

# 控制与决策

Control and Decision

## 电动汽车时代的电网-交通网协同优化综述

郭戈, 徐涛, 韩英华, 赵强

引用本文:

郭戈, 徐涛, 韩英华, 等. 电动汽车时代的电网-交通网协同优化综述[J]. *控制与决策*, 2021, 36(9): 2049–2062.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1736>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### [基于指数趋近律的车载复合储能系统全局滑模控制](#)

Global sliding mode control of vehicle-mounted hybrid energy storage system based on exponential reaching law  
*控制与决策*. 2021, 36(4): 885–892 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0478>

### [基于FWADE-ELM的短时交通流预测方法](#)

Short-term traffic flow forecasting based on hybrid FWADE-ELM  
*控制与决策*. 2021, 36(4): 925–932 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1103>

### [基于FWADE-ELM的短时交通流预测方法](#)

Short-term traffic flow forecasting based on hybrid FWADE-ELM  
*控制与决策*. 2021, 36(4): 925–932 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1103>

### [基于HI-DD-AdaBoost.RT的锂离子动力电池SOH预测](#)

Prediction of Li-ion battery SOH based on HI-DD-AdaBoost.RT  
*控制与决策*. 2021, 36(3): 686–692 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0764>

### [机器视觉在轨道交通系统状态检测中的应用综述](#)

A survey of the application of machine vision in rail transit system inspection  
*控制与决策*. 2021, 36(2): 257–282 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1199>

# 电动汽车时代的电网-交通网协同优化综述

郭戈<sup>1,3†</sup>, 徐涛<sup>1,2</sup>, 韩英华<sup>1</sup>, 赵强<sup>1</sup>

- (1. 东北大学秦皇岛分校 控制工程学院, 河北 秦皇岛 066004;
2. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004;
3. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110004)

**摘要:** 电动汽车的出现正在引领交通电气化的变革, 电动汽车随机的运输与充电行为将促进交通网与电网的深度耦合. 对此, 结合大数据分析、电车-路网、电车-电网等领域的最新成果, 系统地论述交通电气化进程的现状与进展. 首先, 总结耦合系统的数据预测方法, 归纳各自的基本特征、优势与局限性; 其次, 探讨交通网络中电动汽车的调度问题, 兼顾电动汽车的续航安全与运输服务; 然后, 围绕充电站选址、充/放电负荷管理等方面分析了电气化交通下电网的负载平衡; 最后, 对交通电气化进程中存在的问题与挑战进行总结, 并对其未来发展指明了方向.

**关键词:** 交通电动化; 大数据; 电车-路网; 电车-电网; 车辆调度; 充/放电; 负载平衡

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1736

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 郭戈, 徐涛, 韩英华, 等. 电动汽车时代的电网-交通网协同优化综述[J]. 控制与决策, 2021, 36(9): 2049-2062.

## A survey of cooperative optimization of traffic-grid networks in the era of electric vehicles

GUO Ge<sup>1,3†</sup>, XU Tao<sup>1,2</sup>, HAN Ying-hua<sup>1</sup>, ZHAO Qiang<sup>1</sup>

(1. School of Control Engineering, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China; 2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 3. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

**Abstract:** The popularity of electric vehicles (EVs) is leading to a revolution in transportation electrification, and the random transport and charging behaviour of electric vehicles will promote the deep coupling between traffic network and power grid. Based on the new achievements such as big data analysis, EV-Road network and EV-Power grid, the progress of traffic electrification is systematically summarized. In this review, the data prediction methods of traffic-power system are summarized firstly, along with their basic features, advantages and limitations. Secondly, the scheduling problem of electric vehicles in traffic network is discussed, giving consideration to the endurance safety and travel service. Then, the grid load balance under electrification traffic is analysed based on the charging station location and charging/discharging load management. Finally, the existing problems and challenges in the process of traffic electrification are summarized, showing the promising development directions for future research.

**Keywords:** transportation electrification; big data; EV-traffic network; EV-power grid; vehicle scheduling; charging/discharging; load balance

## 0 引言

为了缓解日益严峻的能源和环境问题, 发展电动汽车(electric vehicle, EV)已成为全球共识. 2018年全球电动汽车保有量已达到512万辆, 预计到2030年, 中国将以57%的市场份额稳居世界第一<sup>[1]</sup>. 电动汽车的大规模集成将引领交通电气化的革新.

