

电动汽车路径规划模型与算法研究进展

庄鹤林^{1,2}, 夏小云^{2*}, 李康顺³, 陈泽丰⁴, 张先超²

(1. 江西理工大学 理学院, 江西 赣州 341000; 2. 嘉兴大学 信息科学与工程学院, 浙江 嘉兴 314001;
3. 东莞城市学院 人工智能学院, 广东 东莞 523430; 4. 中山大学 人工智能学院, 广东 珠海 519082)

摘要: 电动车技术的发展为物流企业提供了一种配送车辆的新方案。电动车具有低污染、低噪音等优点, 其续航短、充电站有限等特性也带来了新的挑战。电动车路径问题(electric vehicle routing problems, EVRPs)在交通运输、物流管理等领域得到了广泛应用, 受到了众多学者的关注。整理了电动车路径问题及其主流变体的问题描述, 分析了其各自的提出背景与适用场景。对 EVRPs 的求解方法和技术做了归类, 分析了各方法的优劣, 并介绍了相关实际应用。给出了 EVRP 基准数据集与带时间窗的电动车辆路径问题的基准数据集的基本信息和部分节点分布图, 对比分析了已对 EVRP 基准数据集应用的算法。展望了 EVRPs 的发展前景。

关键词: 电动汽车; 路径规划; 低碳; 启发式算法; 物流

中图分类号: TP18; U116.2 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)02-0320-18

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1161

引用格式: 庄鹤林, 夏小云, 李康顺, 等. 电动汽车路径规划模型与算法研究进展[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(2): 320-337.

Reference format: Zhuang Helin, Xia Xiaoyun, Li Kangshun, et al. Research Advances on Electric Vehicle Routing Problem Models and Algorithms[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(2): 320-337.

Research Advances on Electric Vehicle Routing Problem Models and Algorithms

Zhuang Helin^{1,2}, Xia Xiaoyun^{2*}, Li Kangshun³, Chen Zefeng⁴, Zhang Xianchao²

(1. School of Sciences, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China; 2. School of Information Science and Engineering, Jiaxing University, Jiaxing 314001, China; 3. School of Artificial Intelligence, Dongguan City University, Dongguan 523430, China;
4. School of Artificial Intelligence, SunYat-sen University, Zhuhai 519082, China)

Abstract: The development of electric vehicle provides an alternative to conventional fuel vehicles for logistics companies. Using electric vehicles has the merits of less pollution and low noise, but the characteristics of limited cruising range and limited number of charging stations are new challenges. Electric vehicle routing problems(EVRPs) have been widely used in transportation, logistics and other fields, and have received much attention. A comprehensive survey of EVRP and its many variants are presented and the respective backgrounds and applicable conditions are analyzed. The solving approaches of EVRPs are categorized, the strengths and weaknesses of each algorithm are analyzed, and the related practical applications are reviewed. The basic information and some node distribution maps of EVRP benchmark dataset and EVRP with time windows benchmark dataset are given, and the algorithms that have been applied in EVRP benchmark dataset are compared and analyzed. The future development trends of EVRPs is depicted.

Keywords: electric vehicle; vehicle routing problem; low carbon; heuristic algorithms; logistics

收稿日期: 2022-09-30 修回日期: 2022-12-26

基金项目: 国家自然科学基金(62206313, 12161043, 61703183, 61573157); 浙江省自然科学基金(LGG19F030010)

第一作者: 庄鹤林(1998-), 男, 硕士生, 研究方向为智能计算、组合优化。E-mail: zhuanghl1998@163.com

通讯作者: 夏小云(1982-), 男, 教授, 博士, 研究方向为智能计算、调度优化。E-mail: xi Xiaoyun@zjxu.edu.cn

0 引言

化石燃料燃烧产生的温室气体是造成气候变化与全球变暖的主要原因^[1]。交通运输产业是全球第二大碳排放源, 减碳降耗是当前城市交通策略的主要目标之一^[2]。近十余年来, 电动汽车技术快速发展, 受到了越来越多的关注。国际能源组织分析了多个国家的电网, 认为使用电动汽车能够有效减少全球碳排放^[3]。研究发展电动汽车也是我国一个长远的、意义重大的战略目标^[4]。

电动汽车送货是物流公司的新趋势^[5]。由于充电站点少、续航里程较短等特性, 传统车辆路径问题(vehicle routing problem, VRP)^[6]被扩展为电动车路径问题(electric VRP, EVRP)。VRP 描述了如何使用一组有限数量的货车以最小的代价将给定的货物全部运输到客户手中去的问题。城市加油站设施完善, 且燃油汽车续航里程充足, VRPs 通常不考虑中途加油的代价。电动汽车路径问题源于 Erdoğan 等提出的绿色车辆问题(GVRP)^[7]。电动汽车仅靠电池续航往往无法完成完整的一趟送货, 中途可能需要充电是 EVRPs 与 VRPs 的主要区别。

