

电力-交通融合研究综述：模型、算法与关键问题

杨蒙¹, 陈玥¹, 徐潇源², 王晗², 魏韩³

(1. 香港中文大学机械与自动化工程学系, 香港 999077;

2. 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室(上海交通大学), 上海市 200240;

3. 电力系统及发电设备控制和仿真国家重点实验室(清华大学), 北京市 100084)

摘要: 电动汽车数量的大幅增长显著促进了电力系统和城市交通系统的深度融合, 机遇与挑战并存, 电力-交通融合相关研究方兴未艾。文中首先按照时间尺度、应用条件梳理了常见的交通分配模型, 并在此基础上对电力-交通系统的耦合架构与建模方法进行归纳。进一步, 针对电力-交通耦合系统中的非凸非线性项、多主体参与、不确定性管理等难题, 总结了有效的应对算法。然后, 详细阐述了电力-交通耦合系统扩展规划、经济运行、低碳运行、点对点交易、故障恢复等关键问题的研究进展。最后, 从共享电动汽车、氢燃料电池汽车、移动充电站等研究对象方面和数据驱动、在线优化等研究方法方面分析与展望了未来电力-交通耦合系统的关键技术。

关键词: 电力-交通系统; 新能源; 耦合架构; 关键问题; 博弈论

0 引言

作为仅次于能源产业的全球温室气体第二大排放源, 交通领域减排任务艰巨。积极推动交通电气化进程是全球应对气候变化、减少温室气体排放的重要策略之一。电力系统与交通系统在不同空间维度上呈现出不同耦合的形式。在几百至几千公里的较大空间规模下, 高速公路、运输铁路、跨省跨区道路的交通网络与输电网络通过无线充电公路、城市轨道交通、高铁、供电轨道、电力牵引网等枢纽相互耦合; 在几十至几百公里的较小空间规模下, 城市交通道路与城市配电网通过电动汽车(electric vehicle, EV)、插电式混合动力汽车、充电站等枢纽相互耦合。本文重点关注新能源汽车和城市配电网方面的研究。发展EV、氢燃料电池汽车(hydrogen fuel cell vehicle, HFCV)、插电式混合动力汽车等新能源汽车以替代传统燃油汽车(gasoline vehicle, GV), 已经成为各国政府、企业和民众的共识。中国国务院办公厅在2020年11月发布《新能源汽车产业发展规划(2021—2035年)》, 明确提出推动新能源汽车与能源、交通、信息通信融合发展, 加快形成快充为主、慢充为辅的高速公路和城乡公共充电

网络, 推动大功率充电、无线充电等新型充电技术研发, 到“十四五”末满足2000万辆EV的充电需求^[1]。

EV是全球汽车产业转型的核心驱动力, 得益于政府的政策支持, 其市场前景广阔。预计至2040年, EV有望占据全球汽车市场约57%的份额。EV兼具出行工具和移动负荷的双重特性, 可以通过车网互动(vehicle-to-grid, V2G)技术参与电网调节获取经济效益。电池技术的快速发展进一步改善了以特斯拉、比亚迪、蔚来等品牌为代表的EV续航能力, 使其在无须中途充电仍可拥有300~700 km的行驶里程^[2]。

EV和充电设施的快速发展促使电力系统和交通系统的联系更加密切, 深度融合的电力-交通耦合系统正逐步形成^[3]。从电力系统角度看, 受交通网络结构、用户出行需求和道路阻塞状况等影响的EV充电负荷改变了电网潮流分布, 给可控资源稀缺的配电网安全稳定运行带来新机遇。从交通系统角度看, 充电站的容量和位置、充电速率、充电价格等因素也会影响用户出行路径选择和充电决策, 并反过来影响交通流的实际分布。

电力-交通耦合系统呈现出以下特点: 1) 涉及主体众多, 利益协调困难, 且数据隐私保护面临巨大挑战; 2) 故障传播机理更加复杂, 易形成连锁反应, 但面对极端事件时的应急响应和故障恢复手段更加丰富; 3) 随机因素来源更为广泛, 多重不确定性精确建模困难且连锁传播风险大。

收稿日期: 2024-03-05; 修回日期: 2024-09-01。

上网日期: 2024-10-11。

国家自然科学基金联合基金资助项目(U2166201); 国家自然科学基金资助项目(52107116)。

目前,电力-交通耦合系统的研究方兴未艾,但较少研究对电力-交通系统的耦合架构、常用模型、求解难题等进行深度整理。本文旨在全面梳理电力-交通领域当前研究进展,为该领域研究者提供参考,以促进两个系统之间的深度融合。本文总结了电力-交通耦合系统的架构与模型,归纳了耦合系统三大求解难题的应对算法,探讨了耦合系统扩展规划、经济运行、低碳运行、点对点(peer-to-peer,P2P)交易、故障恢复等关键问题研究进展,并对具有潜力的研究方向进行了展望。

1 电力-交通耦合系统架构

电力系统与交通系统耦合涉及电网运营商、交通管理部门、车主、充电站运营商等多个利益主体,彼此之间存在复杂的信息和利益交互。按照不同主体之间的相互关系,将电力-交通耦合系统归类为电网-EV 直接交互、电网-充电站运营商/EV 聚合商-EV 交互、电网-交通运营商-EV 交互、政府-系统运营商-EV 交互等 4 种架构。

1.1 电网-EV 直接交互架构

第 1 种架构下,充电设施隶属于电网,不考虑其他主体,EV 作为独立理性主体与电网直接交互,如图 1 所示。其数学模型多采用固定点问题表征的均衡模型^[4]。电网运营商通过从上级电网购电和内部电源发电,在满足配电网充电负荷、常规负荷需求和安全运行约束下最小化系统运行成本,车主进行出行路径和充电决策以最小化出行成本。

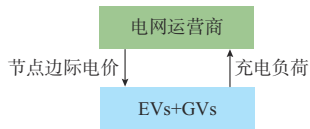


图 1 电网-EV 直接交互架构
Fig. 1 Power grid-EV direct interaction architecture

1.2 电网-充电站运营商/EV 聚合商-EV 交互架构

第 2 种架构下,在电网和车辆之间存在充电站运营商或 EV 聚合商^[5]等其他中间利益主体,如图 2 所示。充电站运营商或者 EV 聚合商作为单独的利益主体以自身利益最大为运营目标,从配电网购电并制定充电价格引导车流和充电负荷分布;车主以出行时间和费用成本最小为目标进行出行路径和充电决策。上述上层充电价格制定-下层 EV 充放电调度的主从关系常用 Stackelberg 博弈模型来表征^[6]。当网络中存在多家充电站运营商时,运营商之间存在竞争和博弈关系,运营商与车主间构成 Nash-Stackelberg-Nash 博弈^[7]。进一步考虑电网与充电站运营商间的购售电关系,建模为 3 层优化

结构^[8]。

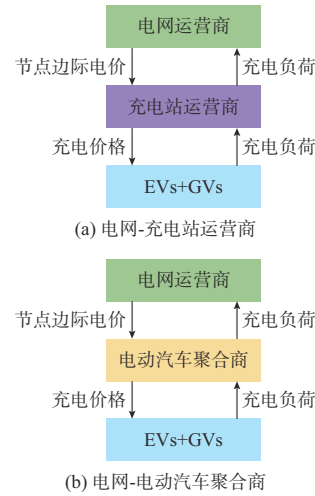


图 2 电网-充电站运营商/EV 聚合商-EV 交互架构
Fig. 2 Power grid-charging station operator/EV aggregator-EV interaction architecture

1.3 电网-交通运营商-EV 交互架构

第 3 种架构下,交通运营商设置道路通行费引导车流分布,将拥挤道路的车流疏导到闲置道路以进一步降低所有车辆出行成本。在此架构下,交通运营商和电网运营商存在两种关系:1)由城市管理者统一管理电网与交通网,进行协同定价以引导交通流和充电负荷分布实现耦合系统的最优运行,构成上层协同优化-下层车流用户均衡的双层优化模型^[9],如图 3(a)所示;2)二者独立运营构成非合作博弈,且与车主间构成 Nash-Stackelberg-Nash 博弈^[10],如图 3(b)所示。

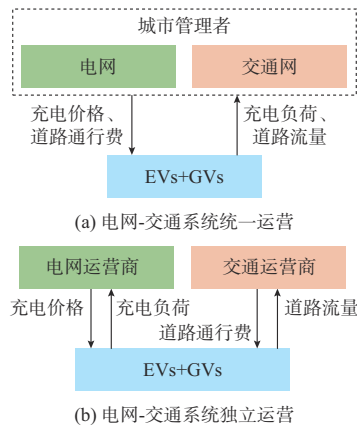


图 3 电网-交通运营商-EV 交互架构
Fig. 3 Power grid-transportation operator-EV interaction architecture

1.4 政府-系统运营商-EV 交互架构

第 4 种架构下,由政府设置费用限制以协调电力系统和交通系统运营,构成 3 层优化模型^[11],见图

4. 上层由政府优化道路通行费与充电服务费限制,中层由电网运营商和交通运营商分别以发购电成本最小和通行时间最短为目标设置充电服务费和道路通行费,下层车辆根据实际费用进行车流分布。

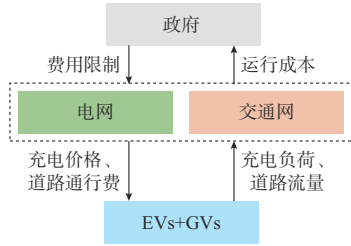


图4 政府-电网-交通运营商-EV交互架构
Fig. 4 Government-power grid-transportation operator-EV interaction architecture

2 电力-交通耦合系统常用模型

配电网模型和交通分配模型是电力-交通耦合系统的两类主要模型,也是第1章4种耦合架构的建模基础。本章简述配电网模型,详细总结不同类型的交通分配模型。

2.1 配电网模型

在电力-交通耦合系统现有研究中,电网模型多采用二阶锥松弛^[12]或者线性化^[13]的配电网交流最优潮流模型,少数采用直流最优潮流模型^[14]。已有众多研究深入介绍电网模型,本文不再赘述。

2.2 不同类型的交通分配模型

在交通网络中,交通流按照一定原则分配到各个道路上。表1展示了主流的交通分配模型,按时间尺度可归类为静态、半动态与动态。其中,静态交通分配模型的时间尺度在90 min以上,一般用于单时段的交通分配问题;在不同假设下可进一步分为经典用户均衡、随机用户均衡、部分用户均衡、混合用户均衡、系统最优状态等类型;半动态与动态交通分配模型的时间尺度分别在15~90 min与小于15 min,二者常用于多时段的交通分配问题^[15]。

表1 交通分配模型总结
Table 1 Summary of traffic allocation model

类别	时间尺度	计算负担	具体类型
静态	>90 min	小	经典用户均衡 ^[16-20] 、随机用户均衡 ^[21-24] 、部分用户均衡 ^[25] 、混合用户均衡 ^[26-27] 、系统最优状态 ^[28-29] 、系统最优状态+用户均衡 ^[30] 、考虑弹性交通需求/距离限制/出行成本预算/环境意识的用户均衡等 ^[19, 31-33]
动态	<15 min	大	动态交通分配 ^[34-37]
半动态	15~90 min	中	半动态交通分配 ^[38-41]