与轨道交通及公共交通不同, 电动汽车具有更强的灵活性, 其运行决策不仅受城市复杂交通网络结构

和道路车流量等路网信息的约束和影响, 其充电需求与续航能力使电力系统也参与耦合, 庞大的充电需求及不协调的充电行为等恶劣的充电场景将严重冲击电网稳定性. 交通网、电网的响应与反馈进一步加深了与电动汽车的互动<sup>[2]</sup>. 因此, 无论研究电动汽车的参与对两网的影响、电动汽车的优化调度, 或是电网的优化管理, 都不再适合将电力与交通网络当作孤立个体, 交通网-电网耦合系统的匹配性优化对接入电

收稿日期: 2020-12-13; 修回日期: 2021-03-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61573077, U1808205).

†通讯作者. E-mail: geguo@yeah.net.

电动汽车规模评估、电动汽车充电与运输调度、电气化交通下的配套设施部署及能源结构优化都具有重要的指导意义。

电网与交通网通过移动的电动汽车实现耦合,电动汽车的交通属性往往也是研究其充放电行为和电网间相互影响的立足点<sup>[3]</sup>。交通网络中,电动汽车根据交通拥挤状况、充电需求及各时段电价等优化出行路由,进而影响交通网中的流量分布和电网中充电负荷的时空分布。然而,单一依赖交通网的调度方案不足以确保耦合系统的稳定,也无法实现效益最大化,需要加强电气化交通背景下电网侧的优化管理加以辅助。已有大量研究围绕电动汽车对电网(grid-to-vehicle, G2V)安全性和经济性的影响展开<sup>[4]</sup>,并结合充电需求的时空分布对能源供给平衡性进行评估或预测。除了直接控制电动汽车充电路由外,电网侧依托价格激励等手段引导充电负荷转移以保证配电系统均衡。配电系统中,当前面临的主要矛盾是不足的配套设施或其不合理的布局,因此,在耦合网络中高效地嵌入充电设施,合理引导交通流量及能源分配,缓解节点拥堵,加快交通速度,降低能源失衡已成为迫切需要<sup>[5]</sup>。

2009年我国正式提出智能电网建设目标,提高电网与发电侧及需求侧的交互响应能力,通过电网规划、电网运行调度及用户用电行为分析,为电动汽车在交通系统中的渗透与充放电管理奠定了基础<sup>[6]</sup>。智能电网电力和信息双向交互的特点使风机、光伏、储能电池等分布式能源能够以即插即用的方式并网运行,意味着电动汽车可作为储能设备向电网供电(vehicle-to-grid, V2G)以发挥辅助协调作用。双向电动汽车已经成为智能电网建设的重要部分。

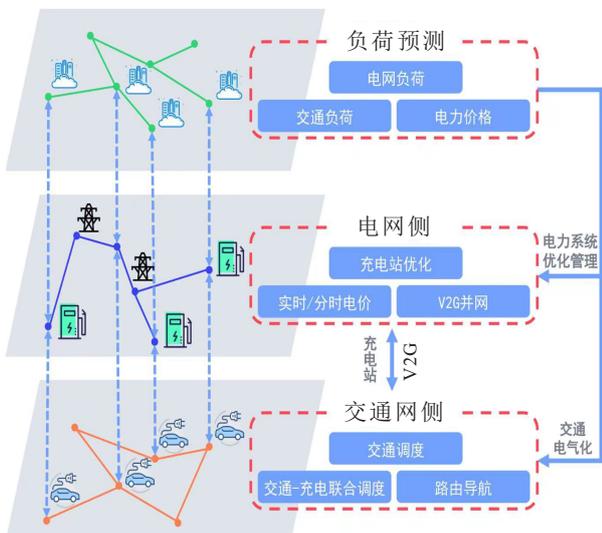


图1 电网-交通网协同优化框架

本文旨在综述交通电气化进程中电力系统与交通系统的发展现状及最新成果,分析交通网-电网耦合系统面临的问题与挑战,并对其未来发展趋势及研究方向进行展望。文章结构如下:第1节介绍与交通网、电网研究领域相关的预测模型及技术;第2节从电动汽车(下文简称电车)运输调度、电车运输与充电联合调度及路由导航3个方面论述电车-路网整合的成果及问题;第3节围绕充电设施选址及G2V与V2G三个层面系统综述电车-电网整合过程所涉及的技术与挑战;第4节为总结与展望。电网交通网协同优化框架如图1所示。