EVRP 虽然是 VRP 的直接变体, 但由于充电约束的存在, VRPs 的求解方法通常不能直接用于求解 EVRPs^[8]。EVRP 相比 VRP 复杂得多, 其发展具有明确的理论和现实意义, 故本文将对 EVRP 及其变体的模型、求解方法和应用场景作一概述。

1 电动车路径问题模型

1.1 绿色车辆路径问题

GVRP 的提出背景为用清洁能源替代化石燃料, 而非仅仅针对电能^[7], 但其已具备电动车路径问题的雏形, 可认为是不考虑车辆容量(最大载重)的 EVRP^[9], 故本文在描述 GVRP 时仍采用“电动车”“充电站”“耗电率”“电量”等词。

GVRP 定义在无向完全图 $G = (V, E)$ 上。 $V = \{v_0 = 0\} \cup I \cup F = \{v_0, v_1, \dots, v_{n+s}\}$, 其中, v_0 为仓库; $I = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 为客户点集; $F = \{v_{n+1}, v_{n+2}, \dots, v_{n+s}\}$ 为充电站点集。 $E = \{(v_i, v_j) : v_i, v_j \in V, i < j\}$ 为边集, 边 (v_i, v_j) 对应一个非负距离 d_{ij} 。 GVRP 的目标为使用 m 辆电池容量为 Q 、单位距离耗电量为 r 的电动车配送货物给每一个客户, 使总路程最小。 GVRP 符合如下条件: ①车辆离开充电站时满电; ②每个客户有且仅有被服务 1 次; ③仓库可视为充电站; ④充电站可被访问任意次; ⑤车辆行驶中电量不能耗尽。图 1 给出了基本 EVRP 的一个例子。

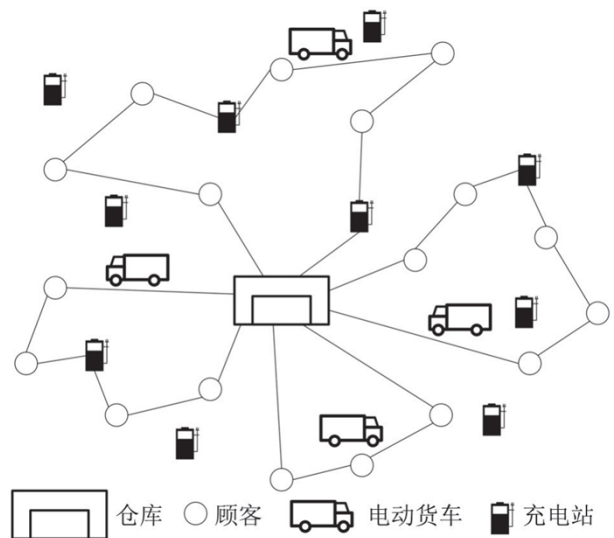


图 1 基本 EVRP 解例
Fig. 1 Solution of EVRP

充电站可被访问任意次, Erdoğan 等引入了 Bard 等提出的虚拟节点技术^[10]。定义虚拟充电站点集 $\Phi = \{v_{n+s+1}, v_{n+s+2}, \dots, v_{n+s+s'}\}$, 其中, 每个元素对应 1 个充电站点。 G 被扩展为 $G' = (V', E')$, 其中, $V' = I \cup \Phi$ 。定义模型所需的补充符号有 $I_0 = \{v_0\} \cup I$, $F' = F \cup \Phi$, $F_0 = \{v_0\} \cup F'$ 。决策变量: ①二进制数 x_{ij} , 值为 1 表示有车辆经过边 (i, j) , 为 0 表示无车辆经过边 (i, j) ; ②车辆在节点 j 时的剩余电量 y_j 。基本 GVRP 的数学模型如下。

<http://www.china-simulation.com>

(1) 目标

总路程最小化:

$$\min \sum_{i,j \in V', i \neq j} d_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

(2) 约束条件

确保每一个客户都有唯一后继:

$$\sum_{j \in V', j \neq i} x_{ij} = 1, "i \in I \quad (2)$$

确保充电站点(包括虚拟充电站点)最多有一个后继:

$$\sum_{j \in V', j \neq i} x_{ij} \leq 1, "i \in F_0 \quad (3)$$

确保任意节点的出入度相等:

$$\sum_{i \in V', j \neq i} x_{ji} - \sum_{i \in V', j \neq i} x_{ij} = 0, \forall j \in V' \quad (4)$$