尽管交通领域已经形成了较为成熟的交通分配模型,但现有模型大多基于GV。大规模EV接入后,交通分配模型需要考虑EV的充电决策、里程焦虑、充电站排队效应等物理问题,且不同类型的交通分配模型在不同时间尺度下更新交通流并与电网潮流模型交互。

2.2.1 静态交通分配模型

1) 经典用户均衡模型

该模型遵循了Wardrop均衡原则,即交通网络达到均衡状态的条件是:所有正在使用的路径具有相同的出行成本,且这一成本为所有可能路径中的最小值;同时,任何未被使用的路径的出行成本都不低于这个最小值。记在起讫点(origin-destination, OD)对 w 之间的最小出行成本为 λ_w ,选择出行路径 p 的车流量为 f_{pw} ,则用户均衡准则可表示为如下互补松弛形式^[16-19]:

$$0 \leq f_{pw} \perp (c_{pw} - \lambda_w) \geq 0 \quad (1)$$

式中: c_{pw} 为选择路径 p 时的出行成本,若仅考虑道路通行时间,其表达式如式(2)所示。

$$c_{pw} = \sum_{a \in A} y_{pa} t_a(x_a) \quad (2)$$

式中: A 为所有道路集合; y_{pa} 为道路-路径关系系数,当道路 a 属于路径 p 时其值为1,否则为0; t_a 为道路 a 的通行时间; x_a 为道路 a 的交通流量。

式(1)形式难以直接求解,为此常将其等价为一个严格凸交通分配问题的最优性条件。等效转化的交通分配模型的目标函数为道路通行时间函数 $t_a(x_a)$ 积分值之和最小。当考虑EV出行的充电站等待时间、充电时间、充电电费、充电接入费、道路通行费等多项成本时,含EV的经典用户均衡模型可表述为^[20]:

$$\min \lambda \left(\sum_{a \in A} \int_0^{x_a} t_a(\tau) d\tau + \sum_{c \in C} \int_0^{x_c} t_c(\tau) d\tau + \sum_{c \in C} \frac{d_c}{P_c} \right) + \sum_{a \in A} \beta_a x_a + \sum_{c \in C} \sigma_c x_c + \sum_{c \in C} \theta_c d_c \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{p \in P_w} f_{pw} = q_w \quad \forall w \in W \quad (4)$$

$$f_{pw} \geq 0 \quad \forall p \in P_w, w \in W \quad (5)$$

$$x_a = \sum_{w \in W} \sum_{p \in P_w} f_{pw} y_{pa} \quad \forall a \in A \quad (6)$$

$$x_c = \sum_{w \in W} \sum_{p \in P_w} f_{pw} r_{pc} \quad \forall c \in C \quad (7)$$

$$d_c = \sum_{w \in W} \sum_{p \in P_w} F_{pc} f_{pw} \quad \forall c \in C \quad (8)$$

$$\begin{cases} \beta_a \geq 0 \\ \sigma_c \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中: C 为充电站集合; P_w 为OD对 w 之间车辆出行

的所有可能路径的集合; t_c 为充电站 c 的充电等待时间; F_{pc} 、 d_c 、 P_c 分别为路径充电功率、充电站 c 的总充电功率和额定功率; β_a 、 σ_c 和 θ_c 分别为道路 a 的通行费、充电站 c 充电接入费和充电价格; q_w 为所有用户在 OD 对 w 之间的出行需求; W 为所有 OD 对的集合; r_{pc} 为充电站 c -路径 p 的关系系数; x_c 为充电站 c 的流量; λ 为时间成本因子。约束式(4)将所有车辆出行需求进行路径分配; 约束式(5)表示所有路径流量非负; 约束式(6)表征道路流量与路径流量之间的关系; 约束式(7)、式(8)分别表示充电流量、充电负荷与路径流量之间的关系; 约束式(9)保证道路通行费和充电接入费非负。

2) 随机用户均衡模型

经典用户均衡模型假设所有车主是完全理性的、知道真实的路况且对出行成本有准确的认知, 而现实中车主在出行路径选择时对出行成本存在一定的认知偏差^[21-24]:

$$C_{pw} = c_{pw} + \varepsilon_{pw} \quad (10)$$

式中: C_{pw} 、 ε_{pw} 分别为认知的出行成本和误差项。

假设误差项是独立一致的耿贝尔(Gumbel)分布, 车主选择路径 p 的概率为:

$$P_{pw} = \frac{e^{-\theta c_{pw}}}{\sum_j e^{-\theta c_{pj}}} \quad (11)$$

式中: θ 为用于衡量车主对真实出行成本认知偏差程度的正参数。

当 $\theta \rightarrow \infty$ 时, 式(11)趋近于经典用户均衡模型; 当 $\theta \rightarrow 0$ 时, 车主将忽视出行成本进行随机选择, 车流呈现均匀分布。随机用户均衡可由式(12)所示凸优化模型等效求得, 其中, 最后一项量化路径选择对出行成本的影响, 其等效性详细证明见文献[22]。

$$\min \sum_{a \in A} \int_0^{x_a} t_a(\tau) d\tau + \frac{1}{\theta} \sum_{w \in W} \sum_{p \in P_w} f_{pw} (\ln f_{pw} - 1) \quad (12)$$

3) 部分用户均衡模型

在电力-交通耦合系统中, 一旦发生交通事故, 如图5所示, 事故路段将被关闭, 这将直接影响事故地点附近的交通流量和充电需求。



图5 事故后车辆重新寻路

Fig. 5 Rerouting behaviors of vehicles after contingency

距离事故节点较远的车辆不受影响, 但事故道路附近车主需要重新寻找出行路径和充电节点, 局

部交通流将会重新分配, 新的均衡状态如下^[25]:

$$\sum_{p \in P_{rs}} f_{p,rs} = q_{rs} \quad (13)$$

$$x_a = x_{a0} + x_{as} \quad \forall a \in A \quad (14)$$

$$\frac{t_{as}}{t_{a0}} \leq R_M \quad \forall a \in A \quad (15)$$

式中: r 、 s 分别为事故节点和目标节点; $f_{p,rs}$ 、 q_{rs} 分别为重新寻路的路径流量和出行需求; x_{a0} 、 x_{as} 分别为原始和事故后重新寻路的道路车流; t_{a0} 、 t_{as} 分别为事故前、后的道路出行时间; R_M 为道路出行时间的可靠性指标。式(13)表示事故节点到目标节点重新寻路的车流平衡约束; 式(14)表示重新寻路后的道路流量; 式(15)表示重新寻路后的道路通行时间需满足的可靠性约束。

4) 混合用户均衡模型

GV 与 EV 在相当长一段时间内仍会同时存在, 延伸的混合用户均衡模型将道路分为实际的常规道路、虚拟的充电道路和辅助道路。针对 GV 和 EV 分别应用用户均衡准则, 见式(16)、式(17), 常规道路流量同时包括 GV 流量和 EV 流量, 见式(18)^[26-27]。

$$0 \leq f_{pw}^g \perp (c_{pw}^g - \lambda_{pw}^g) \geq 0 \quad (16)$$

$$0 \leq f_{pw}^e \perp (c_{pw}^e - \lambda_{pw}^e) \geq 0 \quad (17)$$

$$x_a^{rg} = x_a^{rg,g} + x_a^{rg,e} \quad \forall a \in A \quad (18)$$

式中: f_{pw}^g 、 f_{pw}^e 分别为 GV 和 EV 的路径流量; c_{pw}^g 、 c_{pw}^e 分别为 GV 和 EV 的出行成本; λ_{pw}^g 、 λ_{pw}^e 分别为 GV 和 EV 的最小出行成本; $x_a^{rg,g}$ 、 $x_a^{rg,e}$ 和 x_a^{rg} 分别为道路 GV、EV 流量和总车流量。

5) 系统最优状态模型

该模型遵循 Wardrop 第二原理, 即假设存在交通运营商代表所有车辆制定出行和充电计划, 整个系统按照总体运行成本最低进行交通分配^[28-29]:

$$\begin{cases} \min \sum_{a \in A} t_a(x_a) x_a \\ \text{s.t. 式(4)—式(9)} \end{cases} \quad (19)$$

系统最优和用户均衡是交通系统运行的两种方式, 但系统最优要求所有车辆为最小化社会成本共同努力, 在实际运行中不易实现。

6) 系统最优+用户均衡模型

当存在车辆调度平台能够调度部分车辆的出行和充电计划时, 该部分车辆将基于系统最优准则以最小化出行成本为目标进行调度; 同时, 另一部分车辆仍然遵循用户均衡原则进行分配。为得到整个系统的均衡状态, 两个模型需要进行迭代交互, 直至达到一个稳定状态^[30]。

7) 其他模型

除了以上模型外, 一些研究建立了弹性交通需

求^[31]、距离限制^[19]、出行成本预算^[32]、Nesterov模型^[33]等的静态交通分配模型。

2.2.2 动态交通分配模型

动态交通分配模型主要用于短期交通流预测与控制中,其计算负担较大但可提供准确的交通流动态信息^[34-37]。动态交通流下的流量守恒见图6。

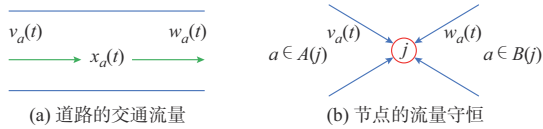


图6 动态交通流量守恒
Fig. 6 Dynamic traffic flow conservation

道路 $a \in A$ 在时段 t 的交通流可表示为:

$$x_a(t) = x_a(t-1) + v_a(t-1) - w_a(t-1) \quad \forall a \in A, t \in T \quad (20)$$

式中: $v_a(t)$ 、 $w_a(t)$ 分别为道路 $a \in A$ 在时段 t 的流入、流出量。

在考虑连续时间变化时,动态交通流的微分形式见式(21)。

$$\frac{dx_a(t)}{dt} = v_a(t) - w_a(t) \quad \forall a \in A, t \in T \quad (21)$$

节点 j 处流入节点的交通流量与流出节点的交通流量相等,即

$$\sum_{a \in A(j)} v_a(t) = \sum_{a \in B(j)} w_a(t) \quad \forall t \in T \quad (22)$$

式中: $A(j)$ 和 $B(j)$ 分别为节点 j 处上级道路与下级道路集合。

扩展到动态用户均衡准则的 Wardrop 均衡条件形式如下^[35]:

$$0 \leq f_{pw}(t) \perp (C_{pw}(t) - \lambda_w(t)) \geq 0 \quad (23)$$

动态交通分配也存在系统最优状态等形式。

2.2.3 半动态交通分配模型

相较于静态和动态模型,半动态交通分配模型在实用性和计算负担间提供了一种折中方案。

$$r_{w,t} = \sum_{p \in P_w} \frac{f_{pw,t} t_{pw,t}}{\tau} \quad \forall w \in W, t \in T \quad (24)$$

$$q_{w,t}^{\text{mod}} = q_{w,t} + \frac{1}{2} r_{w,t-1} - \frac{1}{2} r_{w,t} \quad \forall w \in W, t \in T \quad (25)$$

$$\sum_{p \in P_w} f_{pw,t} = q_{w,t}^{\text{mod}} \quad \forall w \in W, t \in T \quad (26)$$

式中: $r_{w,t}$ 为剩余流量; $f_{pw,t}$ 、 $t_{pw,t}$ 分别为路径流量和出行时间; $q_{w,t}$ 、 $q_{w,t}^{\text{mod}}$ 分别为修正前、后的出行需求。