## 1 交通网-电网耦合系统的状态预测

互联网技术以及数据收集、处理及预测技术的发展正在引领大数据时代的到来。对电网或路网状态的精准把握成为耦合系统优化部署及运行的基础。对海量数据的理解、对不同预测模型差异的分析、对其适用性及局限性的把握,是追求预测精度过程中值得探讨的问题。

### 1.1 充电负荷预测

充电负荷预测是研究电动汽车对电力系统影响的基础。目前已经提出了许多预测负荷的方法,根据时间范围可划分为长期负荷预测<sup>[7]</sup>、中期负荷预测<sup>[8]</sup>及短期负荷预测<sup>[9]</sup>3种类型。长期负荷预测主要用于基础设施的战略部署,预测未来一年到多年的负荷需求;中期负荷预测一般针对未来一年的负荷总量,主要用于电力系统的战术规划与维护;短期负荷预测是一个更为热门的研究课题,其主要对未来几小时或几天的充电负荷进行预测,为平衡能源供需、优化能源成本提供数学依据。

评估方法方面,排队论<sup>[10-11]</sup>是评估充电站中充电负荷的重要工具,但该方法通常基于车辆进站率遵循泊松分布这一假设。文献[12]进一步结合电车物理特性及充电起止时间等因素搭建评估模型,提高了评估模型的准确性,但排队理论忽略了电动汽车的移动性。此外,上述研究只针对确定的充电需求进行粗略评估,而电车实际充电需求易受驾驶者偏好和出行模式等波动因素的影响,且交通流的非平稳特性和充电过程的不确定性使充电负荷更加难以准确预测,因此,迫切要求开发更加精确的预测方法。

预测方法主要可分为概率方法和基于人工智能的方法。概率方法中,马尔可夫链是一种满足马尔可夫属性的顺序而形成的随机方法<sup>[13]</sup>,当前被广泛应用于电动汽车出行模型和电动汽车充电需求模型。此外,隐马尔可夫模型<sup>[14]</sup>可以预测数据样本中没

有观测到的状态,并使每个状态对应的等待时间等特征与实际观测到的数据相匹配。其中,概率方法因系统的可靠性参数由数学公式进行计算,在预测速度和准确性方面较其他预测策略具有独特优势。基于人工智能的方法通常应用于短期负荷预测,而且大规模系统中机器学习的方法在表示复杂的非线性问题方面具有突出优势。例如,文献[15]中采用小波神经网络预测电动客车功耗,从而加强了能源管理;文献[16]首先使用卷积神经网络对交通流进行预测,随后结合充电负荷历史数据计算电动汽车的到达率,捕获了交通流与充电需求间的耦合作用,综合地预测了电动汽车的充电负荷。

### 1.2 交通流预测

电动汽车的出现一方面导致了驾驶员行为的变化和交通流的重新分布;另一方面,充电站故障扰动在电网-交通网间的传播使得电动汽车行为特性与交通网路况发生突变。交通流、道路容量及拥塞状况等信息充分反映了交通网在电气化交通中的影响。电网-交通网的协同优化往往立足于交通网的运行情况<sup>[17]</sup>。本节将着重总结交通预测的方法及最新技术,为耦合系统的规划提供先验指导。