限制最大车辆数为 m :

$$\sum_{j \in V' \setminus \{0\}} x_{0j} \leq m \quad (5)$$

车辆行驶过程中不断消耗电量:

$$y_j \leq y_i - r \cdot d_{ij} x_{ij} + Q(1 - x_{ij}), "j \in I, "i \in V', i \neq j \quad (6)$$

车辆离开充电站时满电:

$$y_j = Q, "j \in F_0 \quad (7)$$

确保在任何位置都有足够的电量返回仓库或通过某个充电点返回仓库:

$$y_j \geq \min\{rd_{j0}, r(d_{jl} + d_{l0})\}, "j \in I, "l \in F' \quad (8)$$

确保二进制完整性:

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, "i, j \in V', i \neq j \quad (9)$$

为符合实际场景的需要, GVRP 出现了一些变体, 如变速省油绿色车辆路径问题(fuel efficient GVRP with varying speed, FGVRPVS)^[11]、带时间窗的绿色异构车辆路径问题(heterogeneous fleet GVRP with time windows, HFGVRPTW)^[12]和考虑动态拥堵的多车型绿色车辆路径问题(multi-vehicle GVRP considering dynamic congestion, MGVRPDC)^[13]等。这些变体与后续发展产生的

EVRP 的变体有重合或类似, 本文不对这些变体详细描述, 重点放于EVRPs上。

1.2 电动车路径问题

随着电动车技术的发展, EVRP 逐渐成为了该领域的主流研究方向, 并演化出各种变体^[14]。

(1) 基本电动车路径问题

基本 EVRP 是 VRP 的直接扩展, 相比 GRVP 增加了容量(载重)约束^[8, 14-16]。在基本 GVRP 模型的基础上, 添加客户 $v_i \in I$ 对应的货物质量 b_i 和车辆容量 C ; 新增决策变量: 车辆到达节点 i 时的载重 u_i 。补充如下约束。

车辆配送过程中载重逐渐降低:

$$u_j \leq u_i - b_i x_{ij} + C(1 - x_{ij}), \quad "i \in V', "j \in V', i \neq j \quad (10)$$

保证车辆不超过车辆容量:

$$0 \leq u_i \leq C, \quad "i \in V' \quad (11)$$

基本 EVRP 不考虑客户的等待时间、车辆充电时间、车辆充电程度、车辆属性等现实存在的情况, 后续发展出了多种更加贴近实际的变体。

(2) 带时间窗的电动车路径问题

实际物流配送中, 考虑到客户的体验感, 需保证客户在一定时间范围内收到货物, 提出带时间窗的电动车路径问题(EVRPTW)^[17-21]。在 EVRPTW 中, 客户 $i \in \mathcal{I} \setminus \{0\}$ 关联一个时间窗 $[e_i, l_i]$, l_0 为路线的最大持续时间, 其他时间窗规定了客户收到货物的时间范围。已知每条边 (v_i, v_j) 的行驶耗时为 t_{ij} 。新增决策变量: 车辆到达节点 i 的时间 τ_i 。EVRPTW 的目标是使每个客户在他们各自的时间窗内收到货物, 即要求符合式(12)。

$$e_i \leq \tau_i \leq l_i, \quad "i \in \mathcal{I} \setminus \{0\} \quad (12)$$

除了 t_{ij} , τ_i 具体的计算还受客户的服务时间、车辆充电时间、充电策略等影响, 其计算式由具体问题决定。

普通 EVRPTW 严格限制了各个客户接受到服务的时间区间, 即硬时间窗。但这种严格限制与实际情况存在偏差, 带软时间窗的电动车路径问题(EVRPSTW)解决了这一问题, 其允许违反时间窗服务顾客, 但会对该行为给予惩罚^[22]。

(3) 非线性充电的电动车路径问题

非线性充电的电动车路径问题(EVRP with nonlinear charging function, EVRPNL)考虑了车辆的充电耗时, 其优化目标不再是简单的总路程,

