

资金约束条件下高速公路充电桩选址与定容优化*

何敏藩¹, 王 玥²

(1. 佛山科技学院 数学与大数据学院, 广东 佛山 528000; 2. 国防科技大学 系统工程学院, 长沙 410073)

摘要:【目的】讨论带有资金约束和服务能力约束的高速公路快速充电站选址与定容规划问题。【方法】应用效用理论分析了电动汽车驾驶员在高速公路上选择充电站的策略,给出了充电设施不充足情况下的车流平衡状态迭代计算方法。建立了充电站选址定容问题的数学优化模型,并设计了一种改进遗传算法对问题进行求解。最后,提出了模拟实际高速公路网的随机网络生成方法,并通过实例对算法进行验证。【结果】测试结果表明:充电桩充电能力的提高可以有效增加高速路网上服务的车流量。【结论】改进后的遗传算法在求解不同规模网络下的选址与定容问题时,都能给出较为稳定的结果。随着网络规模扩大,算法求解的稳定性越好。

关键词:充电站;纯电动汽车;遗传算法;流捕获选址

中图分类号:O223

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2018)05-0017-09

近些年来,化石燃料的使用量不断增长,带来了许多环境问题和社会问题。这些问题不仅影响着群众的健康和日常生活,也给政府带来压力去改变现状。纯电动汽车被认为是缓解空气污染的重要途径之一,可以大量减少汽车尾气排放并提高能源的利用效率。

影响电动汽车推广的原因主要有两个。一是电动汽车的续航能力有限,相比同价位的内燃机汽车,电动汽车单次充电的续航能力远不如后者^[1-4]。根据特斯拉提供的数据,它们最新一代的纯电动汽车单次充电续航能力理论上可达400 km,但价格高昂。而且当考虑路况、坡度、变速等因素时,实际值会低于理论值。目前国内普通家用电动汽车续航能力一般在200 km左右,难以支撑长途旅行。另一方面,充电基础设施不足,分布不广,充电设备的充电速度慢,充电设备服务能力的不足,严重制约电动汽车发展和推广。

从决策者的角度来看,一个分布良好的充电设施网络对电动汽车市场的扩展至关重要。虽然国内充电汽车的持有量正在快速增长,但大部分是用来满足日常通勤需求。电动汽车百人大会(国内最权威的电动汽车发展论坛)的统计数据显示,截至2017年,家用电动车的数量已达100万辆,其中98%是用于150 km以下的行程。同时,全国充电桩的数量达到45万台,主要分布于市区。高速公路充电站还处于初期建设阶段,严重制约了电动汽车在城市间往来中的应用。充电设施的建设费用非常高,不可能一次性满足所有潜在车流的充电需求。百人大会的另一项研究结果显示,目前建设的充电桩使用率只有15%左右,主要是因为充电站的位置和规模与车流的充电需求匹配不好。因此,在进行充电站选址定容的规划阶段,就要考虑潜在车流的充电需求,优化充电设施在路网上的部署。

从当前主要研究文献来看,大多数研究聚焦于设施建设总体成本的优化^[5-7],关于有限资金约束下的充电设施布局优化的研究较少。充电基础设施建设耗资巨大,政府和企业往往难以一次性拿出充足的资金来建设能够充分覆盖高速公路网络上所有潜在车流的基础设施。此时,在资金不足约束下,如何优化充电站选址和定容,以便最大化服务车流总量,是政府或企业面临的重要管理问题。当资金投入有限时,问题建模和求解的难度会明显增加,因为要考虑电动汽车流量分配和顾客偏好等问题。

鉴于此,本文引入效用理论建立一种充电设施不充足情况下的车流平衡状态迭代计算方法,并在此基础上,提出了一种带有成本约束的高速公路充电站选址定容优化方法,主要贡献为:1)当充电设施不能完全满足潜在的充电需求时,驾驶员会根据沿途充电站的拥堵程度来选择合适的充电方案。这就会引起潜在流量在不同的充

* 收稿日期:2018-04-18 修回日期:2018-05-22 网络出版时间:2018-09-26 13:25

资助项目:国家自然科学基金面上项目(No. 71771215);广东省高等学校国际暨港澳台科技合作创新平台项目(No. 2015KJHZ023)

第一作者简介:何敏藩,男,讲师,研究方向为智能优化方法,E-mail:heminfan1980@126.com

网络出版地址:<http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20180926.1325.006.html>

电站之间重新分配,流量之间相互影响,直到达到一个平衡的状态。基于效用理论,给出了一种计算车流在路网上平衡状态的迭代算法。2) 基于流量捕获选址模型,建立了带有资金约束的高速公路充电站选址定容问题的数学优化模型。其中,充电站的规模由充电站中的充电桩数量表示。3) 基于遗传算法框架设计了求解该问题的迭代算法。设计了一种模拟现实高速公路网络的随机测试网络生成方法,验证了算法的求解效率。

