , \quad \forall$$

$$\sum_{\substack{1 \\ 1}} y_{+1} \geqslant 1 \quad , \quad \forall \quad , \quad =1,2,\cdots, \qquad -1$$

$$1 - \sum_{j=1}^{n} \frac{1}{j} \qquad \forall \quad j = 1, 2, \cdots, \quad -1 \quad j = 1, 2, \cdots$$
 (45)

$$1 - \sum_{j=1}^{n} \frac{1}{j} \qquad \forall \quad j = 1, 2, \cdots, \quad -1 \quad j < \quad j >$$
 (46)

让 子矩阵中的数字集合。约束(42)表明所有客户只能被访问一次。约束(43)

指出每条路线的第一个和最后一个节点是车站。约束(44)保证每条路线的所有弧都是

至少在一个时期内旅行过。约束(45)确保如果  $_{_{+1}}^{^{\prime}}$   $_{+1}$   $_{+1}$   $_{-1}$  ,矩阵右上角的所有元素都有

为零;同样,约束(46)也会做同样的事情  $_{+1}^{'}$  = 1表示其左下角。以下是我们采用的规则

实施元启发式:

$$\sum_{\substack{1 \\ 1 \\ 1}} x_{+1} = x_{+1}, \qquad \forall \quad x_{-1} = 1, 2, \cdots, \qquad -1$$
(47)

$$\sum_{\substack{z \\ =+\\ +1 \\ +1}} \frac{1}{1} = 0 \quad , \quad \forall \quad , \quad =1,2,\cdots, \quad -1$$
(48)

式(47)计算矩阵中每条路线的每一列得到的累加值并命名

对于每条路线 ,设弧 ( , + 1) 已旅行。当任意圆弧为

旅行过多个时间段。它指出这些时期是紧接着彼此的。换句话说,

+1。还,

在矩阵的各个列中

, 只要数字1重复多次,它们就紧随其后

连续的行。采用此规则是因为它减少了搜索空间,并且根据我们的实验,对于所提出的测试

与不使用它的情况相比,问题在相同的计算时间内会产生更好的结果,例如,对于=的测试问题

9, = 3, = 3 和 10 次运行,应用此规则导致 SA 目标值降低 6.2% 和 3.5%

和 GA 分别。在每个可行解中,对于矩阵中的每个单路径

,矩阵中存在唯一的对应路径

从左上角开始,一直到右下角。这条路径不一定从

第一个周期并在最后一个周期结束。路径必须连续穿过列,但也可以不连续穿过列

除每个唯一列的行之外的行。最后,应该提到的是,可能的最大弧数

在多于一个时间段内行驶的路径等于每条路径中的 -1 和 。 (-1) 对于每个解决方案。

#### 4.3.2 生成随机解

实现 SA 或 GA 的第一步是建立一个生成随机解的函数。为此,根据各路可用车辆数,计算出所需路线的最少数量,形成可行的解决方案容量和需求量。然后计算可能的最大路径数,该路径数等于最小路径数客户数量和车队中可用车辆的数量。生成解决方案的路线数量是随机的从最小必要路线数和最大可能路线数之间的区间中选择。此时,将生成一个随机矩阵及其相应的车辆路线分配。下一步是确定从每个客户那里收取的退货金额。这些金额是根据空置容量指定的道路上的车辆以及该节点上潜在的退货产品数量()。这两个值的最小值相等车辆实际可以从该节点取回的最大退货数量。如果获得的最小值为大于零,零和达到的最小值之间的随机数确定退货的确切数量从该节点收集;否则该金额等于零。这个过程保证了检索返回的数量每个客户的货物永远不会超过其来访车辆的容量。在最后一步中,对应的随机矩阵现有路线是通过预先设计的随机程序以及与到达和相关的计算生成的随后执行往返每个节点的出发时间。

#### 4.3.3 适应度评价

在此阶段,定义一个函数来计算目标值,称为成本函数或所谓的适应度函数。它用于评估在所提出的元启发式的每次单独迭代中生成的每条染色体的适合度并将它们在质量和最优性方面进行比较。适应度函数中表述的各种成本数学表达式如下:CO2排放总量成本、固定成本、包括燃料在内的可变成本消费成本以及迟到和早到的总成本减去回收退货所获得的总收入。二额外的成本以惩罚策略的形式添加到适应度函数中。第一个是不可行的惩罚如果随机生成的解决方案不可行,则施加到适应度函数的解决方案。因此,货物的总重量计算分配给随机生成的解决方案中每辆车的惩罚,并且惩罚等于车辆的容量。它被称为

因违反而被视为

 $1 = \times P \tag{49}$ 

其中□表示违反车辆容量的次数。第二个成本是罚款

每次超出每个期间的可用时间。每当在一个解决方案中,在一个解决方案中移动不同弧所花费的总时间 任何路线上的单个时间段超过该时间段的持续时间,称为惩罚 如下:

$$\begin{array}{ccc}
& & & & & & \\
& & & & & \\
2 = \Lambda . \Sigma \Sigma \ \{\theta , \Sigma^{1}T & & =1 & & -(-)\}
\end{array}$$

其中 T  $_{,'+1}$  是一段时间部分,其中路径中的弧 (,+1) 在时间段 内行驶。另外, $\Lambda$  是惩罚系数 任何过度使用一段时间的情况。所提出的数学模型的目标函数中提到的所有成本的总和 加上两个惩罚值 1 和 2,形成适应度函数。