而是路程与耗时等多目标^[23-24]。

经典充电函数如图2所示。

(4) 部分充电的电动车路径问题

基本 EVRP 强制车辆在充电站充满电后再离开, 对于考虑充电代价的场景, 可以通过部分(不

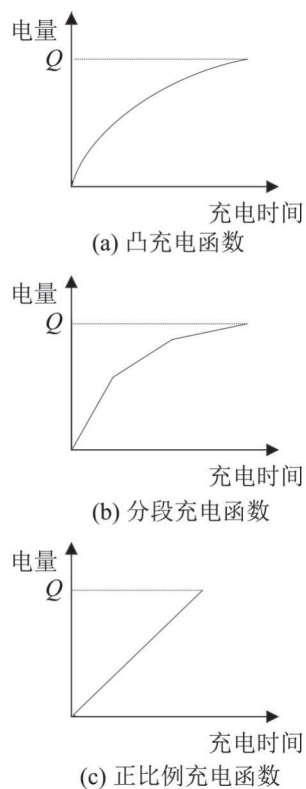


图2 经典充电函数

Fig. 2 Classical charging functions

根据电池的特性, 学者们为EVRPNL设计的充电函数通常为电池电量随充电进程减速增长直至满电的凸函数, 即当电量低时, 充电速度快, 而电量较高时, 充电速度会趋慢, 如图2(a)所示; 为简化函数, 也可以使用分段函数(折点)拟合的凸函数作为充电函数, 如图2(b)所示; 当充电函数为正比例函数(满电前)时, 该问题退化为线性充电的电动车路径问题, 如图2(c)所示。

完全)充电的方式进一步降低目标函数值, 由此引出了部分充电的电动车路径问题(EVRP with partial recharges, EVRPPR)^[20,23,25]。

EVRPPR 允许车辆在不违反电量约束的情况下自主选择充电程度, 但该机制的引入也使得 EVRPPR 的求解难度相比 EVRP 大大提高。

(5) 异构电动车路径问题

基本 EVRP 默认 m 辆车同质, 即电池容量和车辆容量均为 Q 和 C , 异构电动车路径问题(EVRP with heterogeneous fleet, EVRPHF)扩展了该描述, 为车辆 i 独立定义电池容量 Q_i 、车辆载重 C_i 以及其他需要的属性^[26]。相比 EVRP, EVRPHF 在车队组成方面更加灵活。

(6) 带回程取货的电动车路径问题

为提高效率, 一些物流公司将从仓库送货给客户与从客户手中收取寄件回仓库 2 个任务合并, 由此引出了带回程取货的车辆路径问题(VRP with backhauls, VRPB)。在 VRPB 中, 客户被划分为取件

客户与寄件客户, 车辆在经过取件客户时载重减少相应货件的质量, 反之, 增加寄件客户相应货件的质量。带回程取货的电动车路径问题(EVRP with backhauls, EVRPB)^[27]在其基础上添加了电动车相关的约束。

(7) 混合车型的电动车路径问题

由于电动车技术和相应基础设施仍处在发展阶段, 混合车型的电动车路径问题也受到学者关注。混合车型的电动车路径问题分为 2 种: ①同时调度电动车与燃油车的车辆路径问题(mixed EVRP, MEVRP)^[26,28]; ②使用油电混合动力的电动车路径问题(hybrid EVRP, HEVRP)。

电动车的能源成本较低, 但需要耗费一定的充电时间, 而燃油车能源成本高, 但加油时间可忽略不计。MEVRP 旨在同时调度 2 种车型使得与能源成本和时间相关的目标值降至最低, 是比较符合当前实际的模型。

HEVRP 中使用的车辆为电能燃油双动力车

辆, Mancini 假设车辆在电能耗尽后立即切换为燃油模式^[29]。

(8) 电动车选址路径问题

当前电动车配套基础设置还不完善, 而一般 EVRPs 是建立在充电站已经全部建成前提下的。电动车选址路径问题 (electric vehicle location-

routing problem, EVLRP)^[30-34] 将选址问题引进 EVRP, 要求算法在求解路径问题的同时给出充电站选址方案, 符合实际需求。选址一般由算法生成或在给定的候选位置中选择。