将基于效用理论的路网车流平衡状态计算与充电站选址定容决策相结合,有效解决资金约束下的选址定容优化问题,是本研究区别于当前文献研究的重大不同与创新。

1 相关研究

充电站的选址定容问题是一种基于流量捕获的特殊服务设施选址问题。当一辆车从一个城市开往另一个城市,由于续航能力的不足通常会在中途充电数次。因此路网中的充电需求是以从起点到终点(Origin to destination, O-D)的流的形式存在。在加油站选址问题中,Hodgson^[8]将这种需求定义为从某一起点到终点的流量需求,并根据流量需求设计了截流选址模型(Flow capturing location model, FCLM)。在 FCLM 模型的研究对象是广告牌或急救站等服务设施,没有续航能力的约束。因此该模型不能直接用于求解充电站的选址规划问题。

Kuby 和 Lim^[3]向经典的 FCLM 模型中加入了续航能力约束,认为对于某一流量,只有当从起点到终点沿途每固定的距离内都有服务设施时,该流量才能通行,该模型称为“面向流量需求的加油站选址模型”(Flow refueling location model, FRLM)。该模型的难点在于充电方案的数量会随着充电站的数量增多,呈指数增长。为了解决这一难点,Lim 和 Kuby^[9]设计了一种启发式求解算法。

在文献[3,9-10]中提到的模型都是针对内燃机汽车设计的,因加油时间较短可忽略不计,并可以认为加油站的服务能力是无限的。而在充电站选址问题中,充电时间相对较长,不能忽略。Upchurch 等人^[11]发现将充电时间忽略不计的假设是不切实际的,因此提出了带有服务能力约束的 FRLM 模型(Capacitated flow refueling model, CFRLM)。在 CFRLM 中,充电站的服务能力是有限的,具体取决于充电站中充电桩的数量。当加入了服务能力约束后,问题变得十分复杂,决策变量的取值从二元的 0-1 扩展为所有的非负整数。同时,驾驶员的充电站选择决策也会影响路网中的流量变化。Upchurch 为了降低问题的复杂度,假设路网中的流量分配可以由决策者来决定的,然而这一假设并不完全符合实际,因为充电方案的选择属于个体行为。

Capar 等人^[12]设计出一种新的 FRLM 模型表示方法,称为路段-路径覆盖模型(Arc cover-path cover model, AC-PC)。如果一条路径上,每一个路段都是可以通行的,那么整条路径也是可以通行的。基于该理论,AC-PC 聚焦于路段的通行情况,而不考虑流量的分配问题,降低了计算复杂度。然而,AC-PC 模型仍然没有考虑服务能力约束。

通过扩展经典的 FRLM 模型,Lin 等人^[13]提出了“加油-通行-返回”的方法来求解 FRLM 问题。考虑到最可能充电的地方就是去过最多的地方,Lin 认为旅程的起点最可能出现在流量最密集的地方。因此,将流量分散到每个路段,将问题转化为一个 p -中值问题,并应用基于点需求的选址规划方法进行求解。Wang 和 Lin^[14]基于该假设,进一步将问题转化为最大覆盖问题,大部分的假设与 FRLM 模型相同,该问题规划目标为最小化满足所有需求的成本。

一些学者从另一个角度研究充电站选址定容问题,将问题的规模锁定在城市内。由于问题规模的缩小,就不需要考虑通行性约束。Sadeghi-Barzani 等人^[6]考虑了电压损耗、能量损耗、建设成本等因素,构建了城市内充电站选址定容规划模型。Andrenacci 等人^[15]运用聚类方法,将整个路网分解成多个子区域,并在子区域内选择合适的建站位置。

从当前主要相关文献研究来看,越来越多的学者开始关注充电站的选址定容规划问题。但是在实际规划中,为了降低问题的复杂度,或多或少加入一些简化问题的假设。而考虑资金约束下的选址定容问题还没有得到有效解决。

2 问题描述与建模

为了便于模型描述,将高速公路网抽象为点和线构成的网络,其中线表示为道路。点分为两类,一种是 O-D 点表示城市或城镇,车流量均从 O-D 点产生,并流向其他 O-D 点;另一种是充电站备选点,表示充电站可以建设的备选位置。假定电动汽车从起点出发时是充满电的,电动汽车充电后行驶的最远距离设为 R 。一个具有潜在

交通流量的道路可以实现通行,在此路径上必须建设一定数量的充电站。图 1 为路网的简单示例,点 s, t 为 O-D 点,点 A, B, C 为备选点。若 $R=200$ km,那么可以支持流量 (s, t) 通行的充电站组合有 $\{A, C\}$ 和 $\{B, C\}$ 。组合 $\{A, B, C\}$ 虽然也可以支持 (s, t) ,但会比其他组合多充一次电,同时带来额外的充电时间和费用,因此基本没有驾驶员采用这种充电方案。问题研究的目的是,通过合理的选择充电站的位置和规模,使得路网中可通行的充电汽车流量最大。