式(24)表示不能在相应时段内到达目的节点的剩余交通流量,式(25)表示修正前后出行需求差值为一半相邻时段剩余流量差值,式(26)表示各时段路径流量之和为修正后出行需求^[38-41]。

3 电力-交通系统三大求解难题应对算法

相较于一般电力需求响应问题,电力-交通系统中交通网络模型存在着更多的非凸非线性项,例如排队等待时间函数项、路段自由行驶时间函数项、碳排放函数项等,其处理技巧更加复杂;涉及主体更多,既包括电力系统中的电网运营商、各发电机组、电力用户等,也包括交通系统中的交通运营商、各类车辆等,甚至包括政府、通信企业等其他主体,而其中EV同时承担电网负荷和交通出行工具双重角色;不确定性来源更为广泛,交通网的耦合引入充电负荷、出行需求、道路容量等多重不确定性,且容易传播,例如充电站位置和容量变化引发邻近路段交通流量不确定性和配电网节点负荷不确定性。

对于目前面临的非凸非线性项、多主体参与、不确定性管理等电力-交通系统求解难题,本章对有效的应对算法进行总结。

3.1 非凸非线性项难题

交通网模型中存在大量的非凸非线性项,难以直接用商业求解器求解。为应对这一挑战,现有研究常采用线性化和凸松弛两类方法近似得到可高效求解的模型,总结如表2所示。

线性化方法采用一系列混合整数线性约束近似替代原有的非线性项,不同的线性化方法有不同的应用场景。大 M 法用于转化 Wardrop 用户均衡准则中的变分不等式项,其中 M 值的选择是关键; M 太大可能存在数值稳定性问题,太小则会导致最优解在可行域外^[22,26,42]。传统分段线性化方法均匀设置分段间隔,操作简单但会引入大量0-1变量且计算精度难以保证,第2类特殊顺序变量(special-ordered set of type 2, SOS2)有助于减少辅助的0-1变量个数,从而提高计算效率^[43-44]。自适应分段线性化方法通过生成最小数量非均匀间隔点满足特定估计精度,计算精度高且时间短^[11,45]。上述分段线性化方法可用于处理交通模型中的常见非线性项,包括道路出行时间BPR(Bureau of public road)函数中的四次函数项和充电等待时间的三次或者Davidson函数形式。以上方法主要应用于电力-交通单层优化问题中,不少学者以双层优化进行建模,其中双线性项广泛存在^[46]。传统McCormick包络技术可将双线性项松弛到四边形线性可行域中,但其精度不高容易违反实际物理约束;分段McCormick包络技术可提升准确度,但也引进了更多的约束给计算效率带来挑战^[47]。另一种处理双线性项的方法是二进制展开(binary expansion)方法,该方法计算精度较高,但也引入了大量的约束和

表2 电力-交通耦合系统非凸非线性应对算法总结比较
Table 2 Summary and comparison of non-convex and nonlinear coping algorithms for power-transportation coupling systems

类别	优点	缺点	应用场景	相关文献
大M法	等效替代含线性约束的互补松弛	M值不易确定	Wardrop均衡准则或者0-1变量与连续变量乘积	[22,26,42]
传统分段线性化	均匀分段、操作简单	准确度难以保证、计算效率低	BPR函数、充电排队时间函数	[22,43-44]
自适应分段线性化	非均匀分段、整数变量少、计算精度高且时间短	分段点确定复杂	BPR函数、充电排队时间函数	[11,45]
McCormick包络	简单	精度不高	双线性项乘积	[38,46-47]
分段McCormick包络	精度提高	分段数多、计算效率低	双线性项乘积	[38,46-47]
二进制展开	精度高	计算时间长	双线性项乘积	[22,42,48]
多边形线性化	估计圆形约束	计算精度高时计算时间长	视在功率容量约束	[49-50]
凸包松弛	简单	精度不高	BPR函数	[38,51]
锥松弛	可以处理非线性互补松弛	在某些特定条件下才准确,其他条件下需要凸凹惩罚法等变紧	随机用户均衡模型	[22,52]

0-1变量,其中的0-1变量与连续变量乘积项需要用大M法等进行处理^[48]。此外,在无功耗优化场景下,存在EV视在功率圆形约束,该非线性约束可采用基于分段点切线的多边形线性化技巧有效处理^[49-50]。

凸松弛是一类将非凸可行域扩大到凸可行域的方法。针对BPR函数中的四次项,凸包松弛法以二次项递归凸包将原约束进行松弛,但难以保证精度^[51]。文献[38]进一步采用基于优化的约束收紧法和启发式顺序约束收紧法提升凸松弛的紧度。当采用随机用户均衡准则描述交通流分配时,含对数函数项的非线性互补松弛约束可能导致传统的大M法失效,文献[52]以三维幂锥、指数锥、旋转二次锥等锥松弛方法进行处理,并进一步以凸凹惩罚法提升锥松弛的紧度。

3.2 多主体参与难题

电力系统和交通系统由不同主体管理,为保持其决策的独立性,需进行分布式协调优化,相关研究总结如表3所示。其中,以交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)为代表的分布式优化方法被广泛应用^[14]。常规ADMM适用于处理仅有两个主体的两分块凸优化问题,并能保证收敛性^[53-54],其中,惩罚因子对ADMM的收敛速度有着重要影响^[55]。为提高求解速度,文献[56]提出自适应调整惩罚因子的改进ADMM来处理电力系统-电力公交公司分布式负荷恢复问题。文献[57]提出自适应调整光谱惩罚参数的ADMM用于电力-交通耦合系统低碳调度问题。然而,当存在3个及以上主体时,已有研究证明常规ADMM不再具有收敛性保证^[58-59]。为此,文献[60]研究了基于预测-校正ADMM的充电站-共享储能-

配电网多主体分布式求解,以额外的校正步骤确保多分块问题的收敛性。考虑通信延迟问题时,异步ADMM允许每个主体仅根据来自其他主体的部分信息进行局域计算^[61-63]。ADMM也可与其他算法相结合,文献[64]以目标级联分析法解耦充电站联盟-配电网运营商(distribution system operator, DSO)Nash博弈的双层平行架构,并采用ADMM将模型进一步分解到每个充电站。文献[65]提出一种双层分散式分解算法,外层采用ADMM将耦合系统优化问题分解到电力系统和交通系统中,内层采用分支定界法迭代生成EV出行路径。文献[66]结合凸凹步骤将混合整数线性规划模型凸化,以确保ADMM的收敛性。

表3 电力-交通耦合系统分布式求解算法总结比较
Table 3 Summary and comparison of distributed solving algorithms for power-transportation coupling systems

类别	优点	缺点	应用场景	相关文献
常规ADMM	执行简单	仅能处理两分块问题,收敛速度慢	两分块问题,如电力系统-交通系统解耦等	[14,53-54]
自适应ADMM	自适应调整惩罚因子,收敛速度快	计算更为复杂	两分块问题,如DSO-公交车公司解耦等	[55-57]
预测-校正ADMM	保证多分块问题下的收敛性	多了校正步骤,计算复杂	多分块均衡问题,如充电站-共享储能-DSO解耦	[58-60]
异步ADMM	允许异步计算	通信延迟有边界限制	考虑通信延迟的电力-交通耦合系统	[61-63]

尽管ADMM在一定程度上保护了隐私,但仍面临私有信息泄露的风险。以同态加密、差分隐私为代表的隐私保护技术在可交易能源等相关领域已

有一定应用,未来可扩展至电力-交通系统研究中^[67]。其中,同态加密技术对密文进行运算并解密后能得到对明文进行相同运算的结果,即使加密数据公开也不会发生数据泄露^[68];差分隐私技术通过对输入、输出增加可控噪声保护隐私,易于执行但信息准确度有所降低^[69]。

与依赖于模型的ADMM及其变形算法不同,以数据为基础的联邦学习使得每个主体在不共享本地数据、只传输更新模型的前提下合作训练人工智能模型,具有减少数据传输、保护数据隐私等优势。目前已有研究将联邦学习应用于V2G^[70]、充电站推荐^[71]等相关方面。

上述方法均用于实现集中优化问题的最优解,即达到社会最优点。但多主体间存在复杂的博弈关系,其均衡解往往偏离整体最优解。一般认为,当没有主体可以通过单独改变决策获利时整个系统博弈达到均衡状态。现有研究多以双层优化描述电力-交通耦合系统中的博弈关系,例如上层电力系统-下层交通系统、上层充电站运营商-下层EV等,固定点模型通过不断迭代生成充电价格与充电负荷达到均衡点^[13]。部分学者通过KKT(Karush-Kuhn-Tucker)条件将下层问题进行最优性等效。此外,不同充电站运营商之间的定价博弈可由Nash-Stackelberg-Nash博弈有效描述,并通过Guass-Seidel算法迭代得到均衡解^[22]。在信息不完全时,多智能体强化学习及其改进算法可近似估计Nash均衡点^[31]。

3.3 不确定性管理难题

电力-交通耦合系统中存在着大量的不确定性,例如风电/光伏等新能源出力、电力负荷、电价、EV电池荷电状态(state-of-charge, SOC)、交通需求、道路容量、灾害事故等。应对不确定性的传统方法包括随机优化、鲁棒优化、分布鲁棒优化等。文献[35]以机会约束对电力公交车(electric bus, EB)能耗水平不确定性下的SOC范围约束进行建模,并转化得到二阶锥约束进行求解。文献[72]以多场景随机优化对风电不确定性建模并以条件风险价值控制充电站定价时的利润风险。文献[73]同时考虑交通需求、新能源和负荷不确定性,通过两阶段鲁棒优化进行耦合网络扩展规划。文献[74]建立两阶段分布鲁棒优化模型,对电力-天然气-交通耦合网络策略进行优化。

基于模型的优化算法有时难以适应高度动态和随机的电力-交通耦合系统环境。近年来,强化学习算法如Q-学习、深度Q网络、双深度Q网络、深度确定性策略梯度算法等被广泛应用于电力-交通领域

研究。文献[75]基于Q-学习算法对EV充电站进行负荷预测。文献[76]以深度Q网络应对不确定电价下EV调度问题。文献[77]以深度强化学习解耦考虑新能源和交通需求不确定性的双层均衡模型,并对比有梯度和无梯度训练算法的训练过程。文献[78]考虑电价波动和车主通勤行为的随机性,以深度确定性策略梯度算法求解Markov过程来减小EV充电成本。文献[7]引入注意力机制改进多智能体强化学习算法,获得考虑EV初始SOC水平、成本弹性系数等多重不确定性下多充电站定价博弈的Nash均衡点。

4 电力-交通耦合关键问题研究进展

按照关键问题划分,电力-交通耦合系统相关研究主要关注扩展规划、经济运行、低碳运行、P2P交易与故障恢复等领域。

如图7所示,相关关键问题按照系统状态可分为常规状态和故障状态两大类,其中,常规状态分为中长期时间尺度的扩展规划和短期时间尺度的优化运行和P2P交易,而优化运行按照其目标又可分为经济运行和低碳运行。区别于优化运行中涉及的充电站运营商充电定价与向主网购售电等传统市场交易方式,P2P交易作为一种新型交易范式可提高资源使用效率和经济效益。针对故障状态,按照时间尺度可划分为事故前预防规划、事故中应急响应与事故后负荷恢复。