综上, 电动车辆路径问题的主要模型发展与关系如图3所示。

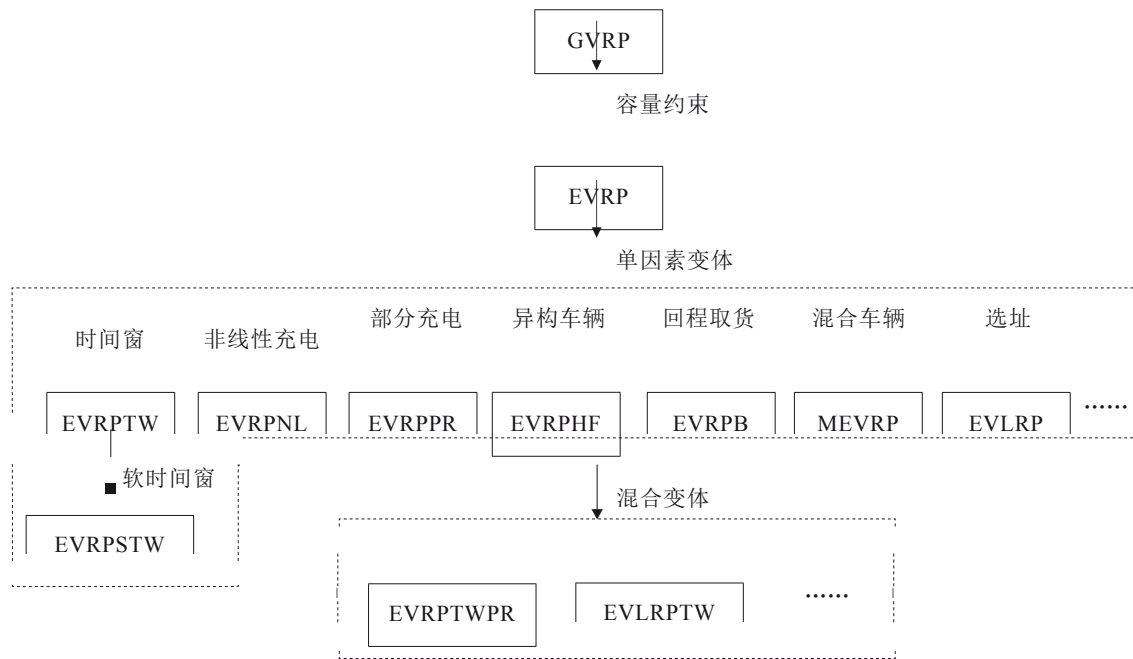


图3 EVRP模型分类
Fig. 3 EVRP classes

本文在描述时根据单个因素划分变体, 但许多研究往往不止关注一个因素, 而是综合考虑多个因素。此外, 不同学者研究的同一类型的变体也可能存在细节差异, 这种差异会体现在数据集的字段中。

1.3 优化目标

(1) 路程最短

以车辆的行驶总路程最短为目标是最简单的方案^[7-8, 14-15, 17], 通常在简单模型或有模型简化需求时使用。

(2) 时间最短

对于考虑了行驶时间和充电时间等因素的模型, 往往会选择最小化时间成本方案^[23-24, 35]。该方案通常包含了尽量减少路程的需求, 因为行驶时间往往是优化目标的一部分。不过也有学者单独以总充电时间作为优化目标^[20]。

(3) 自定义成本

将其他因素作为优化目标, 以更符合实际需求, 如车辆成本、电能成本和时间窗惩罚成本(客户不满意度)等^[17-18]。对于 EVRPSTW 及其混合变体, 时间窗惩罚成本是一个重要优化目标。

总体来讲, EVRPs 的优化目标可以很简单, 也可以很复杂, 需要针对具体模型、实际需求和算法性能进行合适的设置。

2 基准数据集

2.1 EVRP 基准数据集

无论变体如何发展, 基本 EVRP 的求解是该系列问题的关键。本节介绍由 Christofides 等提出的带容量约束的车辆路径问题(capacitated VRP, CVRP)基准数据集^[36]扩展的 EVRP 基准数据集^[15]。

EVRP 基准数据集分为小规模算例集和大规模算例集两部分, 基本信息分别如表 1~2 所示。

<http://www.china-simulation.com>

表 1 EVRP 基准小规模算例集信息

Table 1 Details of small-scale EVRP benchmark instances

算例	客户数	充电站数	电池容量	车辆容量
E22	21	8	94	6 000
E23	22	9	190	4 500
E30	29	6	178	4 500
E33	32	6	209	8 000
E51	50	9	105	160
E76	75	9	98	220
E101	100	9	103	200

表 2 EVRP 基准大规模算例集信息

Table 2 Details of large-scale EVRP benchmark instances

算例	客户数	充电站数	电池容量	车辆容量
X143	142	4	2 243	1 190
X214	213	9	987	944
X351	350	35	649	436
X459	458	20	929	1 106
X573	572	6	1 691	210
X685	684	25	911	408
X749	748	30	790	396
X819	818	25	926	358
X916	915	9	1 591	33
X1001	1 000	9	1 684	131

算例的维度为客户数加 1(仓库)。小规模算例以“E 维度”命名,大规模算例以“X 维度”命名。从客户数量看,该数据集涵盖了大部分场景。

该数据集所用的数学模型与式(1)~(11)一致,除了表 1~2 的信息,还给出了每个节点的二维欧几里得空间坐标与车辆的耗电率,其中,小、大规模算例的耗电率分别是 1.2 和 1。需要一提的是,虽然 EVRP 基准数据集中保留了车辆数这一信息,但对于基本 EVRP 不起作用,因为仓库也视为充电站,并且目标函数不考虑时间,所以,无论解中有多少条路线,都可以视为由一辆车完成。