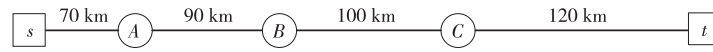


图 1 简单路网示意

Fig. 1 A simple example of a road network

2.1 参数和变量定义

问题中涉及的参数和变量定义如下。序号类: q 为 O-D 路径序号; k 为充电站序号; h 为充电方案序号。集合类: Q 为 O-D 路径集合; H_q 为路径 q 的充电方案集合; H 为所有充电方案的集合,满足 $H = \bigcup_{q \in Q} H_q$; K_h 为充电方案 h 的充电站集合, $h \in H$; K 为所有充电站的集合。参数类: f_q 为 O-D 路径 q 的潜在流量; a_{hk} 为当充电站 k 在充电方案 h 中时为 1,否则为 0; b_{qh} 为当充电方案 h 可以支持 O-D 路径 q 时为 1,否则为 0; c_{hk} 为参数,当充电站 k 是充电方案 h 的瓶颈时为 1,否则为 0; I 为一个充电桩的服务能力; R 为总预算; n_k 为在 k 点建站的成本; m_k 为在 k 点建一个充电桩的成本; Z_k 为充电站 k 的服务概率; E 为一个足够大的正整数。变量类: x_k 为 k 点充电桩的数量;如果 k 点建站 y_k 为 1,否则为 0; f_{qh} 为 O-D 路径 q 上选择充电方案 h 的潜在流量,且满足 $\sum_{h \in H} b_{qh} f_{qh} = f_q$; f'_{qh} 为 O-D 路径 q 上充电方案 h 实际服务流量。

为了更清楚地描述问题,同时对下列名词进行定义。服务能力指一个充电站每天服务的最大车流量;建设方案指包含建设的所有充电站的位置及其配置的充电桩数量;充电方案指支持某一个或多个 O-D 路径的充电站的组合;潜在流量指 O-D 路径上可能存在的最大充电汽车流量;实际流量指 O-D 路径上能通行的最大充电汽车流量。

2.2 车流分布和平衡状态分析

预测路网中的流量分布是研究问题的难点,由于充电方案的选择是一个随机过程,主要根据每个充电站的拥堵程度决定。因此在不同的建设方案下,充电汽车流量的分不一定不同的。本节主要研究潜在流量在给定建设方案下是如何进行分配的,并描述了达到平衡状态所应满足的条件。

为了计算潜在流量的分布,引入交通流量平衡中常用的随机效用理论。根据随机效用理论,驾驶员在选择不同路径时都存在一定的效用,每个驾驶员都试图选择效用最大的路径。这个效用包含两部分,决策部分和个体误差。决策部分包含了驾驶员所有关注的因素,如时间成本、经济成本、拥堵程度等,个体误差表示不同个体的偏好所产生的随机扰动,期望为 0。效用理论可以由 $U_h^n = V_h^n + \epsilon_h^n, \forall h \in H_q, E(U_h) = V_h$ 表示。其中, V 表示关注因素的集合, ϵ 表示个体偏好, n 是个体编号, h 为路径编号。在大多数交通流量平衡问题中, V 表示时间成本,在充电站选址问题中,驾驶员的路径选择是固定的,在高速公路中偏离最短路线会使得通行距离大量增长。因此,对于同一条 O-D 路径不存在路径选择,只有不同的充电方案选择。不同的充电方案所导致的是服务概率的不同,因为充电站的服务能力有限,只能服务潜在流量的一部分。这里, V 只包含了服务概率。问题中效用决策部分可以表示为:

$$P_{qh} = \begin{cases} \frac{f'_{qh}}{f_{qh}}, & f_{qh} \neq 0 \\ 1, & f_{qh} = 0 \end{cases}, \forall q \in Q, \forall h \in H_q, \quad (1)$$

$$V_{qh}^n = P_{qh}^n. \quad (2)$$

其中: P_{qh} 表示 O-D 路径 q 上选择充电方案 h 的服务概率。这里讨论的服务效用是指同一路径上选择同一充电方案的效用期望。因此, O-D 路径 q 上选择充电方案 h 的效用可表示为:

$$U_{qh} = E(U_{qh}^n) = E(V_{qh}^n) + E(\epsilon_{qh}^n) = P_{qh}, \forall q \in Q, \forall h \in H_q.$$

假设对于充电站来说顾客是无差别的,那么选择同一个充电站的所有潜在流量需求的 P_{qh} 都相等。如果一个充电方案中包含多个充电站,且充电站无法满足所有的充电需求,那么该充电方案的最大服务能力取决于服务概率最低的充电站,该充电站成为该充电方案的瓶颈。如果充电站 k 的服务概率为 Z_k ,瓶颈节点的定义可以表示为如下形式:

$$P_{qh} \leq Z_k, \forall q \in Q, \forall h \in H_q, \forall k \in K_h, \quad (3)$$

$$P_{qh} = P_{q'h'}, \forall q, q' \in Q, h, h' \in H | \exists c_{hk} = c_{h'k'} = 1, k \in K_h, k' \in K_{h'}. \quad (4)$$

根据效用理论,对于同一条 O-D 路径的不同充电选择,它们的效用应该是相等的,也就是说服务概率是相等的,因此有:

$$P_{qh} = P_{q'h'}, \forall q \in Q, \forall h, h' \in H_q. \quad (5)$$

综上,路网中的潜在流量的平衡状态可以描述为(1),(3)~(5)式的集合。这种平衡状态不能直接得到,因为流量之间的相互影响非常复杂。如果将潜在流量 f_{qh} 视为变量,那么就可以通过梯度下降法不断接近这个平衡状态。整个计算过程包含以下步骤。