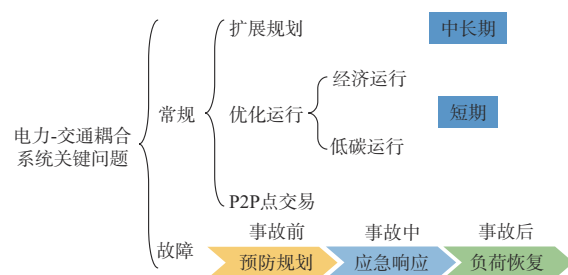


图7 电力-交通耦合系统不同关键问题关联分析
Fig. 7 Correlation analysis of various key issues in power-transportation coupling system

图7中经济运行、低碳运行涉及第1章中的各种架构,故障恢复适用于前3种架构(图1、图2和图3(a)),扩展规划主要适用第3种电力系统与交通系统协同架构(图3(a)),P2P交易主要适用第2种充电站作为单独利益主体的架构(图2(a)),也有少数研究考虑EV直接参与能量交易(图1)。各关键问题中所使用的模型架构、运营机制及价格机制总结如表4所示。

4.1 扩展规划

在数年、年等长期时间尺度下,电力-交通耦合

表4 电力-交通耦合系统不同关键问题总结比较
Table 4 Comparison of various key issues in power-transportation system

关键问题	架构	运营机制	价格机制	文献
扩展规划	图3(a)	统一优化		[79-89]
经济运行	图1至图4	统一优化、合作博弈、非合作博弈	道路通行费、节点电价等	[4,9]
低碳运行	图1至图4	统一优化、合作博弈、非合作博弈	道路通行费、节点电价、碳价等	[93-95]
P2P交易	图2(a)	合作博弈、非合作博弈	能量交易价格等	[65,96-101]
故障恢复	图1、图2、图3(a)	统一优化、非合作博弈	道路通行费、节点电价等	[102-106]

系统扩展规划对象包括电力线路、交通道路、发电、储能、无线充电路段、充电站等设施,以满足日益增长的电力与交通需求。相关研究总结见附录A表A1,当前学者研究最多的是快充电站规划问题。

根据交通网模型的不同,多数学者采用网络均衡型的交通网模型,其中,用户均衡准则得到了广泛应用。文献[79]提出双层规划模型,上层以耦合系统投资和运行成本最小化为目标,下层进行交通分配。考虑源荷和交通需求等不确定性,文献[73,80]建立交通道路、充电站等联合规划的鲁棒优化和机会约束优化模型。除了充电站外,无线充电技术也引起了学者的关注。文献[81]提出无线充电双层规划模型,在上层以出行成本或者能耗最少为目标优化无线充电路段和长度,在下层基于用户均衡准则进行交通分配。文献[82]考虑交通流时变特性,提出基于动态交通分配的多类充电技术规划方法。与上述研究不同,文献[83-84]采用系统最优准则建立电力-交通耦合系统规划模型。少数研究选择仅将出行范围作为约束的续航选址模型^[85],以历史或预测充电需求表征交通网的简化模型^[86]用于电力-交通规划研究中。例如,文献[87]在可选燃料车(EV和天然气车)发展背景下对配电网和天然气网进行协同规划,以电网、天然气网和交通网的投资运行成本最小为目标。

融合交通网络的多能系统规划和韧性增强规划是两大新兴热点。文献[88]建立考虑EV路径选择和充电策略的多能系统最优规划模型。文献[89]考虑随机自然灾害对配电路路和交通道路的影响,建立3层min-max-min韧性增强规划模型。当前研究对交通需求和电力负荷的动态增长考虑不足^[90],后续研究可协调长期交通需求动态增长不确定性和短期新能源和负荷不确定性进行电力-交通耦合规划。

4.2 经济运行

在多日、日等短期时间尺度下,电力-交通耦合系统经济运行一般以经济成本最小为目标。其中,电网运行成本主要包括发电成本和上级电网购电成本,交通网运行成本主要包括车辆总道路通行时间、充电站排队等待时间、充电时间等时间成本和道路通行费、充电电费等费用成本。相关研究总结如附录A表A2所示。

当电力系统和交通系统由不同运营商独立运营时,文献[4]以固定点问题表征电力-交通耦合系统均衡,并以最佳响应分解算法迭代生成网络均衡点;文献[12]证明了电力-交通系统均衡点的存在性与唯一性,并基于最优性条件分解技巧设计电力系统和交通系统迭代求解的分散式算法;文献[14]研究了电力-交通耦合网络中无线充电站运行机制,基于ADMM将电力潮流与交通分配问题分布式求解以保护两个系统数据隐私。部分研究以城市管理者视角统一引导电力系统和交通系统运行。文献[9]建立双层综合需求响应模型以缓解耦合系统阻塞;上层模型设置道路通行费和电价,下层模型中理性车主调整出行路径,负荷聚合商调整灵活负荷用电方式;文献[30]同时考虑可控和不可控EV,建立双层电力-交通流模型,上层基于系统最优准则最小化耦合网络运行成本,下层基于随机用户均衡准则最小化独立车辆出行成本;文献[77]通过充电服务费促进两个系统的协同,考虑风电出力 and 交通需求不确定性,采用深度强化学习法解耦并近似求解随机双层模型;文献[91]基于影子价格改进的深度强化学习对自动驾驶EV群进行在线调度。此外,燃气机组、电转气机组等的建设不断加深天然气系统和电力系统耦合程度。在此背景下,文献[74,92]分别构建考虑交通车流等不确定性的电力-天然气-交通耦合网络分布鲁棒优化和鲁棒优化调度模型。

针对充电站运营商定价问题,双层优化常用于表征运营商和EV间的非合作博弈行为。文献[6,52]分别基于凸松弛、KKT条件、深度强化学习方法求解双层优化模型。当多家运营商形成竞争时,文献[22,31,72]分别基于Nash-Stackelberg-Nash博弈、多智能体强化学习、3层优化进行建模和均衡分析。

目前,经济运行相关研究大多采用静态交通模型,未考虑交通流在相邻时段的连续性。虽然有少数文献选择半动态^[38]和动态模型^[34]来刻画交通流分布,但基于动态建模的耦合系统模型往往计算十分复杂。如何提高动态模型的计算效率,兼顾精度和计算效率,是未来的研究方向之一。

4.3 低碳运行

碳排放是电力-交通耦合系统中不可忽视的部分,其一方面来自交通系统中GV的排放,另一方面来自EV充电时电力系统电源侧化石燃料产生的排放。

在独立运营时,文献[26]以电网运营商和交通运营商分发补贴的形式协调电网和交通网的低碳-经济运行,采用Nash-Stackelberg-Nash模型刻画电网运营商和交通网运营商的非合作博弈;文献[93]在电力潮流计算后根据碳流追踪(carbon emission flow, CEF)模型在传统节点电价基础上附加节点碳价,以鼓励EV在供应来源更为清洁低碳的充电站节点处充电。在统一运营时,文献[11]以宏观碳排放模型刻画通行速度对GV排放的影响,并通过碳税因子统筹经济成本与碳排放量;考虑电力系统与交通系统的数据隐私问题,文献[57]设计了一种基于光谱惩罚因子的ADMM以实现电力-交通耦合系统低碳调度的分布式求解。在不同运营方式下,文献[94]中考虑到不同主体与不同目标的矛盾,建立经济-低碳、电力系统-交通系统、系统-用户3组双目标优化模型。上述文献主要通过线性化等优化技巧近似求解耦合系统模型,但在应对电力系统和交通系统的多源不确定性下表现欠佳。为此,文献[95]提出基于深度学习的代理建模,提升了电力-交通耦合系统低碳调度的计算表现。上述相关研究总结如附录A表A3所示。但目前研究以静态交通流模型和单一类型车辆为主,需要进一步深入考虑交通流的动态特性和不同类型GV和EV对出行模式和碳排放的影响。

4.4 P2P交易

EV充电站具备一定的容量可以参与局域P2P市场交易,以促进分布式资源利用、提升运营利润。按照组织形式不同,主要分为DSO组织参与的和完全分散式的P2P交易两种形式。相关研究总结如附录A表A4所示。

针对有DSO组织的场景,文献[65]提出充电站-DSO分布式协同策略,通过基于Nash博弈的P2P交易模型最大化每个主体的利益,在求解时首先通过目标级联分析法解耦充电站联盟和DSO的双层模型,进一步通过ADMM将充电站联盟问题分解到每个充电站中以保护隐私。文献[96]提出双层市场框架,研究EV充电站能量交易;其中,上层市场中充电站与DSO或其他充电站交易,下层市场中EV通过充放电参与交易。为了实现合理的收益分配,采用不对称合作博弈模型并将模型拆解成两个子问题进行求解。文献[97]以3阶段框架表征EV

充电站的分层能源调度和交易问题,第1阶段求解日前交通分配问题以确定充电负荷,第2阶段充电站运营商以利润最大为目标决策能量调度和市场参与决策,第3阶段DSO基于三相最优潮流模型出清能源交易市场。

在完全分散式模式下,文献[60]提出非合作博弈均衡模型以表征充电站、电力系统和共享储能之间的相互影响。文献[98]提出基于Jacobian ADMM的完全分散式分层能量交易框架,以促进EV和分布式资源的交易,包括1h级的时前市场和5min级的实时市场两个P2P交易模型。文献[99]在文献[97]的基础上以完全分散式的方式生成充电站P2P交易的电量和电价,以保护主体隐私。文献[100]提出了嵌套博弈模型,以表征能量共享模式下电力系统和交通系统交互。

上述文献中,EV充电站多作为独立利益主体在配电网中参与能量交易,但在有些现实情况下其往往作为微电网或商业建筑等一些大型主体的一部分来参与能量交易。例如,文献[101]提出融合交通网络的多时段、多微电网能量调度和交易模型,微电网既优化与相邻微电网的能量交易,也优化充电站充电价格来影响交通分配,该模型通过基于供需关系的多边协商机制最终达到收敛。

未来研究可关注将碳限额与碳交易机制融入电力系统-交通系统P2P交易中,以及考虑通信中断、网络攻击等对P2P交易的影响。

4.5 故障恢复

台风、地震等小概率-高损失事件的发生给电力系统和交通系统带来巨大威胁,增强电力-交通耦合系统的韧性以快速恢复极端事件后的电力负荷和交通出行十分必要,附录A表A5总结了相关研究。

针对事故前的预防规划,文献[102]以最差线路故障情况下的削减负荷和车辆出行时间最小为目标,建立3层模型以优化线路增强和分布式电源布置策略。针对事故中的应急响应,文献[45]以动态交通流模型捕捉交通时变特征,并对配电网线路切换、交通道路反向、充电桩管理等应急响应资源进行协同优化,以提升耦合网络灾后性能。针对事故后的负荷恢复,文献[42]通过电力事故后的EV再调度与部分电力充裕EV进行V2G两种策略减少削减负荷。文献[103]考虑疏散需求建立电力-交通应急恢复模型以提升疏散效率。文献[104]进一步根据EV给配电网负荷恢复的贡献提供不同的激励。除EV外,EB也可作为移动电源支持耦合系统负荷恢复,文献[105-106]通过在极端天气下调度EB在充电桩处给断电区域送电。文献[56]进一步提出基于

自适应调整惩罚因子ADMM的分布式配电网负荷恢复模型,以克服传统集中式优化带来的EB公司隐私保护问题,并在模型中考虑了EB电池损耗成本。移动储能系统具有时空灵活性,文献[107-108]考虑交通条件、新能源等不确定性,提出移动储能系统的多阶段鲁棒和随机路径选择及充放电调度模型。