为对该数据集有一个更清晰的认识,绘制其节点空间分布图,如图 4~5 所示,其中,红色正方形表示仓库、绿色三角形表示充电站、蓝色圆形表示客户节点。

从图 4~5 中可以更清晰地看出各算例间的分布差异。EVRP 基准测试集包含了各种分布情况,有客户均匀分布在仓库周围的,也有客户集中在仓库的某一个或几个方向的,且集中情况也各有不同,能对算法性能进行综合的测试。

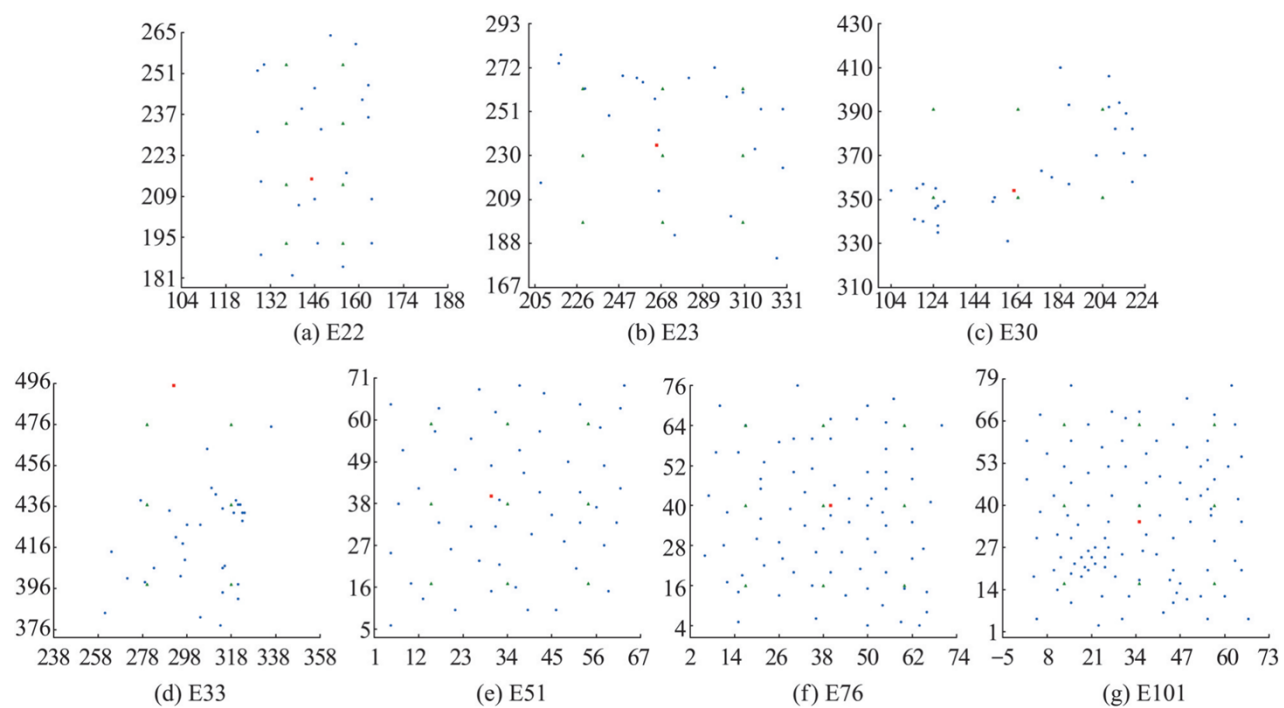


图4 EVRP 基准小规模算例节点分布图

Fig. 4 Nodes distribution of small-scale EVRP benchmark instances

<http://www.china-simulation.com>