初始化,在初始化阶段,每条路径的潜在流量平均分配给所有能支持它的充电方案,按 $f_{qh} = \frac{f_q}{\sum_{h \in H} b_{qh}}$, $q \in Q$ 进行赋值。同时,将所有实际流量 f'_{qh} 赋值为 0。

步骤 1,将所有充电站根据 Z_k 的值按从小到大的顺序排列。从服务概率最小的站开始用 $Z_k = \frac{Ix_k - \sum_{q \in Q} \sum_{h \in H} a_{hk} b_{qh} f'_{qh}}{\sum_{q \in Q} \sum_{h \in H} a_{hk} b_{qh} (1 - e_{qh}) f'_{qh}}$ 更新 Z_k 和 f'_{qh} 的值 $f'_{qh} = Z_k f_{qh}$ 。其中 e_{qh} 为记录器,初始值为 0,当流量 f'_{qh} 更新过后赋值为 1。

步骤 2,比较路网中每条路径所有充电方案的服务概率,记录最大差值。当最大差值大于 0.01% (这个值可以根据精度需求更改)时,转到步骤 3,否则进入步骤 4。

步骤 3,根据 $f_{qh} = \frac{f'_{qh}}{\sum_{h \in H} b_{qh} f'_{qh}} f_q, \forall q \in Q, \forall h \in H_q$ 更新所有潜在流量,然后转到步骤 1。

步骤 4,计算网络中通行流量的总和 $F = \sum_{q \in Q} \sum_{h \in H} b_{qh} f'_{qh}$,迭代结束。

2.3 数学模型

根据 FRLM 模型的基本假设,本文提出了带有服务能力约束和成本约束的高速公路充电站选址定容规划混合整数模型,具体如下:

$$\max F = \sum_{q \in Q} \sum_{h \in H} b_{qh} f'_{qh}, \quad (6)$$

$$\text{s. t. } \sum_{q \in Q} \sum_{h \in H} a_{hk} b_{qh} f'_{qh} \leq Ix_k, \forall k \in K, \quad (7)$$

$$\sum_{k \in K} (m_k x_k + n_k y_k) \leq R, \quad (8)$$

$$x_k \leq E y_k, \forall k \in K, \quad (9)$$

$$y_k \in \{0, 1\}, \forall k \in K, \quad (10)$$

$$x_k \in \{\text{非负整数}\}, \forall k \in K. \quad (11)$$

其中:(6)式为目标函数,表示优化目标是最大化路网中实际通行电动汽车流量的总和。(7)式表示充电站的服务能力约束。(8)式表示建设成本不能超过资金总预算。(9)式限制了只有当某备选点建设充电站时才能在其基础上建设充电桩。(10),(11)式是变量约束。

3 基于改进遗传算法的求解方法

充电站选址定容问题是运筹学领域典型的 NP-难的问题,问题和模型中的决策变量包括了整数和连续变量,遗传算法能够更好地处理这类问题,可以通过改进遗传算法的编码和解码程序来解决可行解的表示与计算。在 2.2 节潜在流量的平衡状态迭代求解复杂度较高,且每得到一个建设方案都需要运行一次,这会造成难以接受的计算复杂度。因此,在对遗传算法的编码和解码进行改进时,充分考虑到该难点,用一种新的方法来降低计算复杂度。具体流程如下。

1) 编码和解码。由于模型是针对流量形式的需求设计的,因此单纯讨论充电站很容易打破原有的较优的充电方案。因此,在进行编码时,将所有的充电方案进行编码,每个基因代表一个充电方案。为了保证一条染色体对应唯一的建设方案,相同的充电方案不能在一条染色体中出现两次。基因的顺序表示建设的优先级,排在前

面的基因优先被建设。当建设一个充电方案时,该方案本身支持的,以及它包含的子方案所支持的所有流量都被考虑。比如某一个充电方案是{A,B},那么充电方案{A},{B}和{A,B}所支持的流量都应计算在内,也就是说在确定 A,B 两个充电站的规模时,以上 3 个充电方案的潜在需求都应被满足。由于资金的限制,只有一部分充电方案可以被建设,这一部分被称为有效部分,剩下的被称为无效部分。无效部分的设置是为了防止在交叉和变异时,新产生的个体不能完全消耗预算。图 2 是染色体的简单示例。在解码时,首先要确定有效部分的边界。对于有效部分,如果最后一个充电方案的潜在需求可以完全满足,那么潜在流量的分配可以由(7)式来计算。如果最后一个不能完全满足,那么除去最后一个充电方案,其他充电方案的潜在流量由(7)式来计算。由于最后一个充电方案不能完全满足,那么所包含的充电站为瓶颈节点。所支持的潜在流量,如果已经有其他不含有瓶颈节点的充电方案支持,那么该潜在流量就不会分配给包含瓶颈节点的充电方案。因为效用理论指出,相同路径的不同充电方案的服务概率应是相同的。不包含瓶颈节点的充电方案的服务概率为 100%,包含瓶颈节点的充电方案的服务概率只有在潜在流量为 0 时才是 100%,否则小于 100%。因此,最后一个有效的充电方案所包含的潜在流量的计算方式为(8)式。