建立计及分布式新能源、EV车主行为、线路中断等不确定性的概率性网络模型,在负荷恢复阶段计及电网暂态稳定性将是重要的研究方向。

5 研究展望

电力-交通耦合系统研究已取得一定的进展,未来研究可从共享EV、HFCV、移动充电站等研究对象和数据驱动、在线优化等研究方法方面深入挖掘。

5.1 研究对象

1)共享EV

无人驾驶技术的进步为共享EV模式带来了新的机遇。在Uber、滴滴等平台集中调度下,共享EV既可为乘客提供出行服务,也可作为移动储能资源为电网提供需求响应、调频等辅助服务。电网提供适当激励吸引闲置共享EV通过V2G给电网放电,这既给车主带来了额外收益,也缓解了交通阻塞。可能的扩展研究方向包括:(1)中长期时间尺度下如何规划建设共享EV充电设施;(2)短期时间尺度下如何协调运营载客与充放电调度,例如乘客的满意度和信任度建模、电力服务和交通服务的时空定价机制、电网-共享汽车平台-车主-乘客的多主体博弈等^[109-110];(3)如何提高适合共享EV的动态交通分配模型计算效率等。

2)HFCV

随着制氢、储氢等氢能源技术逐渐成熟和氢能成本下降,具有能量密度高、零排放、补充燃料快速等优势HFCV与EV互补成为未来实现零碳交通系统的重要方式。HFCV的氢能源于工业副产氢、可再生能源制氢等方式,并通过气氢管道、气氢拖车、液氢罐车等进行输送。未来随着氢能需求场景逐渐丰富,可能的扩展研究方向包括:(1)如何协调制-储-运氢系统优化运行;(2)如何在多类型车辆并存时对加氢站、充电站等元件进行协同规划与运行^[111];(3)如何对电力-氢能-交通耦合网络进行脆弱性评估并提升弹性^[112]等。

3)移动充电站

固定充电站的不足限制了EV的大规模普及,以车载式移动充电站、移动电池交换站等为代表的移动充电站能在EV便利的时间和地点提供充电服

务,有效减少了充电时间并缓解里程焦虑^[113]。NIO、Tesla等公司生产了不同电池容量和充电速率的移动充电站在国外投入使用,但其商业模式尚未成熟。可能的扩展研究方向包括:(1)固定充电站与移动充电站的协同选址与定容;(2)移动充电站正常运行状态与故障响应状态的商业模式;(3)移动充电站电力电子设备与电池管理系统设计等。

5.2 研究方法

1)数据驱动方法

上述各应用场景相关研究多依赖以模型为基础的优化算法,其通常假设系统运营商或车主对配电网与交通网耦合环境信息和各个不确定性参数具有完整且准确的认知,这在随机且动态变化的现实环境中并不现实。此外,传统优化方法可能导致隐私泄露的问题,且存在计算量大或过于保守等缺陷。

以强化学习为代表的驱动方法无须对复杂系统进行建模,通过与电力-交通耦合环境的反复交互获取经验,辅助智能体逐步学习到最优决策。深度Q网络、图学习等单智能体学习方法和多智能体深度确定策略梯度、分层混合多智能体深度强化学习等多智能体学习方法在电力-交通耦合相关研究中具有广阔应用前景^[114-115]。大语言模型(large language model, LLM)能够实现多模态数据融合,理解电力-交通相关事件(如天气变化、交通事故、国际会议等新闻报道)内部逻辑,其发展为解决电力-交通耦合系统问题提供了新思路,可提高出行需求和充电负荷预测适应性、电力-交通决策实际运行效率^[116]。未来研究应关注数据质量和可用性、训练策略的安全性与鲁棒性、实际系统环境设置、数据泄露和网络攻击^[117]等算法层面的问题,和充电负荷时空预测、移动充电站路径优化与充放电调度、多充电站运营商定价博弈、充电站参与能量-辅助服务市场、耦合网络碳排和阻塞管理^[118-120]等应用层面的问题。

然而数据驱动方法可能面临数据不足问题,生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)、变分自动编码器(variational autoencoder, VAE)、Transformer等传统数据生成模型存在模式崩溃、训练不稳定等问题,扩散模型(diffusion model)通过逆转扩散过程生成数据,在训练和推理方面非常高效^[121-123]。未来研究可将去噪扩散模型、条件扩散模型等模型用于充电负荷、出行需求、新能源出力等场景生成中。

2)在线优化算法

现有电力-交通研究多基于离线模型,过度依赖不确定性因素的预测,但实际上由于相关数据难以获得等原因,不确定性预测精度有限。在线优化算

法可在无须预测的情况下进行决策,近年来引起了广泛关注,已在数据中心、微电网、能量枢纽^[124]等能量管理领域初步应用。其中,贪婪算法将离线问题分解,得到各个时段的子问题,但解的质量无理论保证;模型预测控制算法仅依赖部分预测信息但滚动优化过程计算复杂;李雅普诺夫优化仅依赖于当前的信息和状态,不需要不确定性的预测,能获得接近离线最优的解,且其表现具有理论保证。

未来研究可通过在线优化方法更好地适应电价、EV到达/驶离时间、充电功率等随机因素变化^[125],并结合分布式优化算法^[126]保护各主体数据隐私。可能的应用场景包括网络阻塞和电压管理、EV充电控制、充电站能量调度与共享、EV灵活性聚合、EV聚合商市场竞价和定价、车对车能量转移等^[127-128]。可以预见,有限数量充电设施和不断增长充电需求间的矛盾将导致EV间充电时间和成本的差异,以往研究多以整体效益最优为目标,而公平性将在未来愈发引起社会各方关注。基于最小-最大比例、Jain值等公平性度量指标^[129]将充电桩在私家车、网约/出租车与公交车之间、常规车与特权车之间合理分配以协调整体社会效益和公平性等将是重要课题,将具有公平意识的在线优化算法应用在电力-交通领域有待深入研究^[130-132]。

6 结语

EV的大规模普及促进了电力系统和交通系统的深度融合。本文概述了国内外电力-交通耦合系统研究中的常见架构和模型,并总结了非凸非线性项、多主体参与、不确定性处理等三大求解难题的应对算法。在此基础上,本文详细探讨了扩展规划、经济运行、低碳运行、P2P交易、故障恢复等关键问题。未来研究将关注共享EV、HFCV、移动充电站等创新领域和数据驱动、在线优化等创新算法,以充分释放电力-交通耦合系统的调节潜力。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>),扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

参 考 文 献

- [1] 国务院办公厅. 新能源汽车产业发展规划(2021—2035年)[EB/OL]. [2024-05-20]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2020/11/02/content_5556716.htm?eqid=df238227000bbe5c000006648b1b2c.
General Office of the State Council. New energy automobile industry development plan(2021-2035)[EB/OL]. [2024-05-20]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2020/11/02/content_5556716.htm?eqid=df238227000bbe5c00000006648b1b2c.
- [2] LEE G, SONG J, LIM Y, et al. Energy consumption evaluation of passenger electric vehicle based on ambient temperature under Real-World driving conditions [J]. *Energy Conversion and Management*, 2024, 306: 118289.
- [3] 胡泽春,邵成成,何方,等. 电网与交通网耦合的设施规划与运行优化研究综述及展望[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(12): 3-19.
HU Zechun, SHAO Chengcheng, HE Fang, et al. Review and prospect of research on facility planning and optimal operation for coupled power and transportation networks [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(12): 3-19.
- [4] WEI W, WU L, WANG J H, et al. Network equilibrium of coupled transportation and power distribution systems [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(6): 6764-6779.
- [5] 王一飞,王秀丽,黄晶,等. 动态电价机制下电动汽车竞争性充电的阻塞管理模型[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(12): 103-110.
WANG Yifei, WANG Xiuli, HUANG Jing, et al. Congestion management model for competitive charging of electric vehicles under dynamic electricity price mechanism [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(12): 103-110.
- [6] QIU D W, YE Y J, PAPADASKALOPOULOS D, et al. A deep reinforcement learning method for pricing electric vehicles with discrete charging levels [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2020, 56(5): 5901-5912.
- [7] YE Y J, WANG H R, CUI T X, et al. Identifying generalizable equilibrium pricing strategies for charging service providers in coupled power and transportation networks [J]. *Advances in Applied Energy*, 2023, 12: 100151.
- [8] SOHET B, HAYEL Y, BEAUDE O, et al. Hierarchical coupled driving-and-charging model of electric vehicles, stations and grid operators [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(6): 5146-5157.
- [9] LV S, WEI Z N, CHEN S, et al. Integrated demand response for congestion alleviation in coupled power and transportation networks [J]. *Applied Energy*, 2021, 283: 116206.
- [10] LV S, CHEN S, WEI Z N, et al. Tariff bounding and cooperation stability in power-traffic nexus: a social entity perspective [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2024, 15(1): 687-700.
- [11] LV S, CHEN S, WEI Z N, et al. Power-transportation coordination: toward a hybrid economic-emission dispatch model [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2022, 37(5): 3969-3981.
- [12] ZHOU Z, MOURA S J, ZHANG H C, et al. Power-traffic network equilibrium incorporating behavioral theory: a potential game perspective [J]. *Applied Energy*, 2021, 289: 116703.
- [13] SHAO C C, LI K, QIAN T, et al. Generalized user equilibrium for coordination of coupled power-transportation network [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2023, 14(3): 2140-2151.
- [14] MANSHADI S D, KHODAYAR M E, ABDELGHANY K, et al. Wireless charging of electric vehicles in electricity and transportation networks [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(5): 4503-4512.
- [15] SUN Y Y, ZHAO P F, WANG L W, et al. Spatial and temporal modelling of coupled power and transportation