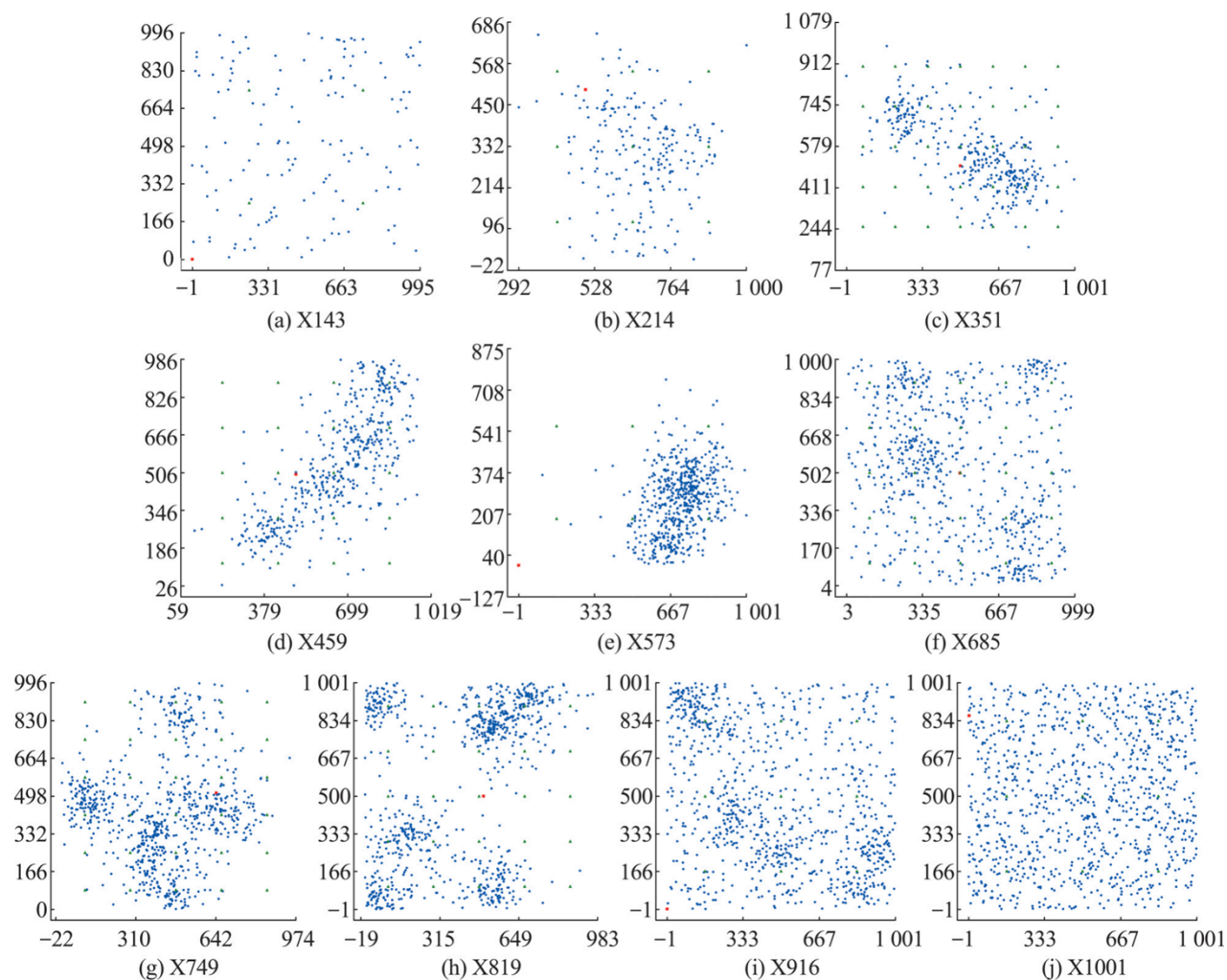


图5 EVRP 基准大规模算例节点分布图

Fig. 5 Nodes distribution of large-scale EVRP benchmark instances

2.2 EVRPTW 基准数据集

EVRPTW 基准数据集由Solomon 数据集^[37]扩展得到，也使用二维欧几里得空间坐标。该数据集无车辆数限制，除了基本EVRP 的信息，还添加了电动车充电速度、车速和每个节点的时间窗。其中，所有算例电动车充电速度和车速都是 1；仓库和充电点的时间窗开始时间都为0，时间窗结束时间为给定的最大结束时间，客户节点的时间窗单独设置。