#### 4.3.4 邻居解和后代

SA是一种基于点的算法,而GA是一种基于群体的算法。因此,有几个已知的运营商可用于 生成新的解,它是 SA 的邻居解,并且是 GA 的后代,以便进行比较 使用适应度函数在当前解决方案和新解决方案之间进行比较。由于当前问题的性质,排列 本文应用了变异和交叉算子。四种最常用的变异运算符:交换、反转、 恢复和加扰以及第五个操作符是交换运算符的一种特殊形式,并为此专门进行了修改 SA 使用问题在每次迭代中生成邻居解。只有一个提到的运算符是随机的 选择并应用于矩阵 。修改后的交换操作符与其他操作符的不同之处在于,通过执行 子矩阵上的四个普通运算符中的每一个 ,路径数量有可能发生变化,而修改后的 交换运算符已更改,以便在将其应用于任何给定解决方案后,只有两个客户被替换,使得数量 邻居解决方案的路径数以及位于每条路径上的客户数量与当前解决方案没有不同,并且 因此,与其他运算符不同,不需要新的赋值和计算,从而减少计算量 时间。为了生成遗传算法的后代,除了所描述的变异算子之外,还有四种不同的交叉算子 还独家设计。单点、双点、四点交叉按数量命名 交叉点和具有不确定数量的切割点的均匀交叉。最后除了父母 运算符使用第三条染色体,称为"掩码染色体"。它用于随机决定每个基因中的哪些基因 父母应该转移给后代。和SA一样,GA每次迭代也只使用一个算子来生成 后代。

当在下一代染色体中观察到重复基因时,考虑了一种修改程序。 这种情况只有在应用交叉算子时才可能发生。使用任何运算符后,如果路由数为 在邻居解决方案或后代中发生变化时,首先完成新路径的车辆分配;然后,计算 退回货物的数量和调度是针对新路线进行的。否则不需要重新分配 车辆到新路线,并且可以以预定概率进行。但退货的计算 与当前解决方案相比,新的调度肯定必须考虑到新解决方案中基因的重新定位。

#### 5 实验设计及参数设置

在本节中,进行了一些数值实验来评估所提出的算法及其有效性和效率 并在解决方案质量和计算时间方面相互比较它们的性能。为此,一组测试问题 生成,然后使用田口方法设置两种算法的参数。然后进行 T 检验,最后, 进行敏感性分析。

#### 5.1.数据生成

为了评估所提出算法的性能,进行了实验计算来比较

所提出的元启发法产生的解决方案的有效性,彼此之间以及与通过该方法获得的最佳解决方案的有效性精确求解器 LINGO 9.0。在这些比较中,有两个因素:解决方案质量(最佳目标函数值)和计算能力

时间被考虑。为了比较不同的方法,应用了一组测试问题。为了证明该方案的有效性

提出的算法,考虑了各种大小的问题。生成的测试问题根据以下内容分为三类:

表 8 列出了它们的大小。15 可以作为现实世界应用的一个很好的例子,其中四种类型

考虑车辆总重的情况很常见,4个两小时时间段模拟正常的8小时工作日。

表 8. 生成的测试问题

6 N07	m=2 m=3 r	n=4 m=2 i N03	m=3 m=4 N05				
6		N03	N05				9
6			N05				
			1 1				
N07	4						
			N08				N09
							N11
0							
N12							
		N13					
			N14				
							N15
•			•				
				N14	N14	N14	

区间和分布函数的生成如下: 生成矩阵的元素

,离散均匀

使用分布 [2,8] 并将生成的值乘以 10。 的元素通过乘以 5 得到

由离散均匀分布生成的数字[2,6]。

s 和 s 分布在 [100,500] 和 [10,520] 范围内

分别。 s 通过值 {1, 1.5, 2, 2.5, 3, 3.5, 4} 选择。此外,矩阵 和 的元素取为

值分别为 {40, 50, 100, 150} 和 {100, 150, 200, 300}。

#### 5.2.参数设置

参数设置是设计元启发式算法最重要的过程之一,对元启发式算法的设计有重大影响。

实现最优解决方案。由于这些算法的控制器参数的不同值影响两个主要的计算

指标、溶液质量和溶液时间,通常会进行一组称为校准的实验,以便

确定这些控制器参数的最佳组合。 SA的控制器主要参数有: 算法数量

迭代次数( )、初始温度(0)和冷却速率( )。 GA 的人口规模也相同(

最大世代数( )、交叉概率()和变异概率()。通常每个人都命名

参数影响其值的特定区间内的计算索引。本节中使用的计算索引是

目标函数最优解的平均值以及每次50次单独迭代中计算时间的平均值

每个算法的参数。五个不同的测试问题,具有不同的组合

,并为此目的而应用。

本节首先相对规定各参数的有效范围,然后通过设计多因素实验,

分析这些参数的相互作用,并最终估计最佳组合。

此时,布置了许多测试问题来单独找到每个控制器参数的有效范围。每个

分别测试两种算法的参数,结果如下: 对于SA参数,的结果显示

该解决方案处于[0.94, 0.99]区间内的最佳质量水平。有效范围为

发挥其最佳状态的同时

),

从区间 [100,200] 中获取值。适当的金额

[2000, 3000] 以及

分别为30、50和80。此外,结果表明,合适的

和 的范围分别为 [0.85, 0.95] 和 [0.04, 0.08]。

在最后阶段,为了确定每个参数的最佳值,基于田口方法的实验设计(DOE)

使用从前一阶段获得的数据进行设置。由于经典的 DOE 程序执行起来很复杂,而且数量也很大

0 最佳解质量设置在区间 [50,100] 内。对于遗传算法参数,

随着参数数量的增加,所需实验的数量呈指数级增加,应用田口的技术非常有效

有助于避免这些挑战[28]。它可以简单地通过使用特殊的进行有限数量的实验来完成

正交阵列的设计可以快速研究整个参数空间并在更短的时间内找到最佳值

计算时间。进行了 18 种不同的 SA 测试和 27 种不同的 GA 测试,并且每一项都被重复

十次。对于每种算法,目标函数获得的平均值的总归一化形式和

最终分析以计算时间作为决策标准,以找到最佳的参数组合。

田口方法中的信噪比(S/N)显示了响应变量的变化。目的是找到

(S/N) 比的最大值,因为它最大限度地减少了不可控因素或所谓噪声因素的影响,并使解决方案

更坚固。在本研究中,应用"越小越好"规则,通过以下关系计算:

/ = 
$$-10 \times \log 10(\frac{1}{\sum_{i=1}^{2}})$$
 (51)

其中 是每个测试条件下目标函数值与最小获得值的标准化偏差 ()

[29]。使用 MINITAB 16 分别执行每种算法的田口 DOE,结果显示在表 9 中。

应该注意的是,无论是 SA 还是 GA,种群规模对解决方案质量和计算时间的影响最大;

SA 的初始温度和 GA 的突变概率对相同结果指标的影响也最小。

表 9 所提出算法的控制器参数最佳值

算法	因素	最超值
		0.98
在		2000年
	0	50
		100
遗传算法		30
		0.9
		0.06

#### 5.3.实验结果

所提出的数学模型使用精确求解器 LINGO 9.0 通过其全局求解器进行编码和运行。拟议的

算法使用 MATLAB R2014a 进行编码,并在具有 4 GB RAM 的 Core 2 Dou、2.53 GHz CPU 的计算机上运行。每个问题

表 8 运行 30 次并选择最佳解决方案。这个过程是根据算法单独执行的。因此,一个

总共进行了  $30 \times 15 \times 2 = 900$  次运行。此外,使用 LINGO 求解模型的最大计算时间为

中小型实例考虑为一小时,大型实例考虑为五小时。如果最优解不是

在此期间内达到的,则考虑在此之前获得的最佳解决方案(如果已实现)。这些限制是为了

由于模型非常复杂,即使花费更多时间,LINGO也无法找到计算时间

最优解,例如问题07,三小时后达到的最佳目标值仍然与获得的值相同

在第一个小时之后或者对于问题12,可以看出,从开始搜索起5个小时之后,LINGO仍然无法

寻找任何可行的解决方案。 LINGO 与所提出算法的性能之间的数值比较为

如表 10 所示。最后,应该提到的是,表 8 中的问题根据以下情况分为三类:

它们的尺寸也是使用田口的 DOE 方法完成的。根据结果发现,指数

对客观值和计算时间的影响最大。

, 和 分别

表 10. LINGO 与所提出算法的性能比较

	林戈			拟退火 (SA	A)		<u> </u>	3 <u> </u>	遗传算法(	GA)		
问题 姓名	最佳 解决方案	时间 (秒)	最佳 解决方案	%PRE %I	RPD 平均值		平均 CPU 时间	最佳 解决方案	%PRE %	RPD 平均值		平均 CPU <u>时间</u>
N01	1871.56	55	2149.66	14.86	8.91	2326.40	7.94	2136.00	14.13	10.28	2355.74	4.45
N02	2027.67	56	2223.53	9.66	7.44	2389.15	8.63	2259.49	11.43	9.84	2442.49	4.71
N03	2171.56	361	2178.35	0.31	11.63	2431.68	8.30	2214.89	2.00	12.46	2449.91	4.58
N04	2842.22	354	2842.23	0.00	6.43	3024.96	8.18	2852.52	0.36	7.90	3066.78	4.71
N05	2989.43	2716	3048.74	1.98	7.31	3239.82	9.74	3018.97	0.99	9.80	3314.90	5.59
意思是	2380.48 708	8.40	2488.50	4.54	7.79	2682.40	8.56	2496.37	4.87	9.54	2725.96	4.81
意思是 %PRE- %RPD				5.36	8.34				5.78	10.06		
N06	8543.22	3600	5585.27	-	9.24	6101.42 12	.13	5702.66	-	11.40	6222.39	7.28
N07	11368.02 36	500 3600	6052.86	-	21.62	7361.51 14	.85	6880.45	-	26.10	7632.56	8.96
N08	-	3600	6527.45	-	16.07	7574.96 14	.77	6526.35	-	18.79	7752.64	9.10
N09	-	3600	6877.06	-	22.21	8386.95 15	.22	6862.36	-	26.62	8689.40	9.89
N10	-		9949.69	-	9.12	10857.61 13	3.76	10207.97	-	14.52 11	395.25 8.81	
意思是			6998.47	-	15.12	8056.49 14	.15	7235.96	-	19.15	8338.45	8.81
意思是 %RPD					15.65					19.47		
N11	-	18000	9505.33	-	12.43	10660.29 17	7.59	9481.28	-	10.40 10	468.21 10.89	
N12	-	18000	11108.74	-	12.04 124	446.65 17.52 1	0.98	11678.32	-	15.18 12	795.72 10.82	
N13	-	18000	15024.42	-	16673.72	18.92 20145.2	26 21.02	16114.60	-	15.36 17	332.98 11.27	
N14	-	18000	18790.40	-	7.21			20047.93	-	17.16 22	014.93 13.87	
N15	-	18000	29013.66	-	6.40	30870.93 23	.81	29647.17	-	12.67 32	690.23 15.77	
意思是			16688.51	-	8.81	18159.37 19	.77	17393.86	-	14.21	19060.41 12	2.52
意思是 % RPD					9.81					14.15		

## 5.4.算法评估

为了评估所提出算法的性能,需要考虑两个标准。自从五小

十五个指定测试问题中的问题达到最佳解决方案,百分比相对误差(PRE)标准为

建立是为了评估所提出的算法对于此类规模的示例的性能。 PRE 定义如下:

$$= \frac{|\cdot|}{} \times 100 \tag{52}$$

上式中, 为最优目标值,为算法得到的最佳解值。对于介质

对于大型问题,相对百分比偏差(RPD)标准用于评估所提出的性能

算法。对于每个问题,RPD都会比较所选算法获得的平均目标值(

)到最好的

两种算法之间找到的目标值( ) 如下:

可以看出,对于小规模问题,SA与最优解的平均差异为5.36%,GA的平均差异为5.78%。尽管与通过 SA和 GA获得的解的质量相比,通过 SA和 GA获得的解的质量平均低4.54%和4.87% LINGO,但就计算时间而言,SA的运行速度平均比 GA快80倍以上,而 GA则快145倍以上行话。显然,如此合理的质量损失换取如此令人印象深刻的求解时间缩短表明所提出的算法在合理时间内实现接近最优解的令人满意的性能。另外,自从惩罚是本文处理约束的主要策略,值得注意的是,该策略导致可行几乎所有小型问题和90%以上的中型问题的解决方案。随着问题的维度增加,对于大型问题,实验结果中获得可行解的比率从60%不等到70%的情况。图6比较了LINGO、SA和GA的目标值,图7也进行了相同的计算次。

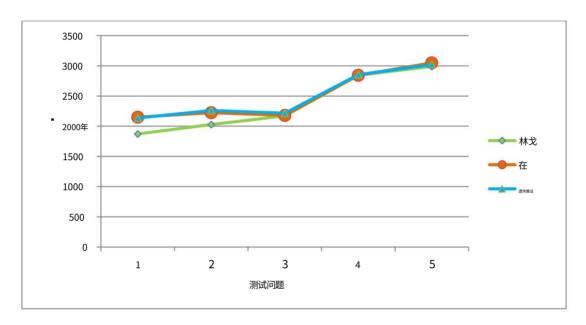


图6 LINGO、SA、GA客观值对比

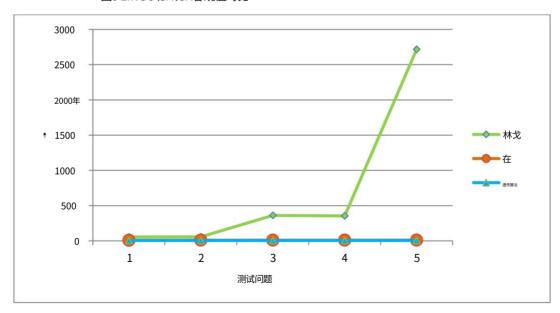


图7 LINGO、SA和GA的计算时间对比

对于中等规模的问题,两者之间找到的最佳目标值之间的平均差异百分比

算法得出,SA 获得的平均目标值是15.65%,GA 获得的平均目标值是19.47%。另外,大尺寸的标准也相同

SA的实例计算结果为9.81%,GA的实例计算结果为14.15%,这表明两种算法的相对收敛性更高

SA 随着问题的规模变得更大。所提出算法的解质量及其性能的比较

相应的CPU时间如图8-11所示。

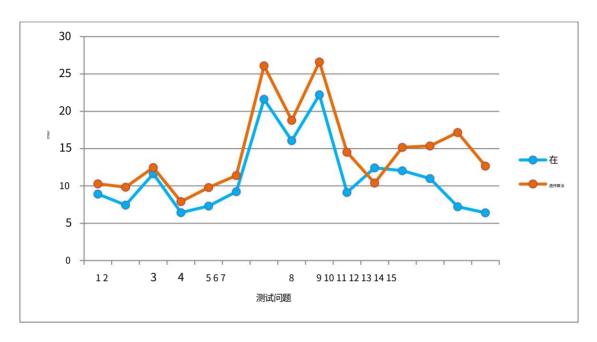


图8 相对百分比偏差比较; SA 与 GA

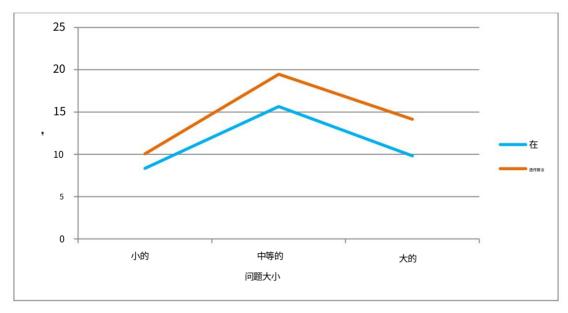


图9 各种规模问题的平均相对百分比偏差比较; SA 与 GA

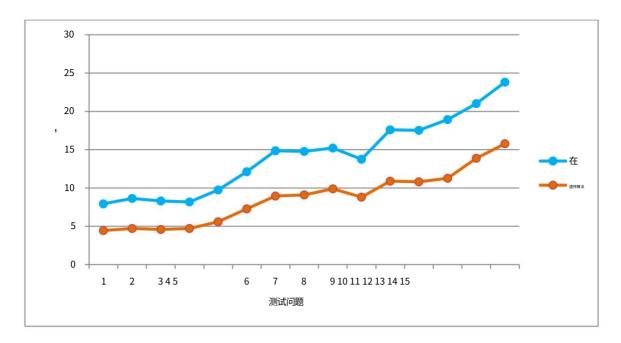


图10 中央处理器(CPU)时间对比; SA 与 GA

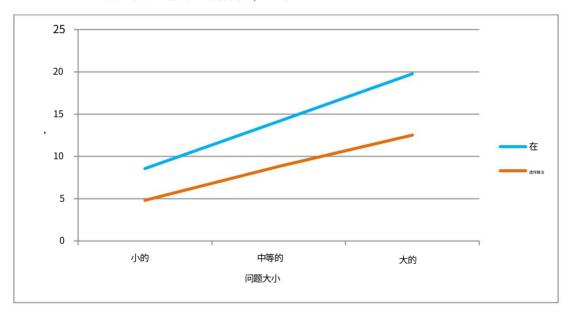


图 11 各种规模问题的平均中央处理单元 (CPU) 时间比较; SA 与 GA。

图 12-13 显示了所提出算法的收敛曲线示例,以更多地观察其行为 全面地。应用测试题N08。 SA 和 GA 的计算时间分别为 13.84 和 9.19 秒。

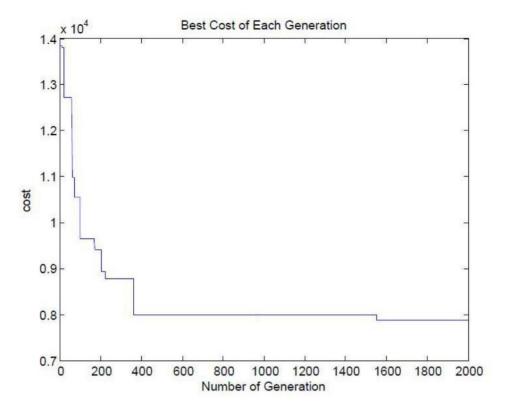


图12 测试问题N08的收敛曲线示例; SA

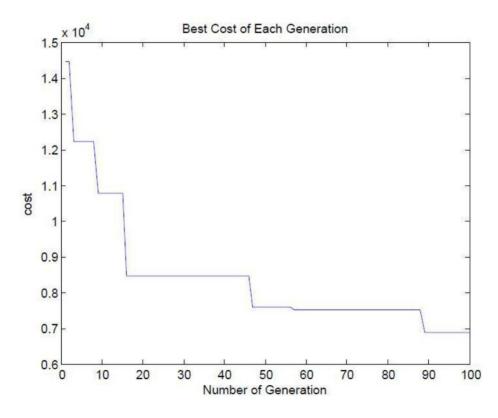


图13 测试问题N08的收敛曲线示例;遗传算法

对算法结果进行了两次统计假设检验(T 检验):客观值和 计算时间。应用的独立样本 T 检验程序测试两种算法平均值之间的差异 以确定它是否重要。该过程还显示每个测试变量的描述性统计数据和 方差齐性检验,即Levene检验。使用SPSS 16.0对所有测试问题进行测试如下:

$$\{01 \vec{=} \neq (54)$$

其中,两个变量之间差异的置信区间被认为是 95%。结果如表所示 11 和 12。平均差值是通过从 SA 样本均值减去 GA 样本均值得到的,最后减去 95% 差异的置信区间提供了真实平均差异在 95% 之间的边界估计 每个问题 60 次迭代的所有可能的随机样本。结果列于表11和表12中。

表 11. 客观值 T 检验结果

		团体	统计						独立样本	×测试				
							Levene 方差齐性 检验 均值相等的 t 检验							
										ä			95% 置信 的间隔 不同之	
£	編	N均值	ā	4 as		F	说。	t	df		•		小写大写	
N01	30日 GA 30		2.3264E3 2.3557E3	106.04 129.46	19.36 23.63	1.45	0.233	-0.960	58	0.341	-29.34	30.55	-90.50	31.81