交通预测的基本模型主要包括自回归模型和时间序列等,文献[18]对交通预测的现状与挑战进行了全面论述。大数据技术的发展以及人们对交通预测实时性、准确性的追求正逐步将交通预测的重点转向数据驱动的过程<sup>[19]</sup>。数据驱动的交通预测模型主要可分为参数模型和非参数模型。参数模型往往依赖于交通数据的平稳性假设,代表方法包括自回归综合移动平均算法(ARIMA)<sup>[20]</sup>及卡尔曼滤波<sup>[21]</sup>等;非参数方法主要包含 $K$ 邻近算法(KNN)<sup>[22]</sup>、支持向量回归<sup>[23]</sup>及 $K$ -means<sup>[24]</sup>。目前,深度学习技术的进步推动了深度网络结构的应用,以其在获取数据高层特征方面的独特优势成为了一种新的交通预测手段。例如,文献[25]和文献[26]分别提出了基于递归神经网络与卷积神经网络的交通流预测方法。但单一的方法表征交通的时间或空间维度的能力有限,且预测精度通常受数据集及测试条件的影响,几乎不存在一种通用的模型适用于所有的交通场景。因此,可通过融合预测因子的方法将不同的时间序列模型、神经网络、机器学习等相结合以形成混合模型<sup>[27]</sup>来提高交通预测精度和普遍性。在预测时间方面,上述模型预测的时间间隔至少为5 min,而文献[28]提出的基于信息素的交通预测模型将预测间隔缩短至5 s,进一步提高了交通预测的实时性。

交通预测技术日益成熟,但两网耦合系统与单一的交通网络相比更加复杂。除原有的特征外,还要充分考虑充电站负载能力及电价等电网侧特征,深度挖掘用户社群的交通出行与用能行为规律等,以更贴合耦合系统中交通预测的实际需要。对于数据质量难以保证及特征数量过多等问题,缺失数据填充、数据降维以及特征筛选等横向方案有待开展。

### 1.3 电价预测

电价预测在电力市场调控中发挥着重要作用。对于供电方或监管者,电价预测有利于准确把握电价差以获得最大利润或引导充电行为;对于用电方,电价预测使动态成本控制成为可能。

电价预测中,统计方法在规模较小或相对稳定的电力市场中表现良好。其中,文献[29]提出了一种Autoregressive-GARCH模型对条件均值和条件方差进行估计,并利用滚动窗口对电价点序列进行超前预测。电价数据中往往包含大量的随机时间序列,尤其受电力传输、天气因素及需求量等影响而呈现出长期复杂的非线性动态,难以准确预测,区间预测为电力市场的管理提供了更有价值的信息。文献[30]利用一个ARIMA模型预测价格,训练另一个ARIMA模型预测未来的预测误差并以此评估预测区间。但统计方法因其固有缺陷不能捕捉电价的非线性特征和快速变化<sup>[31]</sup>。基于人工智能的方法解决了上述难题,并结合电力市场数据展现了独特优势,这些模型主要使用人工神经网络<sup>[32]</sup>、回归神经网络<sup>[33]</sup>、支持向量机(SVM)<sup>[34]</sup>等。文献[35]首次提出了一种3层反向传播神经网络用于电价预测。文献[36]为了显式地建模时间序列数据的周期性和趋势性,依托循环神经网络引入周期损失和趋势损失,提高了神经网络的泛化能力。虽然神经网络具备良好的逼近能力,但也存在训练耗时、局部极小等缺点。因此,文献[37]尝试在贝叶斯框架下将扩展卡尔曼滤波用于神经网络,提高了电价预测模型的收敛速度和预测精度。此外,极限学习机(ELM)以结构简单、速度快、样本要求少等优点被广泛应用于电价预测中,并有效消除了异常值对电价建模的负面影响<sup>[38]</sup>。

同样地,针对单一模型可能无法有效提取原始非线性、非平稳电价的复杂特征,混合模型的思想被引入电价预测中,以在预测前通过数据分解对非线性和非平稳的电价数据进行预处理。例如:文献[39]结合ARIMA与一个3层前馈神经网络模型对电价进行短期预测并取得了有效成果;文献[40]将ELM与小波技术相结合开发了一种混合模型应对电价波动,捕获

数据中的不同形式并利用集成技术增强模型的鲁棒性.

## 2 电气化交通的优化调度与控制

交通电气化有望解决交通领域的资源和环境问题,但提高出行效率、缓解交通拥堵仍有赖于出行模式的变革及高效的车辆调度策略,尤其在电动汽车背景下车辆的续航能力及充电问题不容忽视,这为电网-电网耦合系统的动态任务分配及优化调度带来了新的挑战.