该数据集的算例数较多，本文不再列表展示其基本信息。此外，许多算例使用相同的节点分布，仅在电池容量、车辆容量和充电速度等车辆

属性上所有变动，故本文仅挑选部分算例进行节点分布展示，如图 6 所示。其中，红色正方形表

示仓库、绿色三角形表示充电站、蓝色圆形表示客户节点。该数据集以在仓库相同的位置设置一个充电站的方式来实现仓库可视为充电站这一要求。

。总体来看，EVRPTW 基准算例的客户节点大多是均匀散布在仓库四周，没有在节点分布上过多干

3 EVRPs 的求解方法

扰算法的判断，偏向于测试算法在不同车辆属性下的表现。

CVRP 本身属于 NP-hard 问题，其求解已十分具有挑战性。而 EVRP 作为 CVRP 的扩展，求解难度更是上了一个台阶。正因如此，相比新的扩展

<http://www.china-simulation.com>

模型的提出, EVRPs 的求解研究相对较少, 亟待更进一步的研究。目前, 用于求解EVRPs 的方法

主要有数学软件法、精确算法、启发式算法, 以及机器学习算法。

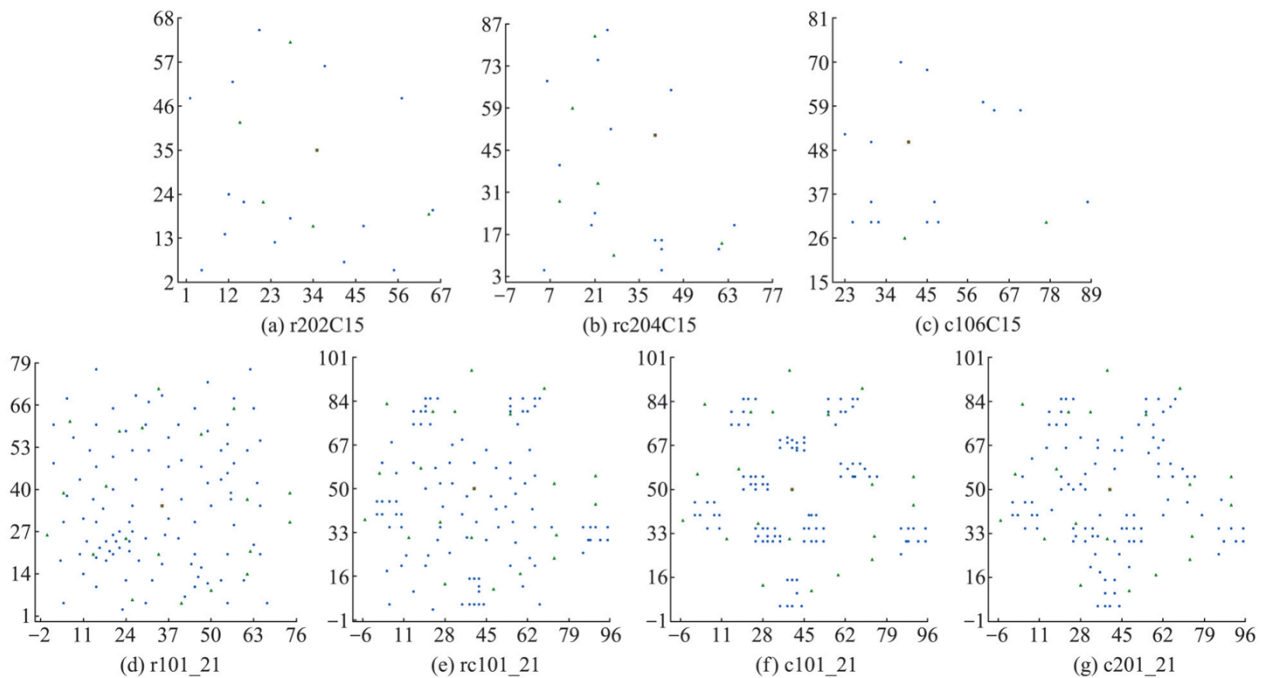


图6 EVRPTW 基准数据集部分算例节点分布图

Fig. 6 Node distributions of some EVRPTW benchmark instances

3.1 数学软件法

数学软件是求解 EVRP 容易实现的方法, 只需建立问题对应的整数线性规划模型 (mixed integer linear program, MILP), 再直接使用数学软件求解即可。

Zuo 等^[26]对EVRP进行了MILP 的模型描述, 并使用数学软件AMPL/CPLEX 求解。但其实验较为简单, 所用算例仅为其改编的一个维度为21的算例, 初步验证了使用数学软件求解EVRP的可行性。

Keskin 等^[38-39]通过 CPLEX 结合自适应大规模邻域搜索算法 (adaptive large neighborhood search, ALNS) 的方式求解了 EVRPSTW。其目标函数综合考虑了时间、耗电和客户满意度(迟到惩罚)等。为求解更大规模的算例, 他们使用ALNS 搜索邻

域, 再通过 CPLEX 优化获得的路线。对于 ALNS 获得的路线, 通过充电策略进一步增强。实验结果表明: 对于小规模算例, 其所提算法在求解质

量和时间上均优于CPLEX。

虽然使用数学软件求解容易实现,但有效性仅限于小规模算例。软件算法的通用性较强,主要是运筹学算法和一些启发式策略,由软件设计者控制,难以人为地对其进行灵活的调整。随着问题维度的增加,该方法求解时间过长,不可接受。在求解大规模算例时,需要结合其他算法。许多文献将纯软件求解的结果作为标准,以对比其提出的算法,在此层面上来看,该方法仍具有研究意义。

3.2 精确算法

精确算法主要为运筹学方法,包括单纯形法、列生成法、分支定界法、分支剪枝法和分支定价法等。其中,分支定价法是求解EVRPs的主要精确算法,由分支定界法和列生成法组成,原理较为复杂,本文不再解释。

Ceselli 等^[40]提出了一种依赖路径编码的分支定价法,用于求解多充电技术的电动车路径问题。

<http://www.china-simulation.com>

以上内容仅为本文档的试下载部分,为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文,请访问: <https://d.book118.com/616050211125011003>