- systems: a comprehensive review [J]. *Energy Conversion and Economics*, 2021, 2(2): 55-66.
- [16] GUO Z M, AFIFAH F, QI J J, et al. A stochastic multiagent optimization framework for interdependent transportation and power system analyses [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2021, 7(3): 1088-1098.
- [17] BLIEMER M C J, RAADSEN M P H. Static traffic assignment with residual queues and spillback [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2020, 132: 303-319.
- [18] HUANG Y T, KOCKELMAN K M. Electric vehicle charging station locations: elastic demand, station congestion, and network equilibrium [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2020, 78: 102179.
- [19] WANG T G, XIE C, XIE J, et al. Path-constrained traffic assignment: a trip chain analysis under range anxiety [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2016, 68: 447-461.
- [20] 邵成成, 李徐亮, 钱涛, 等. 基于交通均衡的电动汽车快速充电负荷模拟 [J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(4): 1368-1376.
SHAO Chengcheng, LI Xuliang, QIAN Tao, et al. Simulation of EV fast charging load based on traffic equilibrium [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(4): 1368-1376.
- [21] ZHOU Z, SUN H B, GUO Q L. Stochastic user equilibrium in charging station selection based on discrete choice model [C]// 2018 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), August 5-10, 2018, Portland, USA: 1-5.
- [22] SHENG Y J, ZENG H T, GUO Q L, et al. Impact of customer portrait information superiority on competitive pricing of EV fast-charging stations [J]. *Applied Energy*, 2023, 348: 121412.
- [23] ZHOU Z, CHEN A, BEKHOR S. C-logit stochastic user equilibrium model: formulations and solution algorithm [J]. *Transportmetrica*, 2012, 8(1): 17-41.
- [24] HE F, WU D, YIN Y F, et al. Optimal deployment of public charging stations for plug-in hybrid electric vehicles [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2013, 47: 87-101.
- [25] LV S, CHEN S, WEI Z N, et al. Security-constrained optimal traffic-power flow with adaptive convex relaxation and contingency filtering [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2023, 9(1): 1605-1617.
- [26] LV S, CHEN S, WEI Z N. Coordinating urban power-traffic networks: a subsidy-based Nash-Stackelberg-Nash game model [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(2): 1778-1790.
- [27] DAVAZDAH EMAMI B, KHANI A. Nonlinear complementarity model for mixed-user equilibrium traffic assignment and mode choice of electric and gasoline vehicles [J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2023, 2677(6): 513-529.
- [28] ZHANG H C, HU Z C, SONG Y H. Power and transport nexus: routing electric vehicles to promote renewable power integration [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 11(4): 3291-3301.
- [29] DI X, LIU H X. Boundedly rational route choice behavior: a review of models and methodologies [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2016, 85: 142-179.
- [30] WANG H, XU X Y, CHEN Y, et al. Stochastic optimization of coupled power distribution-urban transportation network operations with autonomous mobility on demand systems [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2024, 15(3): 3040-3053.
- [31] QIAN T, SHAO C C, LI X L, et al. Multi-agent deep reinforcement learning method for EV charging station game [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2022, 37(3): 1682-1694.
- [32] 谢龙韬, 谢仕炜, 陈铠悦, 等. 考虑用户出行成本预算的电力-交通耦合网络充电站定价策略 [J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(7): 201-209.
XIE Longtao, XIE Shiwei, CHEN Kaiyue, et al. Pricing strategy of charging station in power-transportation coupling network considering user travel cost budget [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(7): 201-209.
- [33] ELEUTERIO V D S, ZURICH I E. Static traffic assignment problem: a comparison between Beckmann (1956) and Nesterov & de Palma (1998) models [C]// Conference paper STRC 2007. 2007.
- [34] ZHOU Z, ZHANG X, GUO Q L, et al. Analyzing power and dynamic traffic flows in coupled power and transportation networks [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2021, 135: 110083.
- [35] KONG L M, ZHANG H C, LI W, et al. Spatial-temporal scheduling of electric bus fleet in power-transportation coupled network [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2023, 9(2): 2969-2982.
- [36] WANG Y, SZETO W Y, HAN K, et al. Dynamic traffic assignment: a review of the methodological advances for environmentally sustainable road transportation applications [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2018, 111: 370-394.
- [37] LEVIN M W. Congestion-aware system optimal route choice for shared autonomous vehicles [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2017, 82: 229-247.
- [38] LV S, WEI Z N, SUN G Q, et al. Optimal power and semi-dynamic traffic flow in urban electrified transportation networks [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 11(3): 1854-1865.
- [39] ZHAO Q, WEI Z F, LIU H, et al. Optimal semi-dynamic traffic and power flow assignment of coupled transportation and power distribution systems for electric vehicles [J]. *IET Electrical Systems in Transportation*, 2023, 13(1).
- [40] NAKAYAMA S I, TAKAYAMA J I, NAKAI J Y, et al. Semi-dynamic traffic assignment model with mode and route choices under stochastic travel times [J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2012, 46(3): 269-281.
- [41] FUJITA M, YAMADA S, MURAKAMI S. Time coefficient estimation for hourly origin-destination demand from observed link flow based on semidynamic traffic assignment [J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2017, 2017: 6495861.
- [42] GAN W, WEN J F, YAN M Y, et al. Enhancing resilience with electric vehicles charging redispatching and vehicle-to-grid in traffic-electric networks [J]. *IEEE Transactions on Industry*

- Applications, 2024, 60(1): 953-965.
- [43] XIE S W, WU Q W, HATZIARGYRIOU N D, et al. Collaborative pricing in a power-transportation coupled network: a variational inequality approach [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(1): 783-795.
- [44] WEI W, MEI S W, WU L, et al. Optimal traffic-power flow in urban electrified transportation networks [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(1): 84-95.
- [45] LI J Q, XU X Y, YAN Z, et al. Coordinated optimization of emergency response resources in transportation-power distribution networks under extreme events [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(6): 4607-4620.
- [46] LIU W J, WANG X J, XU Y J. Bilevel planning of wireless charging lanes in coupled transportation and power distribution networks [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(2): 2499-2510.
- [47] ZENG B, DONG H Q, XU F Q, et al. Bilevel programming approach for optimal planning design of EV charging station[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(3): 2314-2323.
- [48] XIE R, WEI W, WU Q W, et al. Optimal service pricing and charging scheduling of an electric vehicle sharing system [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(1): 78-89.
- [49] AGHAJAN-ESHKEVARI S, AMELI M T, AZAD S. Optimal routing and power management of electric vehicles in coupled power distribution and transportation systems [J]. Applied Energy, 2023, 341: 121126.
- [50] PIROUZI S, LATIFY M A, YOUSEFI G R. Conjugate active and reactive power management in a smart distribution network through electric vehicles: a mixed integer-linear programming model [J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2020, 22: 100344.
- [51] WANG Q, HUANG C Y, WANG C M, et al. Joint optimization of bidding and pricing strategy for electric vehicle aggregator considering multi-agent interactions [J]. Applied Energy, 2024, 360: 122810.
- [52] ZENG H T, SHENG Y J, SUN H B, et al. A conic relaxation approach for solving Stackelberg pricing game of electric vehicle charging station considering traffic equilibrium [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024, 15(3): 3080-3097.
- [53] ZHOU X, ZOU S L, WANG P, et al. ADMM-based coordination of electric vehicles in constrained distribution networks considering fast charging and degradation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(1): 565-578.
- [54] SHAO C C, FENG C J, SHAHIDEHPOUR M, et al. Optimal stochastic operation of integrated electric power and renewable energy with vehicle-based hydrogen energy system [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(5): 4310-4321.
- [55] XU Z, FIGUEIREDO M, GOLDSTEIN T. Adaptive ADMM with spectral penalty parameter selection [EB/OL]. [2024-05-20]. <http://proceedings.mlr.press/v54/xu17a/xu17a.pdf>.
- [56] WU C T, WANG T, ZHOU D Z, et al. A distributed restoration framework for distribution systems incorporating electric buses[J]. Applied Energy, 2023, 331: 120428.
- [57] LI Z P, WU Q W, LI H, et al. Distributed low-carbon economic dispatch of integrated power and transportation system [J]. Applied Energy, 2024, 353: 122134.
- [58] CHEN C H, HE B S, YE Y Y, et al. The direct extension of ADMM for multi-block convex minimization problems is not necessarily convergent [J]. Mathematical Programming, 2016, 155(1): 57-79.
- [59] HE B S, YUAN X M. A class of ADMM-based algorithms for three-block separable convex programming [J]. Computational Optimization and Applications, 2018, 70(3): 791-826.
- [60] YAN D X, CHEN Y. Distributed coordination of charging stations with shared energy storage in a distribution network [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(6): 4666-4682.
- [61] LI S E, WANG Z T, ZHENG Y, et al. Synchronous and asynchronous parallel computation for large-scale optimal control of connected vehicles [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 121: 102842.
- [62] CHANG T H, HONG M Y, LIAO W C, et al. Asynchronous distributed ADMM for large-scale optimization: Part I : algorithm and convergence analysis [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(12): 3118-3130.
- [63] ZHANG R, KWOK J. Asynchronous distributed ADMM for consensus optimization [C]// 31st International Conference on Machine Learning, 21-26 June, 2014, Beijing, China.
- [64] ZHANG J, CHE L, WAN X, et al. Distributed hierarchical coordination of networked charging stations based on peer-to-peer trading and EV charging flexibility quantification [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(4): 2961-2975.
- [65] SHAO C C, LI K, LI X L, et al. A decentralized bi-level decomposition method for optimal operation of electric vehicles in coupled urban transportation and power distribution systems [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(1): 2235-2246.
- [66] ZHAO T Y, YAN H Y, LIU X C, et al. Congestion-aware dynamic optimal traffic power flow in coupled transportation power systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(2): 1833-1843.
- [67] CHEN Y, YANG Y, XU X Y. Towards transactive energy: an analysis of information-related practical issues [J]. Energy Conversion and Economics, 2022, 3(3): 112-121.
- [68] ARMKNECHT F, BOYD C, CARR C, et al. A guide to fully homomorphic encryption [J]. Cryptology ePrint Archive, 2015.
- [69] DWORK C, ROTH A. The algorithmic foundations of differential privacy [J]. Foundations and Trends in Theoretical Computer Science, 2013, 9(3/4): 211-407.
- [70] SHANG Y T, LI Z K, LI S, et al. An information security solution for vehicle-to-grid scheduling by distributed edge computing and federated deep learning [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2024, 60(3): 4381-4395.
- [71] TEIMOORI Z, YASSINE A, HOSSAIN M S. A secure cloudlet-based charging station recommendation for electric vehicles empowered by federated learning [J]. IEEE

- Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(9): 6464-6473.
- [72] LI K, SHAO C C, ZHANG H C, et al. Strategic pricing of electric vehicle charging service providers in coupled power-transportation networks [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(3): 2189-2201.
- [73] XIE S W, HU Z J, WANG J Y. Two-stage robust optimization for expansion planning of active distribution systems coupled with urban transportation networks [J]. Applied Energy, 2020, 261: 114412.
- [74] ZHANG Y C, LIU W, HUANG Z H, et al. Distributionally robust coordination optimization scheduling for electricity-gas-transportation coupled system considering multiple uncertainties [J]. Renewable Energy, 2021, 163: 2037-2052.
- [75] DABBAGHJAMANESH M, MOEINI A, KAVOUSIFARD A. Reinforcement learning-based load forecasting of electric vehicle charging station using Q-learning technique [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(6): 4229-4237.
- [76] WAN Z Q, LI H P, HE H B, et al. Model-free real-time EV charging scheduling based on deep reinforcement learning [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(5): 5246-5257.
- [77] QIAN T, SHAO C C, LI X L, et al. Enhanced coordinated operations of electric power and transportation networks via EV charging services [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(4): 3019-3030.
- [78] LI S C, HU W H, CAO D, et al. Electric vehicle charging management based on deep reinforcement learning [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2022, 10(3): 719-730.
- [79] LI K, SHAO C C, HU Z C, et al. An MILP method for optimal planning of electric vehicle charging stations in coordinated urban power and transportation networks [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(6): 5406-5419.
- [80] AGHAPOUR R, SEPASIAN M S, ARASTEH H, et al. Probabilistic planning of electric vehicles charging stations in an integrated electricity-transport system [J]. Electric Power Systems Research, 2020, 189: 106698.
- [81] NGO H, KUMAR A, MISHRA S. Optimal positioning of dynamic wireless charging infrastructure in a road network for battery electric vehicles [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2020, 85: 102385.
- [82] ABDALRAHMAN A, ZHUANG W H. PEV charging infrastructure siting based on spatial-temporal traffic flow distribution [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(6): 6115-6125.
- [83] GAN W, SHAHIDEHPOUR M, YAN M Y, et al. Coordinated planning of transportation and electric power networks with the proliferation of electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(5): 4005-4016.
- [84] WANG X, SHAHIDEHPOUR M, JIANG C W, et al. Coordinated planning strategy for electric vehicle charging stations and coupled traffic-electric networks [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(1): 268-279.
- [85] ZHANG H C, MOURA S J, HU Z C, et al. PEV fast-charging station siting and sizing on coupled transportation and power networks [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(4): 2595-2605.
- [86] FAN V H, WANG S, MENG K, et al. Optimal shared mobility planning for electric vehicles in the distribution network [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2019, 13(11): 2257-2267.
- [87] SHAO C C, LI K, HU Z C, et al. Coordinated planning of electric power and natural gas distribution systems with refueling stations for alternative fuel vehicles in transportation system [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(5): 3558-3569.
- [88] XIE S W, HU Z J, WANG J Y, et al. The optimal planning of smart multi-energy systems incorporating transportation, natural gas and active distribution networks [J]. Applied Energy, 2020, 269: 115006.
- [89] GAN W, SHAHIDEHPOUR M, GUO J B, et al. A tri-level planning approach to resilient expansion and hardening of coupled power distribution and transportation systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(2): 1495-1507.
- [90] 李佳琪,徐潇源,严正.大规模新能源汽车接入背景下的电氢能源与交通系统耦合研究综述 [J].上海交通大学学报,2022, 56(3):253-266.
LI Jiaqi, XU Xiaoyuan, YAN Zheng. A review of coupled electricity and hydrogen energy system with transportation system under the background of large-scale new energy vehicles access [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2022, 56(3): 253-266.
- [91] QIAN T, SHAO C C, WANG X L, et al. Shadow-price DRL: a framework for online scheduling of shared autonomous EVs fleets [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(4): 3106-3117.
- [92] 张津璋,王旭,蒋传文,等.计及交通流量不确定性的多网耦合综合能源系统优化调度方法 [J].电网技术,2019,43(9):3081-3093.
ZHANG Jinhui, WANG Xu, JIANG Chuanwen, et al. Optimal scheduling method of multi-network regional integrated energy system based on traffic flow uncertainty [J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3081-3093.
- [93] YUAN Q, YE Y J, TANG Y, et al. Low carbon electric vehicle charging coordination in coupled transportation and power networks [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59(2): 2162-2172.
- [94] 吕思,卫志农,马骏超,等.基于多目标优化的电力-交通系统协同运行分析 [J].电力系统自动化,2022,46(12):98-106.
LYU Si, WEI Zhinong, MA Junchao, et al. Analysis on coordinated power-transportation system operation based on multi-objective optimization [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(12): 98-106.
- [95] YUAN Q, YE Y J, TANG Y, et al. A novel deep-learning based surrogate modeling of stochastic electric vehicle traffic user equilibrium in low-carbon electricity-transportation nexus [J]. Applied Energy, 2022, 315: 118961.
- [96] AFFOLABI L, SHAHIDEHPOUR M, GAN W, et al. Optimal transactive energy trading of electric vehicle charging stations with on-site PV generation in constrained power distribution networks [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(2): 1427-1440.

- [97] AFFOLABI L, SHAHIDEHPOUR M, RAHIMI F, et al. DSO market for transactive scheduling of electric vehicle charging stations in constrained hierarchical power distribution and urban transportation networks [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2024, 10(1): 1788-1801.
- [98] YANG J J, WIEDMANN T, LUO F J, et al. A fully decentralized hierarchical transactive energy framework for charging EVs with local DERs in power distribution systems [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022, 8(3): 3041-3055.
- [99] CHEN X L, WANG X L, SHAHIDEHPOUR M, et al. Distributed peer-to-peer coordination of hierarchical three-phase energy transactions among electric vehicle charging stations in constrained power distribution and urban transportation networks [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2024, 10(2): 4407-4420.
- [100] YAN D X, LI T X, ZHAO C H, et al. Hierarchical game for coupled power system with energy sharing and transportation system [EB/OL]. [2024-05-20]. <https://arxiv.org/abs/2305.17410v3>.
- [101] LIU Y, WANG Y, LI Y Z, et al. Multi-agent based optimal scheduling and trading for multi-microgrids integrated with urban transportation networks [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(3): 2197-2210.
- [102] WANG X, SHAHIDEHPOUR M, JIANG C W, et al. Resilience enhancement strategies for power distribution network coupled with urban transportation system [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(4): 4068-4079.
- [103] 王颖,和敬涵,许寅,等.考虑疏散需求的城市电力-交通系统协同应急恢复方法[J].*电力系统自动化*,2023,47(3):68-76.
WANG Ying, HE Jinghan, XU Yin, et al. Coordinated emergency restoration method for urban power and transportation systems considering evacuation demand [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(3): 68-76.
- [104] BAGHALI S, GUO Z M, WEI W, et al. Electric vehicles for distribution system load pickup under stressed conditions: a network equilibrium approach [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2023, 38(3): 2304-2317.
- [105] LI B D, CHEN Y, WEI W, et al. Resilient restoration of distribution systems in coordination with electric bus scheduling [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(4): 3314-3325.
- [106] LI B D, CHEN Y, WEI W, et al. Routing and scheduling of electric buses for resilient restoration of distribution system [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2021, 7(4): 2414-2428.
- [107] LU Z X, XU X Y, YAN Z, et al. Multistage robust optimization of routing and scheduling of mobile energy storage in coupled transportation and power distribution networks [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022, 8(2): 2583-2594.
- [108] SABOORI H, MEHRJERDI H, JADID S. Mobile battery storage modeling and normal-emergency operation in coupled distribution-transportation networks [J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2022, 13(4): 2226-2238.
- [109] RONI M S, YI Z G, SMART J G. Optimal charging management and infrastructure planning for free-floating shared electric vehicles [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2019, 76: 155-175.
- [110] DING Y Y, LI S, JIAN S S. Optimal pricing and fleet management for shared electric vehicle in coupled power and transport networks [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2022, 141: 103727.
- [111] TAO Y C, QIU J, LAI S Y, et al. Collaborative planning for electricity distribution network and transportation system considering hydrogen fuel cell vehicles [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2020, 6(3): 1211-1225.
- [112] TAO Y C, QIU J, LAI S Y, et al. Vulnerability assessment of coupled transportation and multi-energy networks considering electric and hydrogen vehicles [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(11): 12614-12626.
- [113] AFSHAR S, MACEDO P, MOHAMED F, et al. Mobile charging stations for electric vehicles—a review [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2021, 152: 111654.
- [114] QIU D W, WANG Y, SUN M Y, et al. Multi-service provision for electric vehicles in power-transportation networks towards a low-carbon transition: a hierarchical and hybrid multi-agent reinforcement learning approach [J]. *Applied Energy*, 2022, 313: 118790.
- [115] LIU X M, LIU J, ZHAO Y, et al. A Bayesian deep learning-based probabilistic risk assessment and early-warning model for power systems considering meteorological conditions [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(2): 1516-1527.
- [116] RUAN J Q, LIANG G Q, ZHAO H, et al. Applying large language models to power systems: potential security threats [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2024, 15(3): 3333-3336.
- [117] QIU D W, WANG Y, HUA W Q, et al. Reinforcement learning for electric vehicle applications in power systems: a critical review [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2023, 173: 113052.
- [118] LI Y J, SU S, ZHANG M H, et al. Multi-agent graph reinforcement learning method for electric vehicle on-route charging guidance in coupled transportation electrification [J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2024, 15(2): 1180-1193.
- [119] YANG H R, XU Y L, GUO Q L. Dynamic incentive pricing on charging stations for real-time congestion management in distribution network: an adaptive model-based safe deep reinforcement learning method [J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2024, 15(2): 1100-1113.
- [120] LU Z L, WANG J X, SHAHIDEHPOUR M, et al. Cooperative operation of distributed energy resources and thermal power plant with a carbon-capture-utilization-and-storage system [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024, 39(1): 1850-1866.
- [121] CAO H Q, TAN C, GAO Z Y, et al. A survey on generative diffusion models [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2024, 36(7): 2814-2830.

- [122] LI S Y, XIONG H, CHEN Y Z. DiffPLF: a conditional diffusion model for probabilistic forecasting of EV charging load [EB/OL]. [2024-05-20]. <https://arxiv.org/abs/2402.13548v1>.
- [123] DONG X C, MAO Z H, SUN Y Y, et al. Short-term wind power scenario generation based on conditional latent diffusion models [J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2024, 15(2): 1074-1085.
- [124] FENG S J, WEI W, CHEN Y. Day-ahead scheduling and online dispatch of energy hubs: a flexibility envelope approach [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2024, 15(3): 2723-2737.
- [125] YAN D X, HUANG S H, CHEN Y. Real-time feedback based online aggregate EV power flexibility characterization [J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2024, 15(1): 658-673.
- [126] ZHENG Y, SONG Y, HILL D J, et al. Online distributed MPC-based optimal scheduling for EV charging stations in distribution systems [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(2): 638-649.
- [127] LYU R K, GUO H Y, ZHENG K D, et al. Co-optimizing bidding and power allocation of an EV aggregator providing real-time frequency regulation service [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2023, 14(6): 4594-4606.
- [128] MENGHWARM, YAN J, CHI Y N, et al. A market-based real-time algorithm for congestion alleviation incorporating EV demand response in active distribution networks [J]. *Applied Energy*, 2024, 356: 122426.
- [129] ZHAN S, MORREN J, VAN DEN AKKER W, et al. Fairness-incorporated online feedback optimization for real-time distribution grid management [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2024, 15(2): 1792-1806.
- [130] MORAIS H. New approach for electric vehicles charging management in parking lots considering fairness rules [J]. *Electric Power Systems Research*, 2023, 217: 109107.
- [131] ZHU H B, ZHOU Y, QIAN H, et al. Online client selection for asynchronous federated learning with fairness consideration [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(4): 2493-2506.
- [132] TAN M, REN Y L, PAN R, et al. Fair and efficient electric vehicle charging scheduling optimization considering the maximum individual waiting time and operating cost [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(8): 9808-9820.

杨蒙(1998—),男,博士研究生,主要研究方向:能量共享、电力交通耦合系统。E-mail:myang@mae.cuhk.edu.hk

陈玥(1992—),女,通信作者,博士,助理教授,博士生导师,主要研究方向:博弈论、运筹学与能源经济。E-mail:yuechen@mae.cuhk.edu.hk

徐潇源(1989—),男,博士,副教授,主要研究方向:电力系统不确定性分析与运行、电力-交通系统协调优化。E-mail:xuxiaoyuan@sjtu.edu.cn

(编辑 鲁尔姣)

Review on Research of Power-Transportation Fusion: Models, Algorithms and Key Problems

YANG Meng¹, CHEN Yue¹, XU Xiaoyuan², WANG Han², WEI Wei³

(1. Department of Mechanical and Automation Engineering, the Chinese University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China; 2. Key Laboratory of Power Transmission and Conversion of Ministry of Education (Shanghai Jiao Tong University), Shanghai 200240, China; 3. Key Laboratory of Control and Simulation of Power Systems and Generation Equipments (Tsinghua University), Beijing 100084, China)

Abstract: The substantial growth in the number of electric vehicles has significantly deepened the integration of power systems and urban transportation systems, bringing both opportunities and challenges. Research on power-transportation fusion is burgeoning. First, common traffic assignment models according to time scales and application conditions are categorized. On this basis, coupling architectures and modeling methods for power-transportation systems are summarized. Furthermore, effective algorithms for addressing the solving difficulties in power-transportation systems, including the model nonconvexity and nonlinearity, multi-agent participation, and uncertainty management, are introduced. Then, recent advances in key problems of power-transportation system such as expansion planning, economic operation, low-carbon operation, peer-to-peer trading, and emergency restoration are elaborated in detail. Finally, the key technologies of future power-transportation coupling systems in research objects such as shared electric vehicles, hydrogen fuel cell vehicles, and mobile charging stations, as well as in research methods such as data-driven and online optimization are analyzed and prospected.