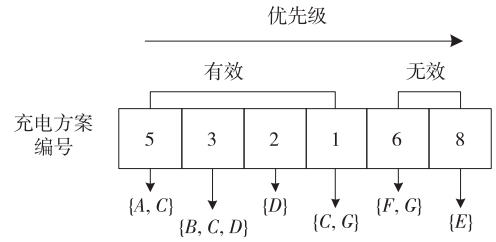


图 2 基因编码示例

Fig. 2 Encoding of chromosome

$$P_{gh} = \frac{1}{\sum_{h' \in H_q} b_{gh'}}, \forall q \in Q, \forall h \in H_q; f_{gh} = \begin{cases} \frac{f_q}{\sum_{h' \in H_{new}} b_{gh'}}, & \sum_{h' \in H_{ex}} b_{gh'} = 0, \forall q \in Q, \\ 0, & \sum_{h' \in H_{ex}} b_{gh'} > 0, \forall h \in H_{new} \end{cases}$$

其中: H_{ex} 表示除去最后一个有效充电方案,其他有效充电方案所包含的所有充电方案及其子方案的集合, H_{new} 表示最后一个有效方案及其子方案的集合。具体的解码过程的伪代码见表 1。

表 1 遗传算法解码流程

Tab. 1 Genetic algorithm: decoding

<p>Input: sequence, U; Total budget, C; Set of all potential combination, \bar{H}; Cost of a spot, I; Cost of station k, n_k; Cost of spot in station k, m_k; Output: Opened station set K Number of spots in station k, x_k. Step 1: identify the valid part. $R' = 0$; i from 1 to U $K \rightarrow K \cup H_{U_i}$; $y_k \rightarrow 1, \forall k \in K$; $H \rightarrow \{h \in \bar{H} \mid \prod_{k \in h} y_k = 1\}$ $f_{gh} \rightarrow \frac{f_q}{\sum_{h' \in H} b_{gh'}}$, $\forall q \in Q, \forall h \in H_q$; $x_k \rightarrow \frac{\sum_{h \in H} \sum_{q \in Q} a_{hk} f_{gh}}{I}$, $\forall k \in K$; $R' \rightarrow \sum_{k \in K} (m_k x_k + n_k y_k)$; If $R' \geq R$ $V_{valid} = i$, break the loop;</p>	<p>End of loop; Step 2: calculate the number of spots in each station. $K \rightarrow \bigcup_{i < V_{valid}} H_{U_i}$; $y_k \rightarrow 1, \forall k \in K$; $H_{ex} \rightarrow H$; $H \rightarrow \{h \in \bar{H} \mid \prod_{k \in h} y_k = 1\}$; $H_{new} \rightarrow H - H_{ex}$; $f_{gh} \rightarrow 0, \forall h \in H_{new}, \forall q \mid \sum_{h \in H_{ex}} b_{gh} > 0$; $f_{gh} \rightarrow f_q / \sum_{h \in H_{new}} b_{gh}, \forall h \in H_{new}, \forall q \mid \sum_{h \in H_{ex}} b_{gh} = 0$; $x_k \rightarrow \frac{\sum_{h \in H} \sum_{q \in Q} a_{hk} f_{gh}}{I}$, $\forall k \in K$; $R' \rightarrow \sum_{k \in K} (m_k x_k + n_k y_k)$; $R \rightarrow R - R'$; Do equilibrium process for the stations in $H_{U_{valid}}$ with budget R; End of the decoding.</p>
---	---

2) 适应性函数。适应性函数表示个体在繁殖和选择的过程中存活或被选中的概率,主要根据个体对应的建设方案可以满足的实际通行流量的大小决定。最简单的方法就是用实际通行流量和全部潜在流量的比值来表示。也可以用 $F_{fit_i} = \frac{f'_i - f'_{min}}{f'_{max} - f'_{min}}$ 来表示,这样可以拉大优劣个体之间的差距。其中, f'_{max} 和 f'_{min} 表示当前一代的最佳和最差个体的实际通行流量, f'_i 表示个体 i 的实际通行流量。

3) 初始种群和个体初始化。初始种群是随机生成的,每个个体从充电方案集中随机抽取 n 个元素,这些元素不能重复,其中 n 是染色体包含的基因数量, n 值的大小取决于问题的规模。个体的初始化主要是指解码,需要确定有效部分的边界、个体对应建设方案的成本,以及实际通行流量。对于初始个体和交叉突变生成的新个体都需要进行初始化。

4) 交叉。交叉是指交换两个染色体的一部分,以生成新的个体。随机抽取或者根据适应度抽取两个父代个体,选择相同的部分进行交换,交换的部分必须与有效部分有交集,因为只有小部分才能影响解码后的建设方案。生成的新的子代个体要进行重复性检验,如果一个个体中存在相同的充电方案,那么靠后的充电方案要更改称其他未出现的充电方案。具体过程如图 3 所示。

5) 变异。变异模仿自然界中个体的变异现象,将未出现过得基因性状加入到个体中。突变过程包含 3 种:一种是个体的某个基因直接突变成一个未出现的其他基因;另一种是移动,改变一个基因的位置,可以将有效部分的基因移至无效部分使其无效,也可以将无效部分的基因移至有效部分使之有效;最后一种是交换,交换两个基因的位置。具体如图 4 所示。