### 2.1 共享电车运输调度

电动汽车、共享出行等新兴技术与理念为解决城市交通难题,确保城市流动性的可持续发展提供了新的思路.使用电动汽车提供出行服务的可行性已通过MATSim交通仿真平台<sup>[41]</sup>及现实案例进行了验证且均有良好的表现,而且使用电动汽车的单向车辆共享系统也逐步普及.

单向车辆共享在给乘客提供便利的同时也引发了一些问题:由于出行需求分配不均,共享车辆不可避免地在某些站点堆积而某些站点无车可用,需要精准高效的车辆调度方案重新平衡供求关系.其中一类是基于用户的调度方案<sup>[42]</sup>,即通过价格激励,鼓励用户将电车开往指定地点.基于用户的方法通常作为辅助和补充功能.另一类则是基于运营商的调度方案,调度方案主要基于流体模型<sup>[43]</sup>、排队论模型<sup>[44]</sup>和仿真模型等,并以此规划车队规模或设计最优的车辆迁移策略.流体模型中,通过微分方程描述系统中乘客和车辆的迁移变化,其数学表现形式为(符号定义见相关文献)

$$\dot{c}_i = \lambda_i(1 - H(v_i)) + (\lambda_i - \mu_i)H(c_i)H(v_i), \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \dot{v}_i = & -\lambda_i(H(v_i)) + (\lambda_i - \mu_i)H(c_i)H(v_i) + \\ & \sum_{j \neq i} p_{ji}(\lambda_j H(v_j^i) - (\lambda_j - \mu_j)H(c_j^i)H(v_j^i)) - \\ & \gamma_i(H(v_i)) + \sum_{j \neq i} \alpha_{ji}H(v_j^i). \end{aligned} \quad (2)$$

优化问题立足于系统的静态平衡,即每个车站的车辆总入站率等于总出站率,如下式所示:

$$\sum_{j \neq i} \alpha_{ij} - \sum_{j \neq i} \alpha_{ji} = -\lambda_i + \sum_{j \neq i} \lambda_j p_{ji}, \quad (3)$$

而排队论模型则分别将车站和道路抽象为单服务器节点和无限服务器节点.抽象排队网络中车辆的迁移规律和节点的服务时间分别为

$$r_{ij} = \begin{cases} p_{il}, & i \in \text{station nodes}, j \in \text{road nodes}; \\ 1, & i \in \text{road nodes}, j \in \text{station nodes}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_i(n) = \begin{cases} \lambda_i, & i \in \text{station nodes}; \\ n \cdot \mu_{jk}, & i \in \text{road nodes}. \end{cases} \quad (5)$$

与流体模型中乘客排队等待车辆的思想相反,排队网络则是车辆排队等待乘客的到来,队列的服务率即为乘客入站率.然而孤立的车辆共享系统可能会引发需求转移效应,蚕食其他交通工具并诱导交通拥堵.文献[45]结合公共交通或拥塞效应等现实场景进一步丰富了共享车辆系统.单向车辆共享的经典研究侧重于供需平衡,虽然是基于电动汽车这一背景,但往往忽略了电车续航能力及充电调度问题.

### 2.2 电车充电与运输联合调度

实际上,车辆的运输需求和充电需求是相互交织的.文献[46]对电动汽车车队的智能充电进行了综述,并指出集中控制在运输及充电优化方面表现最好.而且集中调度下的充电行为更易于计划与控制,允许大规模的需求响应并为电网提供高效的辅助服务.文献[47-48]针对充电需求开发了一个共享车辆系统仿真模型来模拟共享电车与乘客的互动,从运输服务和经济效益两个方面研究了车队规模对共享车队的影响.这类基于仿真模型的研究以非常高的保真度还原了城市交通系统的运行状态,但通常不适用于优化.文献[49]赋予共享车辆系统的供需平衡以新的内涵,即把乘客出行距离与车辆电量进行匹配,并提出了一种多级充电管理方案,协调用于载客和部分充电的车辆比例以最小化系统的响应时间(用户发出请求到得到服务的时间间隔).该研究充分诠释了电动汽车背景下共享车辆系统的运行机理及充电与运输间的权衡,然而该研究不涉及任何与站点或路径相关的电车迁移调度.文献[50]将共享车辆的在途充电问题建模为一个多服务器排队系统,通过求解一个随机凸优化问题推导出最优的路由比例,从而使系统充电延时最小化.