N02	30⊟ GA 30		2.3892E3 2.4425E3	96.53 103.61	17.62 18.91	1.43	0.236	-2.063	58	0.044	-53.33	25.85	-105.09	-1.85
N03	30日 GA 30		2.4317E3 2.4499E3	99.34 130.94	18.13 23.90	1.88	34 0.175	-0.607	58	0.546	-18.22	30:00	-78.29	41.84
N04	30日 GA 30		3.0250E3 3.0668E3	99.53 144.44	18.17 26.37	1.44	0.235	-1.306	58	0.197	-41.82	32.02	-105.92	22.28
N05	30日 GA 30		3.2398E3 3.3149E3	111.95 156.87	20.44	3.35	2 0.072	-2.134	58	0.037	-75.07	35.18	-145.50	-4.64
	GA 30		3.3149E3	130.01	20.04	-			<u> </u>			l		
N06	30日 GA 30		6.1014E3 6.2224E3	238.89 294.60	43.61 53.78	2.29	6 0.135	-1.747	58	0.086	-120.97	69.24	-259.59	17.64
N07	30日 GA 30		7.3615E3 7.6326E3	560.81 348.19	102.39 63.57	6.96	6 0.011	-2.249	48.466 0.0	29	-271.05	120.51	-513.314	-28.79
N08	30日		7.5750E3	435.70	79.54	0.42	9 0.515	-1.454	58	0.151	-177.67	122.187	-422.26	66.90
N09	GA 30 30⊟		7.7526E3 8.3870E3	507.98 975.46	92.74 178.09	2.96	5 0.090	-1.344	58	0.184	-302.45	224.98	-752.80	147.90
-	GA 30 30日		8.6894E3 1.0858E4	753.00 498.88	137.47 91.08		-							
N10	GA 30		1.1395E4	432.84	79.02	0.05	8 0.811	-4.459	58	0.000	-537.64	120.58	-779.02	-296.25
N11	30日 GA 30		1.0660E4 1.0468E4	917.96 877.45	167.59 160.20	0.42	4 0.517	0.828	58	0.411	192.08	231.84	-272.00	654.17
N12	30日		1.2447E4	462.66	84.47	1.69	0.198	-2.644	58	0.011	-349.06	132.03	-613.36	-84.76
N13	GA 30 30日		1.2796E4 1.6674E4	555.83 671.17	100.48 122.53	0.22	2 0.639	-3.732	58	0.000	-659.26	176.66	-1012.88	-305.63
<u> </u>	GA 30 30⊟	0	1.7333E4 2.0145E4	696.98 784.75	127.25 143.27									
N14	GA 30 30日		2.2015E4 3.0401E4	808.48 2386.84	147.60 435.77	0.00	0.994	-9.089	58	0.000-18	69.66	205.70	-2281.43 -1	45 <i>1</i> .89
N15	GA 30		3.2654E4	943.07	172.18	1.76	0.189	-4.808	58	0.000-22	52.92	468.55	-3190.84 -1	15.00