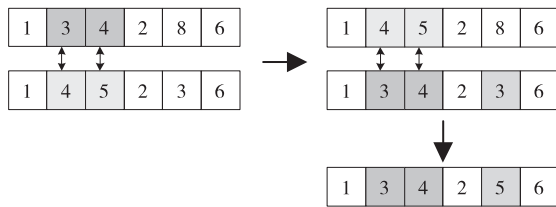


图 3 交叉操作

Fig. 3 Crossover operation

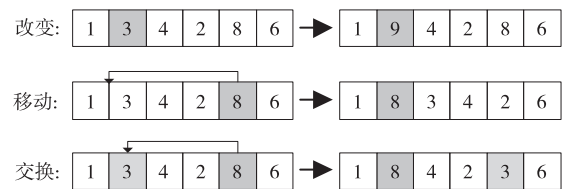


图 4 变异操作

Fig. 4 Mutation operation

6) 终止。遗传算法的终止有两种,一种是最优结果保持不变了指定的代数,另一种是达到了指定的代数直接停止。前者可以使算法更好的收敛,让迭代不会停止在上升趋势中,然而很容易因为陷入局部最优而停止。后者可以通过迭代次数来保证足够收敛,但具体的迭代次数不好控制。因此,结合了两种方法,先迭代固定次数,然后当最优解持续不变指定代数后停止迭代。

4 实验分析

为了验证改进遗传算法在求解带有服务能力约束和成本约束的高速公路充电站选址定容问题的效率,设计了一种随机路网的生成方法。首先,分析高速公路建设所遵循的规则:1) 高速公路网主要沿南北和东西两个方向建设,每条公路沿一个方向延伸且岔路较少;2) 公路网中有 3 类节点,分别是出入口、交叉口和服务区。服务区包含很多基础设施,可视为充电站的备选点,出入口则可以视为 O-D 点;3) 相邻的城市或城镇之间距离在 50~150 km 范围内,其中大部分的人口在 20 万~50 万之间,只有少部分拥有 200 万以上人口;4) 两个相邻的服务区之间的距离在 50~70 km 之间,每 70 km 必有一个服务区。

综合考虑这些规律,通过以下步骤生成随机路网。下面是以 20 个 O-D 点的路网为例,描述整个随机路网生成过程,图 5 展示了具体过程。

步骤 1,将所有 O-D 点置于一个矩形空间内,按照人口 6 : 3 : 1 的比例给这些 O-D 点分别赋予 20 万、50 万、200 万的人口,如图 5a 所示;

步骤 2,每个点随机与西北、正北、东北、正东方向的节点相连接,并随机赋予每条边 50~150 km 的距离,如图 5b,c 所示;

步骤 3,从西南角的节点开始构建最小生成树,看是否能包含所有节点。如果不能,就加入新的边使其能包含所有节点,如图 5d 所示。

步骤 4,每 50~70 km 设置一个备选点,如图 5e 所示。

步骤 5,对于每条 O-D 路径,用 $f(i,j)=\frac{k p_i p_j}{d_{ij}}$ 计算该路径潜在流量。其中: p_i 表示 O-D 点 i 的人口数量, d_{ij} 表示 i 点到 j 点的距离。最后生成的 20 个 O-D 点路网如图 5e 所示。

用该方法生成的路网,节点足够分散,连接模式与高速公路网近似,路网的密集程度可以控制,只需提高步骤 2 节点连接的概率,如图 5f 所示。其中步骤 5 潜在流量的赋值方式还可以改为:

$$f'(i,j)=\frac{k' p_i p_j}{d_{ij}^2} \tag{12}$$

以此提高距离对流量的影响,更加符合实际。

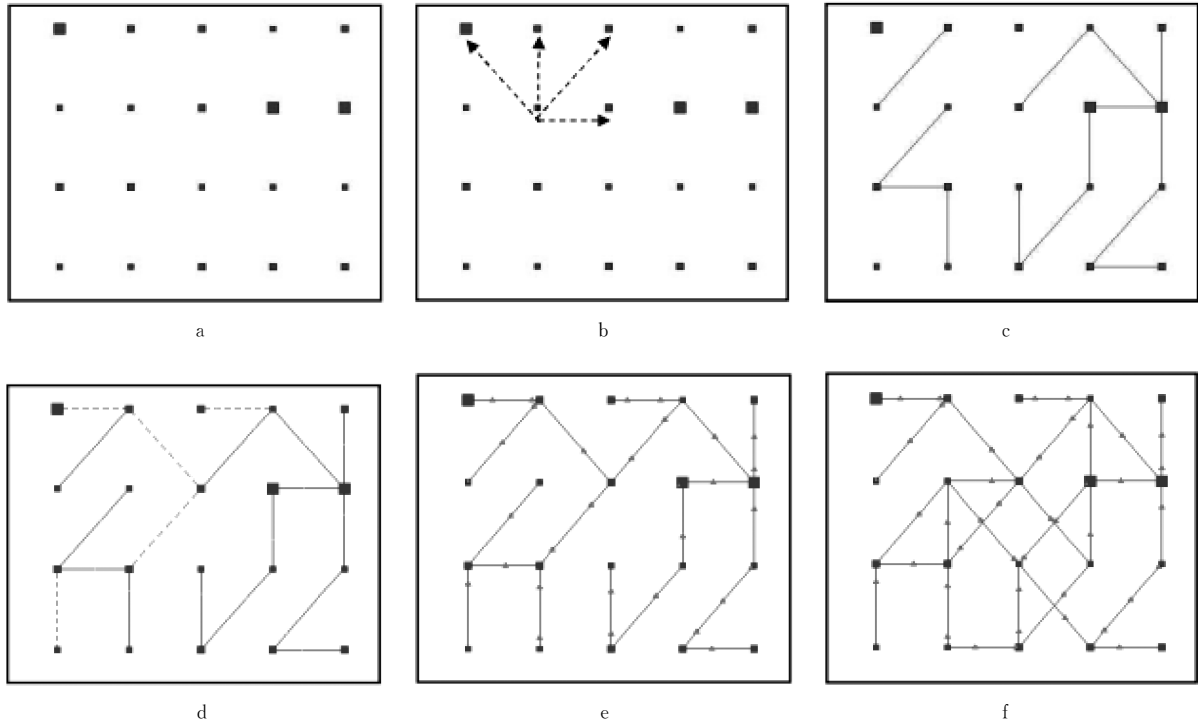


图 5 随机网络生成过程示意

Fig. 5 Process of generating a random network

应用随机路网生成方法,生成 4 个规模的随机路网:50,100,150,200 点,其中节点指的是 O-D 点,总预算分别为 20 亿、40 亿、75 亿、100 亿。对于每一个实例,应用算法求解 50 次,平均计算结果如表 2 所示。

下面进一步分析算法求解的稳定性,每个实例求解 50 次的运算结果统计情况如图 6、图 7 所示。图 6 给出了每个实例每次求解得到的目标函数值与 50 次计算结果均值的

偏差,可以看出随着网络规模扩大,算法求解的稳定性越好。图 7 给出了计算时间的统计分析,计算时间在不同规模下都较为稳定。总体来看,改进后的遗传算法在求解不同规模网络下的选址与定容问题时,都能给出较为稳定的结果。

图 8 给出了算法在求解 50 个 O-D 节点的实例时,算法的收敛速度。可以看出,在前 500 代计算中目标函数的改进速度较快,当迭代超过 1 200 代时,目标函数稳定在一个较优的解。

依托中国北方某省高速公路网的 55 个出入口(设定为 O-D 节点)和 110 个服务区(设定为候选建站点),可用资金设定为 20 亿元人民币,充电站的建设成本为 1 000 万元,充电桩的成本为 100 万元。以该网络为基础,分

表 2 计算结果

Tab. 2 Computational results

网络规模		平均目标函数值	求解时间/s
O-D 点数量/点	资金/亿元		
50	20	64 085.00	245.53
100	40	111 912.00	693.57
150	75	139 671.00	1 245.41
200	100	207 178.84	2 880.34

析充电桩的充电速度对服务车流总量的影响,如图 9 所示。当充电桩的充电能力从每天 40 辆逐渐增加到 70 辆时,以 20 亿资金建设的充电设施服务的车流量逐渐增加;当充电桩的能力超过 70 辆时,服务的总车流量不再变化,此时路网上的潜在车流的充电需求都能得到满足。

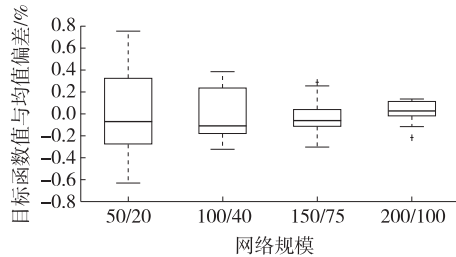


图 6 目标函数值统计分析

Fig. 6 Statistical analysis of objective value

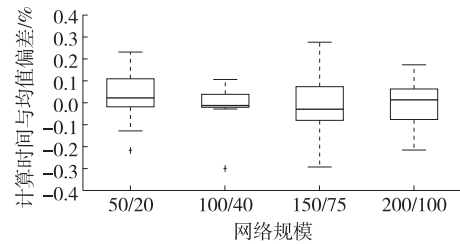


图 7 计算时间统计分析

Fig. 7 Statistical analysis of computational time

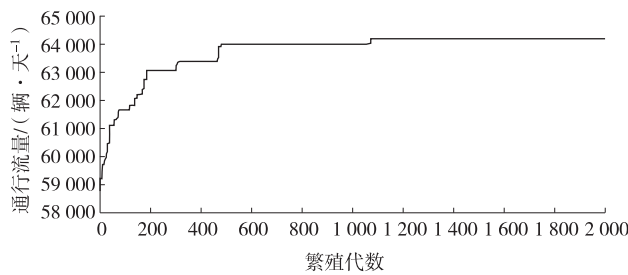


图 8 算法收敛性分析

Fig. 8 Convergence analysis of the algorithm

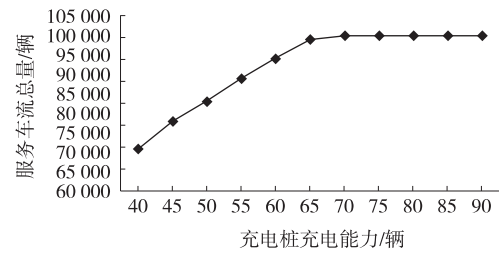


图 9 充电桩充电能力增强时服务车流总量变化情况

Fig. 9 The total served vehicle flows under different capacities of charging spots