文献[51]在考虑车辆电量损耗的基础上,兼顾再平衡与服务质量,通过模型预测控制(MPC)的方法对系统的平衡与稳定性给出了严格的证明并实现了再平衡与充电调度的联合优化.其中,电量损耗的数学形式为

$$q^k(t+1) =$$

$$\min \left\{ q^k(t+1) + \alpha_c \sum u_i^k(t+1), 1 \right\} - \alpha_d \sum_{T_i} p_i^k(t+1), \quad (6)$$

且决策变量包含车辆载客与再平衡两方面内容,如下所示:

$$u = [v_{ij}^k, w_{ij}^k]^T \begin{cases} v_{ij}^k \in \{0, 1\}^{|V|N^2} \\ w_{ij}^k \in \{0, 1\}^{|V|N^2}. \end{cases} \quad (7)$$

由式(7)可以看出,决策变量个数不仅与站点个数有关,而且与车队规模有关。

文献[52]进一步扩展了上述模型,针对运输优化与充电优化在时间尺度上的差异提出了一种两层优化模型,而且该模型允许车辆向电网售电。MPC算法以其可扩展性及高效的再平衡性能在联合调度方面具有独特优势,但因其计算复杂度受车队规模及时间分辨率影响仅适用于小规模系统。此外,上述MPC模型仅考虑了一种简单的电气化情景且未涉及排队充电问题。实际上,运输系统与电力系统都有各自不同的平衡优化目标,单独考虑某一方面都可能导致平衡点的偏离。文献[53]捕获了电力系统与车队间来自充电需求、客户需求及电力传输约束的耦合,并对两个系统进行联合优化以确保整体平衡。对于共享出行这类框架较为固定的系统,有望通过战略性地部署充电设施限制或引导共享车辆的迁移,从而降低车辆再平衡需求,创建一个不需要再平衡的、自动调节的汽车共享网络。

### 2.3 电车路径规划

真实的交通网络更为复杂,相对站点-站点的调度方案,具体的路径导航往往更符合实际需要,文献[54]总结了车-路协同控制涉及的各个领域与系统。国内的研究仍侧重于传统车辆的路径与速度优化以降低油耗<sup>[55]</sup>,而电动汽车的路径规划(electric vehicle routing problem, EVRP)略有不同,其来源于经典的车辆路径问题,旨在续航能力、出行时间、充电成本等约束下,为一台/一组电动汽车分配最佳行驶路线。充电站的位置及容量限制、充电成本与时间的权衡、电池损耗等因素进一步增加了路径规划的复杂性<sup>[56]</sup>。目前,电车路径优化的研究通常将路网表示为加权的有向图或无向图,而边的权值表示电车在该边上行驶时消耗的能量<sup>[57]</sup>。文献[58]围绕单车(以用户为中心)路由问题与多车(以系统为中心)路由问题,研究了非同质充电节点网络的EVPR问题。考虑到电车充电时间较长,文献[59]允许电车进行部分充电,并提出了一种具有时间窗的EVPR模型。文献[60]提出了一种分布式方案协调智能物流系统中

车辆的路线和充电计划以最小化行驶距离和充电时间。除了优化电车的巡航范围与充电延时外,能源成本也是EVPR问题最为关注的指标之一,尤其是V2G技术允许电车向电网放电而获取收益,而“能量最优”路径与传统的路由决策有很大的不同,能源成本最低的路径可能比最短/最快路径长得多。电车联网导航系统及能量最优路径规划分别如图2、图3所示。