This work is supported by Joint Funds of National Natural Science Foundation of China (No. U2166201) and National Natural Science Foundation of China (No. 52107116).

Key words: power-transportation system; renewable energy; coupling architecture; key problem; game theory



附录 A

表 A1 电力-交通耦合系统规划相关文献总结比较
Table A1 Comparison between various research on expansion planning in power-transportation system

文献 编号	交通网 模型	电网模型	数学模型	规划对象			规划目标	不确定性	求解算法
				能源网	耦合枢纽	交通 网			
[73]	静态 UE	ACOPF	两阶段鲁棒	配电线路、风光、 SVC、OLTC、ESS	充电站	道路	耦合系统投资、运 行成本最小	新能源、负荷和 交通需求	C&CG+外部 逼近法
[79]	静态 UE	DCOPF	双层优化 -MILP	配电线路、发电	充电站	道路	耦合系统投资、运 行成本最小	×	改进大M法
[80]	静态 UE	概率 ACPF	机会约束	×	充电站	×	年度充电站投资成 本+能量损失成本 最小	EV 车主行为、 电力负荷	点估计 +Gram-Char- lier扩展
[81]	静态 UE	×	双层优化	×	无线充电	×	上层:出行成本最 小;下层:交通分配	×	×
[82]	动态 UE	×	MILP	×	多类充电 技术	×	尽可能满足用户交 通需求	×	×
[83]	系统 最优	ACPF	MIQCP	配电线路、储能	充电站	道路	耦合系统投资、运 行成本最小	×	增强拉格朗日 松弛
[84]	系统 最优	ACPF	MILP	配电线路	充电站	道路	耦合系统投资、运 行成本最小	×	×
[85]	简化 模型	DCOPF	MILP	变电站、配电线路	快速充电 站	×	耦合系统投资、运 行成本最小	×	分支定界
[86]	简化 模型	ACPF	多目标 MINLP	变电站、配电线路	充电站	×	耦合系统投资成本 最小、充电设施使 用效率最高	×	进化算法
[87]	简化 模型	ACOPF- 线性化	MILP	配电线路、变电站、 电加热器、CHP、气 源、气网和燃气锅炉	充气站和 充电站	×	耦合系统投资、运 行成本最小	×	×

注:×表示未使用该方法或未考虑该对象

表 A2 电力-交通耦合系统经济运行相关文献总结比较
 Table A2 Comparison between various research on economic operation in power-transportation system

文献编号	运营机制	网络模型		数学模型	价格信号		优化目标			不确定性	求解算法
		交通网	电网		交通网	电网	交通网	电网	其他说明		
[4]	独立运营	混合 UE	ACOPF-SOCP	均衡模型(固定点)	×	LMP	出行时间+充电成本最小	发电+购电成本最小	×	×	最佳响应分解算法
[12]	独立运营	静态 UE	BFM-SOCP	均衡模型	×	LMP	出行时间+充电成本最小	发电+购电成本最小	×	×	最优性条件分解
[14]	独立运营	静态 UE	DCOPF	分布式优化	×	LMP	出行时间+充电成本最小	发电+负荷削减成本最小	×	×	ADMM
[38]	独立运营	半动态 UE	ACOPF	固定点	×	LMP	出行+充电成本最小	发电+购电成本最小	×	×	凸包、McCormick
[74]	独立运营	×	DCOPF	分布鲁棒优化	×	×	出行时间成本最小	机组运行、启停、调整成本+负荷削减成本最小	天然气系统：燃气机组运行和启停成本最小	交通流量、风电出力、天然气负荷	Benders分解
[92]	独立运营	静态 UE	ACOPF	三阶段鲁棒优化	×	固定价格	出行成本最小	发电+购电成本最小	天然气系统：耗气成本最小	交通流量	KKT+CCG
[9]	统一运营	多时段静态 UE	ACOPF	双层优化(MPCC)	道路通行费	电价	出行成本最小	电力调度成本	耦合枢纽：动态无线充电	×	迭代算法
[30]	统一运营	静态 SO+SUE	ACOPF	双层优化	×	LMP	上层：可控 EV 出行时间和充电费用成本最小	发电+购电+可再生能源削减成本最小	下层：不可控 EV 和 GV 出行时间、充电费用和随机感知项最小	交通流量、RG、道路容量、出行选择	迭代算法
[34]	统一运营	动态 UE	ACOPF	MISOCP	道路通行费	固定电价	出行成本+道路拥挤费最小	发电成本最小	×	×	分布式、加速对角化算法
[77]	统一运营	静态 UE	ACOPF	随机优化	×	电价、充电服务费	出行+充电成本最小	发电+购电成本最小	×	交通流量、风电出力	深度学习
[52]	单运营商定价	静态 UE	DCOPF	三层优化	×	LMP	出行+充电成本最小	发电+购电+削减成本最小	CSO:售电收入-购电成本最大	分布式电源	基于列生成的分解算法
[22]	多运营商博弈	静态 SUE	ACOPF	Nash-Stackelberg-Nash	×	×	出行时间+充电站排队时间+充电费用+随机感知项最小	×	CSO: 充电服务收入最大	出行选择	锥松弛、二进制展开、McCormick、Guass-Seidel迭代

表 A3 电力-交通耦合系统低碳运行相关文献总结比较
Table A3 Comparison between various research on low-carbon operation in power-transportation system

文献 编号	运营 机制	网络模型		数学 模型	价格 信号	优化目标		碳来源	求解算法
		交通网	电网			交通网	电网		
[26]	独立运营	混合 UE	ACOPF-SOCP	Nash-Stackelberg-Nash	充电价格、补贴	最小化出行时间+补贴+碳排放	最小化发电+补贴+碳排放	GV、传统 DG	Gauss-Seidel 迭代
[93]	独立运营	静态 UE	ACOPF-SOCP	双层优化	电碳综合节点价格	最小化出行时间+充电时间+充电费用	最小化发电成本	传统 DG	改进粒子群算法
[95]	独立运营	静态 UE	ACOPF-SOCP	非凸优化	充电价格	最小化出行时间+充电站排队等待时间+充电费用	最小化发电成本	传统 DG、含碳捕集 DG	基于深度学习的代理建模
[11]	统一运营	混合 UE	Distflow	非凸优化	GV、EV 差异化道路通行费、EV 充电价格和充电接入费	最小化出行时间+充电时间+充电费用+碳排放成本	最小化发购电+碳排放成本	GV、传统 DG	自适应分段线性化转化为 MIQCP
[57]	统一运营	混合 UE	ACOPF-SOCP	非凸优化	充电价格	最小化出行时间+充电时间+充电费用+碳排放成本	最小化发购电+碳排放成本	GV、传统 DG	SPPA-ADMM
[94]	统一/独立运营	混合 UE	Distflow	多目标优化	道路通行费、充电价格	最小化出行时间+充电时间+充电费用+碳排放	最小化发购电+碳排放成本	GV、传统 DG	分段线性化、增强 epsilon 约束法

表 A4 电力-交通耦合系统点对点交易相关文献总结比较
Table A4 Comparison between various research on peer-to-peer trading in power-transportation system

文献编号	组织模式	网络模型		数学模型	主要主体	电网价格信号	优化目标			放电	求解算法
		交通网	电网				交通网	电网	其他主体		
[64]	DSO 组织	充电站运行	ACOPF-SOCP	双层平行	充电站、DSO	分时买卖价格	×	最小化网损+购电成本	CSO:最大化与DSO、EV交易利润-奖励	×	ATC-ADMM
[96]	DSO 组织	充电站运行	ACOPF-SOCP	不对称合作博弈	充电站、DSO	分时买卖价格	×	最大化所有充电站利润乘积	CSO:最大化与DSO、EV交易利润	√	拆解为能量交易和利润分配子问题
[97]	DSO 组织	混合 UE	三相 ACOPF	三阶段分层	充电站(DER)、DSO	分时购电价格	出行+充电成本最小	最大化社会福利-线损	CSO:最大化能源交易收益-内外部成本	×	线性化、迭代
[101]	DSO 组织	UE	×	均衡模型	微电网(含CS)	固定价格	出行+充电成本最小	×	微电网:最大化EV充电费用-发电成本-主网、其他微电网交易成本	×	迭代求解收敛到均衡解
[60]	分散式	×	ACOPF-SOCP	均衡模型	充电站、共享储能商 SESO	固定价格	×	最小化主网购电+CSO、SESO交易成本	CSO:充放电成本+EV不便成本+交互成本 SESO:供电收入-充放电成本	√	预测-校正 ADMM
[98]	分散式	×	ACOPF	分布式优化	EV、DER	能源交易节点价格	×	最大化社会福利	×	×	Jacobian ADMM
[99]	分散式	混合 UE	三相 ACOPF	三阶段分层	充电站(BESS)、DSO	分时购电价格	出行+充电成本最小	最小化购电+调整成本	CSO:最大化能源交易收益-内外部成本	×	线性化、迭代
[100]	分散式	UE	ACOPF-多面体	均衡模型	产消者、充电站	产消者节点价格	出行+充电成本最小	最小化能量共享价格平方和	产消者:最小化负效用-能量共享收益	×	分段 McCormick

表 A5 电力-交通耦合系统故障恢复相关文献总结比较
Table A5 Comparison between various research on emergency restoration in power-transportation system

文献编号	阶段	网络模型		数学模型	运营机制	价格信号		优化目标	故障类型	恢复措施	求解算法
		交通网	电网			交通网	电网				
[102]	事故前	动态 UE	Distflow	三层优化	统一运营	×	×	最小化弹性指标+最差故障场景下负荷削减与出行时间成本	线路故障、交通灯故障	增强线路、布置 DG	KKT+贪婪算法
[45]	事故中	动态 UE	Distflow	MINLP	统一运营	×	×	最小化负荷削减+出行时间成本	充电站断电、交通道路中断	配电网线路切换、交通道路反向、充电桩管理	AAP-WL+灰色编码
[42]	事故后	静态 UE	ACOPF	非凸优化	统一运营	道路通行费	充电价格	最小化负荷削减+出行时间成本	线路故障	EV 充电再调度、V2G	二进制展开等线性化方法
[56]	事故后	EB 调度	ACOPF-SOCP	分布式优化	独立运营	×	×	最小化负荷削减+EB 能耗成本+电池损耗+发电成本	线路故障	EB 调度放电	自适应 ADMM
[103]	事故后	动态交通疏散	ACOPF	MILP	统一运营	×	×	最大化电网加权恢复负荷、最小化交通网疏散时间	配电网与上级电网失连	移动应急电源	×
[104]	事故后	静态 UE	ACOPF	多主体均衡	独立运营	激励价格	LMP	最大化供应重要负荷、最小化购电成本	线路故障	配电网重构、EV 充电调度	凸重构
[105, 106]	事故后	EB 调度	Distflow	MILP	独立运营	×	×	最小化负荷削减+EB 租借/能耗成本	台风导致线路故障	配电网重构、EB 调度放电	×