表 12. 计算时间的 T 检验结果

-															
	团体统计						独立样本测试								
								差齐性	均值相等的 t 检验						
														95% 置信度 的间隔 不同之处	
* E	a Mi	N均值	Ī	4 41			F	说。	t	df	<b>8</b>			小写大写	
N01	30日 GA 30		7.94 4.45	0.49 0.77	0.08	_	0.472	0.495	20.886	58	0.000	3.48	0.167	3.15	3.82
N02	30日 GA 30	6	8.63 4.71	0.56 0.38	0.10 0.07	<del></del>	2.448	0.123	31.351	58	0.000	3.92	0.125	3.67	4.17
N03	30日 GA 30		8.30 4.58	0.58 0.52	0.10 0.09		0.002	0.967	25.947	58	0.000	3.72	0.143	3.43	4.00
N04	30日 GA 30		8.18 4.71	0.46 0.33	0.08		4.196	0.045	33.183	53.266 0.0	000	3.46	0.104	3.25	3.67
N05	30日 GA 30		9.74 5.59	0.62 0.56	0.11	- DC	1.794	0.186	27.062	58	0.000	4.15	0.153	3.84	4.46
N06	30日 GA 30		12.13 7.28	0.55 0.55	0.10	-	0.032	0.859	33.870	58	0.000	4.85	0.143	4.57	5.14
N07	30日 GA 30		14.85 8.96	0.49	0.09	•	8.521	0.005	32.950	46.895 0.0	000	5.88	0.178	5.52	6.24
N08	30日 GA 30		14.77 9.10	0.29 0.60	0.05 0.11		7.992	0.006	46.184	42.170 0.0	000	5.67	0.122	5.42	5.91
N09	30日 GA 30		15.22 9.89	0.37 1.07	0.06 0.19		25.947	0.000	25.644	35.931	0.000	5.33	0.208	4.91	5.75
N10	30日 GA 30		13.76 8.81	0.81 0.71	0.14 0.13		2.076	0.155	25.003	58	0.000	4.94	0.197	4.55	5.34
100						_									
N11	30日 GA 30		17.59 10.90	0.45 1.11	0.08	2	23.214 0.0	000	30.277	38.306 0.0	000	6.64	0.219	6.20	7.09
N12	30日 GA 30		17.52 10.82	0.44 0.74	0.08		8.505	0.005	42.281	47.228 0.0	00	6.70	0.158	6.38	7.02
N13	30日 GA 30		18.92 11.27	0.54 1.04	0.09		12.995	0.001	35.584	43.416 0.0	000	7.65	0.215	7.22	8.08
N14	30⊟ GA 30		21.02	0.78	0.14	_	0.430	0.514	30.776	58	0.000	7.15	0.232	6.68	7.61
N15	30日 GA 30		23.81	0.99	0.18	-	4.462	0.039	25.436	52.102 0.0	000	8.03	0.315	7.40	8.67
-	J GA 30	- 20	13.11	1.41	0.25	_							l		

根据表10-12中列出的结果,可以看出SA在15次测试中的14次中获得了较低的平均目标值 其中8个测试问题中,2个小问题,2个中问题,4个大测试问题,结果具有统计显着性。因此,它 可以说,SA在客观值方面相对优于GA,特别是当测试问题的规模很大时 变得更大。就计算时间而言,GA通常表现更好,所有测试问题的结果表明 统计学意义。最后,应该提到的是,GA的性能通过允许更长的运行时间来提高 (例如更多的世代或更大的人口规模),但随着问题规模的扩大,这种进展的梯度正在减小增加。

## 5.5.敏感性分析

该模型的绿色和环境问题体现在三个不同方面: (1)总二氧化碳成本 排放量,(2)车队的可变成本,包括燃料消耗成本,以及(3)通过收集返回的收入而获得的收入 商品;其中前两项应最小化,最后一项必须最大化;本节进行敏感性分析 描述了其建立的目的是为了弄清楚收集退货对总二氧化碳排放成本的影响,机队的可变成本和目标函数值。使用表 8 的相同测试问题进行考虑和解决 SA算法两次;一次允许领取退货(可退货),另一次允许领取退货 而不是(无法退货)。每个测试问题每轮运行5次,选出最好的解决方案 选择目标函数值来执行分析。结果如表 13 所示。可以看出,成本 小型、中型、大型问题分别减少二氧化碳排放总量的6.02%、16.91%和10.43% 当退回的商品无货时。同样,机队的可变成本分别降低了13.68%、18.43%和12.38%。相反,上述类别的目标函数值分别增加了 61.54%、26.78% 和 18.27%,即 视为因在无法获得退回商品时收集退回商品而获得的收入损失。换句话说,如果收集允许退货,这些百分比代表总成本的减少。最终,考虑到整个测试问题,可以得出结论,收集退货导致 CO2 总排放成本增加 11.12%,增加 14.89% 车队可变成本(包括油耗成本)增加,同时导致总成本降低35.53%。如图。 图14-16描绘了表13的结果。

表 13. 敏感性分析

	总CO2排放	成本有 无退货	退货	机队的	可变成本	目标函数(总成本)				
一 问题 姓名		÷	减少百分比	有退货 的	无退货	减少百分比	有退货 的	无退货	增加百分比	
N01	1252 5 12	<u>商品</u> 80.4 1348.5	5.33%	973.1	854.9	12.14%	2269.5	6511.6	65.14%	
N01	1254.1 1383.0		7.00%	962.2	854.9	11.15%	2384.1	6431.7	62.93%	
N03	1319.6 1508.7 1391.3		4.58%	973.8	854.9	12.21%	2131.7	6504.2	67.22%	
N04	1511.8 1429.6		7.78%	1142.3	951.3	16.72%	2993.1	6803.7	56.00%	
N05	1311.6 14	29.0	5.43%	1147.9	951.3	17.12%	3055.9	7013.7	56.42%	
意思是%			6.02% 🔻	1147.5	931.3	13.68% 🔻	3033.9	1013.1	61.54%	
N06	2789.0	2206.9	20.87%	1791.5	1288.4	28.08%	6160.7	10006	38.42%	
N07	2601.2	2313.3	11.06%	1555.8	1445.1	7.11%	7543.4	10338	27.03%	
N08	3056.2	2317.7	24.16%	2107.5	1493.1	29.15%	8292.8	10404	20.29%	
N09	3026.3	2559.9	15.41%	2051.7	1624.1	20.84%	8501.3	10975	22.53%	
N10	3816.1	3316.6	13.08%	2349.3	2185.1	6.98%	10404	13991	25.63%	
意思是%			16.91% <b>▼</b>			18.43% <b>V</b>			26.78% 🔺	
N11	3590.6	2916.9	18.76%	2363.7	1909.8	19.20%	10990	12848	14.46%	
N12	4339.4	3806.1	12.28%	2944.3	2468.4	16.16%	11869	15341	22.63%	
N13	5145.0	4695.1	8.74%	3510.1	3108.3	11.44%	15610	19300	19.11%	
N14	6324.6	5884.6	6.95%	4276.7	3818.1	10.72%	18559	24271	23.53%	
N15	8375.6	7920.3	5.43%	6051.1	5783.6	4.42%	29417	33299	11.65%	
意思是%			10.43% 🔻			12.38% 🔻			18.27% 🔺	
全部的			11.12% 🔻			14.89% ▼			35.53% 🔺	
意思是%			11,11,70 V			2 V			55.5570	