5 结论

本文研究了资金约束条件下的高速公路充电站选址定容规划问题,在经典的 FRLM 模型中加入了新的约束,使得优化结果具有更强的实用性。分析了潜在车流在充电设施不足的情况下,如何重新分配并达到平衡状态的过程,提出了路网流量平衡状态的定义和求解方法。充电站的建站费用和充电桩的费用分开考虑,使问题更加贴近实际。设计的改进遗传算法可以在合理的时间内获得较好的建设方案。同时,提出了模拟高速公路网的随机网络生成方法,验证了算法的可行性和效率。

进一步研究可深入细化问题假设,提出更为有效的驾驶员选择策略。同时,考虑排队和绕路等因素的影响,使模型具有更强的可信性。除此之外,添加新的约束,如电力约束、地形约束等,并研究其他算法,如粒子群优化、差分进化等,与当前算法进行对比,找出更加高效的求解算法,都是很有价值的扩展方向。

参考文献:

- [1] GAVETT E E, SPERLING D. New transportation fuels: a strategic approach to technological change[J]. Energy Policy, 1990, 18(8): 787-789.
- [2] MELAINA M W. Initiating hydrogen infrastructures: preliminary analysis of a sufficient number of initial hydrogen stations in the US[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2003, 28(7): 743-755.
- [3] KUBY M, LIM S. The flow-refueling location problem for alternative-fuel vehicles[J]. Socio-Economic Planning Sciences, 2005, 39(2): 125-145.
- [4] MIRHASSANI S A, EBRAZI R. A flexible reformulation of the refueling station location problem[J]. Transportation Science, 2013, 47(4): 617-628.
- [5] KAZEMI M A, SEDIGHIZADEH M, MIRZAEI M J, et al. Optimal siting and sizing of distribution system operator owned EV parking lots[J]. Applied Energy, 2016, 179: 1176-1184.
- [6] SADEGHI-BARZANI P, RAJABI-GHAHNAVIEH A, KAZEMI-KAREGAR H. Optimal fast charging station placing and sizing[J]. Applied Energy, 2014, 125(2): 289-299.
- [7] 赵薪智, 李盘靖, 张欢, 等. 电动汽车智能充电路径规划研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2016, 30(10): 34-39.

- ZHAO X Z, LI P J, ZHANG H, et al. Research on intelligent path planning charging for electric vehicle[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2016, 30(10): 34-39.
- [8] HODGSON M J. A flow-capturing location-allocation model[J]. Geographical Analysis, 1990, 22(3): 270-279.
- [9] KUBY M, LINES L, SCHULTZ R, et al. Optimization of hydrogen stations in Florida using the flow-refueling location model[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2009, 34(15): 6045-6064.
- [10] LIM S, KUBY M. Heuristic algorithms for siting alternative-fuel stations using the flow-refueling location model [J]. European Journal of Operational Research, 2010, 204(1): 51-61.
- [11] UPCHURCH C, KUBY M, LIM S. A model for location of capacitated alternative-fuel stations[J]. Geographical Analysis, 2009, 41(1): 85-106.
- [12] CAPAR I, KUBY M, LEON V J, et al. An arc cover-path-cover formulation and strategic analysis of alternative-fuel station locations[J]. European Journal of Operational Research, 2013, 227(1): 142-151.
- [13] LIN Z H, OGDEN J, FAN Y Y, et al. The fuel-travel-back approach to hydrogen station siting[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2008, 33(12): 3096-3100.
- [14] WANG Y W, LIN C C. Locating road-vehicle refueling stations[J]. Transportation Research Part E Logistics & Transportation Review, 2009, 45(5): 821-829.
- [15] ANDRENACCI N, RAGONA R, VALENTI G. A demand-side approach to the optimal deployment of electric vehicle charging stations in metropolitan areas[J]. Applied Energy, 2016, 182: 39-46.

Operations Research and Cybernetics

Location and Sizing of Fast Charging Stations in Freeway Network with Limited Investment

HE Minfan¹, WANG Yue²

(1. Mathematics and Big Data, Foshan University, Foshan Guangdong 528000;

2. School of System Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: [Purposes] Investigate the location and sizing problem for fast charging stations in freeway network with both capacities on budget and service ability. [Methods] The utility theory is used to analyze the drivers' charging strategies, and an iterative approach is proposed to compute the equilibrium distribution of PEV flows when the charging capacity is not enough. A mathematical model is developed to formulate the problem. An improved genetic algorithm is developed to maximize the overall valid PEV flows in the network, subject to the limited budget. An approach for designing random networks of different sizes is also presented, which are used to test the proposed algorithm. [Findings] The volume of serviced PEV flows in the freeway network can be increased efficiently through improving the charging capacity of fast charging spots. [Conclusions] The improved genetic algorithm can present robust solutions for all location and sizing instances with different scales. The robustness of the algorithm becomes better as the scale of the network becomes larger.

Keywords: charging station; plug-in electric vehicles; genetic algorithm; flow capturing location

(责任编辑 黄 颖)