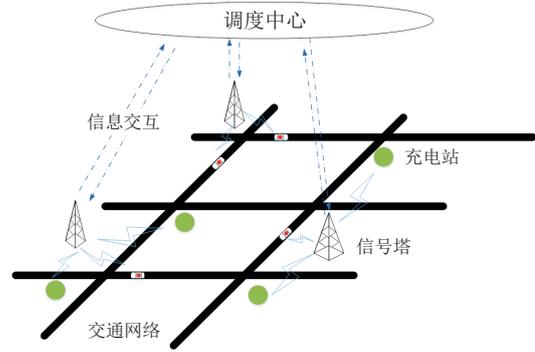


图2 电车联网及车辆路由导航

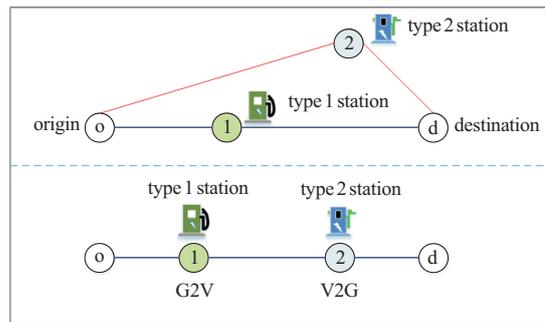


图3 能量最优路径

上述EVPR问题的研究都基于静态的交通网络模型,忽略了充电价格是电力市场环境中的时变因素,也忽略了道路拥堵等动态的交通特性。文献[61]考虑了分时电价下的车辆路径优化。文献[62]针对电车交通网络中存在随机性和不确定性,提出了一种基于在线状态递归(OSR)算法的联合充电路由优化策略以提高导航精度。文献[63]在考虑能源效率和充电价格的基础上,反过来探讨了电车车队的动态通勤服务对配电系统的潜在影响。文献[64]综合考虑路网交通堵塞的动态不确定性和电网运营状态的时变特性,从而决策电车的最优充电导航路径。

目前,可再生能源发电已成为智能电网重要的组成部分,但因其间歇性并不能被充分整合利用,这一难题有望通过实时的电动汽车充电决策得以解决。假设可再生能源的时变供给规律是已知的,便可以结合电网潮流及电动汽车行驶特性等约束优化充放电决策,保证能源利用与出行需求的双赢。在路径规划过程中,将V2G服务与可再生能源相结合,还能

保证经济效益最大化<sup>[65-66]</sup>. 针对可再生能源产能与路网信息的不确定性, 可结合大数据从随机数据中提取交通状态、能源价格和充电延时等特征, 在此基础上, 将电动汽车充电导航建模为转移概率未知的马尔可夫决策过程, 通过深度强化学习框架自适应学习最优策略来避免对先验知识的依赖性. 最新的研究已经把深度强化学习的思路应用于电动汽车的实时导航中<sup>[67]</sup>. 但现有的研究往往基于一些不切实际的假设, 如:

1) 简单地假设续航里程与剩余电量线性相关, 而忽略了电车的行驶特性. 简化的线性模型与实际交通网络之间的偏差可能会导致电池过充或半路断电, 因此, 搭建能耗模型对准确评估电车的续航能力至关重要. 车辆能耗不仅与出行距离相关, 而且交通状态及驾驶习惯都将影响电动汽车续航里程. 结合历史出行数据及实时交通状态分析估计出行里程与车辆能耗间的关系不失为一种好方法. 另一方面, 围绕车辆物理特性, 结合车辆速度、功率及载荷等信息搭建能耗模型可以对续航能力进行严格计算. 能耗与各参数间的关系可参见文献[68], 计算公式如下:

$$P_{b-out} = \frac{v(t)}{\eta} \left( Mg f_r \cos \alpha + Mg \sin \alpha + \frac{1}{2} \rho_a C_D A_f v(t)^2 + M \delta \frac{dv(t)}{dt} \right), \quad (8)$$

$$P_{b-in} = \frac{\beta v(t)}{\eta} \left( Mg f_r \cos \alpha + Mg \sin \alpha + \frac{1}{2} \rho_a C_D A_f v(t)^2 + M \delta \frac{dv(t)}{dt} \right), \quad (9)$$

$$E = \int_{\text{tractiontime}} P_{b-out} dt + \int_{\text{tractiontime}} P_{b-in} dt. \quad (10)$$

2) 简单地假设充电设施足够且电车充电无需等待, 然而, 目前的充电站并不足以处理大量的充电需求. EVRP问题通常把车辆当作一个孤立的“点”进行分配而不关注车辆间的相互作用, 比如道路拥塞或充电排队, 因此, 该问题中排队论不再适用于描述车辆随机的充电延时. 可考虑采用马尔可夫决策过程对充电延时进行预测并作为时间窗约束应用于路径优化中. 实际上, 实时感知交通信息是寻找最优路线最为直接的方式, 也是物联网与智慧城市的大势所趋, 这就有赖于连接电动汽车与基础设施组件通信. 文献[69]提出了道路速度矩阵采集与恢复算法, 动态获取实时交通和充电站信息, 并开发了一种基于人群感知的电车最优路径选择算法. 此外, 随着充电技术的革新, 依赖流量路由的无线充电或感应充电的方案开始引起人们关注并推动交通电气化的进程与变革<sup>[70-71]</sup>.