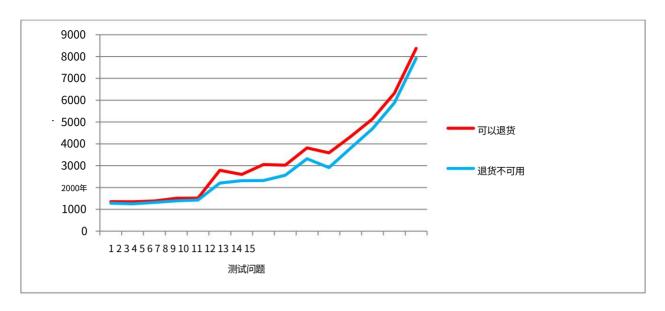


图 14 收集退货对 CO2 总排放成本的影响

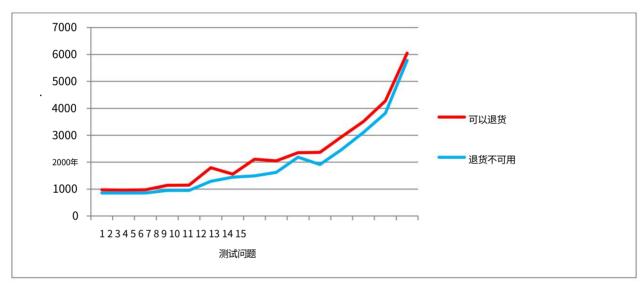


图 15 收集退货对车队可变成本的影响

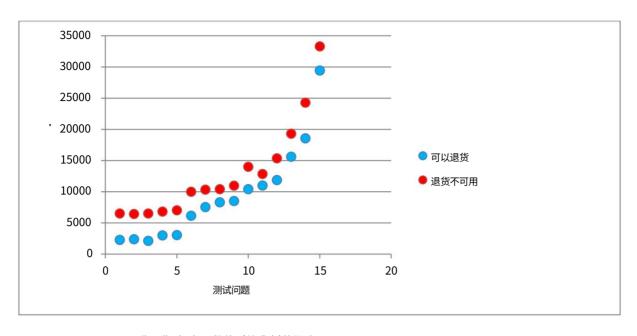


图16 回收退货对目标函数值(总成本)的影响

## 6。结论

车辆路径问题是运输和物流领域最知名和最适用的问题之一。作为 近十年来,环境问题变得更加重要,绿色 VRP 已越来越多地被考虑在内。 在本研究中,异构车队(包括逆向物流)的绿色车辆路径和调度问题 考虑了收集退货以及加权提前和迟到成本。该问题首先被表述为 混合整数非线性规划模型;然后使用 LINGO 9.0 通过三阶段程序进行评估。并且是 表明它是精确的、准确的和精心设计的。由于问题被归类为NP-hard,为了找到接近最优的 在合理的计算时间内解决中型和大型问题、模拟退火和遗传算法 被提出。最后,使用一组定义的测试问题,对所提出的元启发式方法的性能进行了评估 考虑两个考虑的标准:解决方案质量和计算时间。算法实现的结果进行比较 对于所有规模的测试问题,以及针对小型实例通过 LINGO 实现的问题,都可以相互配合。所进行的 分析表明,所提出的算法在获得高质量的近最优解方面具有令人满意的性能 合理的时间。相对而言,SA能够更好地获得更高质量的解决方案,特别是对于大型问题,而 GA 所有测试问题的运行速度都更快。敏感性分析显示,虽然收取退货造成的损失分别为11.12%和14.89%。 二氧化碳总排放成本和车队可变成本分别增加,但总共可减少35.53% 在目标函数值中。在逆向物流的框架内收集客户退回的货物 GVRSP 文献中进行了研究,考虑到异构车队,车辆在整个行驶过程中的重量变化 路线以及对未按时交付的需求实行提前和迟到处罚是该计划的主要特点 本研究。最终,对于未来的研究,考虑多仓库或多产品的情况,存在的情况 沿途的临时仓库和交叉转运,以及为每个客户提供超过一个的可能性 建议单次访问。

#### 参老

- [1] JK Lenstra, AHG Rinnooy Kan。车辆路径和调度问题的复杂性。网络,11(2),(1981)。 221-227。
- [2] GB Dantzig, JH Ramser。卡车调度问题。管理科学,6(1),(1959),80-91。
- [3] 国际能源署,燃料燃烧二氧化碳排放亮点(2015年版),2015年,

http://www.iea.org/publications/freepublications/publication/CO2EmissionsFromFuelCombustionHighlights2015.pdf(2016年2月6日访问)。

[4] JM Bloemhof-Ruwaard、P. Van Beek、L. Hordijk、LN Van Wassenhove。运筹学与环境之间的相互作用

管理。欧洲运筹学杂志,85(2),(1995),229-243。

[5] SE Daniel、DC Diakoulaki、CP Pappis,运筹学和环境规划。欧洲运筹学杂志,102(2),(1997),248–263。

- [6] I. Kara, BY Kara, MK Yetis。能量最小化车辆路径问题。组合优化和应用,4616,(2007),62-71。
- [7] S.埃尔多安,E.米勒-胡克斯。绿色车辆路径问题。运输研究 E 部分:物流与运输评论,48(1),(2012),100-114。
- [8] Gaur 博士、A. Mudgal、RR Singh。规划车辆路线以尽量减少燃料消耗。运筹学快报,41(6),(2013),576-580。
- [9] C. Lin, KL Choy, GTS Ho, SH Chung, HY Lam。绿色车辆路径问题调查:过去和未来趋势。具有应用程序的专家系统,
- 41(4)(p1), (2014), 1118-1138<sub>o</sub>
- [10] SMJ Mirzapour Al-e-hashem, Y. Rekik。具有转运选项的多产品多周期库存路径问题:绿色方法。

国际生产经济学杂志,157,(2014),80-88

[11] IM Coelho、PLA Munhoz、LS Ochi、MJF Souza、C. Bentes、R. Farias。受变量邻域启发的集成 CPU-GPU 启发式算法

搜索送货和选择性取货的单一车辆路径问题。国际生产研究杂志,54(4),(2016),945-

[12] M.索伊萨尔。可退回运输物品的闭环库存路径问题。交通研究 D 部分:交通与环境,

48, (2016) ,31-45。

- [13] A. Franceschetti, D. Honhon、TV Woensel, G. Laporte、T. Bektas。与时间相关的污染路径问题。交通研究 B 部分:方法论,56,(2013),265-293。
- [14] YJ Kwon,YJ Choi,DH Lee。考虑碳排放的异构固定车队车辆路径选择交通研究 D 部分:交通与环境,23,(2013),81-89。
- [15] T.贝克塔斯,G.拉波特。污染路由问题。交通研究 B 部分,45(8),(2011),1232-1250。
- [16] E.德米尔,T.贝克塔斯,G.拉波特。污染路由问题的自适应大邻域搜索启发式。欧洲运营杂志

研究,223 (2) ,(2012) ,346-359。

- [17] E.德米尔,T.贝克塔斯,G.拉波特。双目标污染路由问题。欧洲运筹学杂志,232(3),(2014),464-478。
- [18] Ç。科奇、T.贝克塔斯、O.贾巴利、G.拉波尔特。具有时间窗的异构车队车辆路径问题的混合进化算法。

计算机与运筹学,64,(2015),11.27。

[19] 马·菲廖齐。排放最小化的车辆路径问题。交通研究记录:交通研究杂志

委员会,2197,(2010)1-7。

[20] Y.肖,A.科纳克。求解层次目标绿色车辆路径调度问题的模拟退火算法

加权迟到。应用软计算,34,(2015),372-388。

- [21] C. Malandraki, MS Daskin。时间相关的车辆路径问题:公式、属性和启发式算法。交通科学, 26(3),(1992),185–200。
- [22] E.德米尔,T.贝克塔斯,G.拉波特。绿色道路货运最新研究综述[J].欧洲运筹学杂志,237(3),(2014),775-793。
- [23] AJ Hickman、D. Hassel、R. Joumard、Z. Samaras、S. Sorenson。计算交通排放和能源消耗的方法。

运输研究实验室,22,(1999),69-73。

- [24] 日本国土交通省网站,http://www.mlit.go.jp/common/000037099.pdf(2016年8月2日访问)。
- [25] 肖勇,赵强,卡库一,徐勇。开发针对容量车辆路径问题的燃油消耗优化模型。电脑 &

运筹学,39(7),(2012),1419-1431。

[26] S.柯克帕特里克,CD Gelatt,MP Vecchi。通过模拟退火进行优化。科学,新系列,220(4598),(1983),671-680。

- [27] Holland, J. 自然和人工系统的适应。适用于生物学、控制和人工智能的介绍性分析。安密歇根州阿伯:密歇根大学出版社。 (1975)。
- [28] G.田口。质量工程简介。亚洲生产力工程,质量资源,怀特普莱恩斯,纽约(1986年)。
- [29] 孙菊.针对一般作业车间调度问题的遗传算法中参数设置的田口方法。 IEMS,6(2),(2007),119-124。
- [30] Y.肖,A.科纳克。时变交通拥堵的异构绿色车辆路径与调度问题交通研究
- E 部分:物流与运输评论,88,(2016),146-166。
- [31] Y.肖,A.科纳克。一种针对绿色车辆路径与调度问题的精确动态规划遗传算法。清洁工杂志
- 生产,167,(2017),1450-1463。
- [32] R. Raeesi,K. Zografos。解决实际道路网络上依赖于时间和负载的绿色车辆路径和调度问题。维罗日志 2016, (2016)。
- [33] 张东,王晓,李世,倪妮,张子。时变速度绿色车辆调度与路径问题联合优化PLOS ONE 13(2):e0192000,(2018)。
- [34] MM Musavi、R. Tavakkoli-Moghaddam、F. Rayat。具有学习效果的越库双目标绿色卡车路径与调度问题伊朗运筹学杂志,8(1),(2017),2-14。
- [35] N. Nabil、HA Farouk、KS El-Kilany。优化行驶速度的绿色车辆路径与调度问题IEEE 国际会议
- 工业工程与工程管理(IEEM)(2017)。
- [36] KN Androutsopoulos,KG Zografos。双准则车辆路径与调度问题的集成建模方法
- 环境考虑,82,(2017),180-209。
- [37] M. Rabbani、S. Aghamhammadi Bosjin、R. Yazdanparast、N. Akbarian Saravi。随机时间相关的绿色有能力车辆路线和具有时间窗口、弹性和可靠性的调度问题:案例研究。决策科学快报,7,(2018),381-394。
- [38] 马托斯夫人,Y.Frota,LS Ochi。分批交付的绿色车辆路径与调度问题。离散数学电子笔记,69,(2018),13-20。