### 3 电气化交通下电网侧部署与管理

电动汽车巨大的充电需求将导致电网负荷变大, 影响配电网的能源消耗、峰值负荷及电能质量, 考虑交通电气化背景下电网侧的部署与管理对于引导充电负荷、确保电网稳定至关重要. 此外, V2G技术支持电车作为储能设备向电网传输电能, 形成了电车-电网间的双向能源传输结构, 推动电车成为智能电网不可分割的一部分.

#### 3.1 充电站选址

续航能力以及司机的里程焦虑是限制电动汽车进一步普及的因素之一, 准确、高效地在交通网络中部署充电站以平衡供需是亟待解决的问题. 目前, 国内外对充电站布局的研究大多基于设施选址问题的优化模型. 目标通常是经济成本、时间成本或充电站的空间覆盖; 候选位置通常是网络中的交叉路口或现有的基础设施(停车场或加油站等)<sup>[72]</sup>; 而优化方法主要包含基于节点方法、基于路径方法以及基于均衡方法.

基于节点的方法满足用“点”表示的需求, 电车前往最近的充电点寻求服务. 代表性算法之一是  $p$ -中值算法, 即定位  $p$  个设施并分配需求节点以最小化总加权旅行距离<sup>[73-74]</sup>, 其优点在于对数据的要求比较简单, 因而是应用最广泛的算法之一. 另外一种基于节点的算法即最大覆盖算法<sup>[75]</sup>, 旨在用有限的设施服务于尽可能多的需求, 但在保证覆盖范围的同时, 也会导致一些充电站利用率低下.

基于路径的方法满足用“OD对”代表的需求, 假设司机可在行驶路线上的任何站点补充能源而不考虑距离. 流捕获位置算法(FCLM)<sup>[76]</sup>是最早的基于路径的方法, 它的目标是定位  $p$  个补给站并捕获尽可能多的流量, 其中一个交通流只允许被捕获一次即使其被沿途的多个设施覆盖. 然而, 该方法只适用于短途出行, 较长路径上车辆可能需要多次能源补给以确保旅途完成. 流加油位置算法(FRML)<sup>[77]</sup>解决了这一问题, 其考虑并识别可以为车辆提供补给服务的节点组合以保证车辆在OD对间的出行. 针对电动汽车可能偏离行驶路线或者最短充电路径的问题, 文献[78]开发了一个基于预先生成路径和组合的偏差流换料位置模型(DFRLM), 并以此为基础开发了分支切割算法<sup>[79]</sup>, 针对性地处理大型网络中DFRLM算法难以计算的问题. 当前基于路径的选址策略也越来越关注更加现实和综合的因素, 如: 文献[80]在考虑路径设计和非线性弹性需求的情况下, 通过最大化覆盖路径流量来确定充电站的最优配置; 文献[81]和文献[82]

分别从建模和旅行时间的角度对基于节点与基于路径的方法进行了比较,结果表明基于路径的算法往往具有更加优越的便利性和覆盖范围.

上述研究在捕获交通流时通常没有考虑交通堵塞问题,文献[83]通过基于用户均衡的交通分配模型对充电站选址问题进行多目标协同优化,使充电站建设成本和能源损失最小化.此外,在优化充电设施服务或吸引充电负荷的同时,考虑到充电站容量限制及道路节点容量限制等因素,应避免将充电站布置在可能诱导交通拥堵的位置,该问题可通过在传统FRML模型中对节点添加相应约束得以解决.针对充电延时在交通网络中的传播及拥塞反馈,一方面有必要考虑拥塞时的出行需求弹性及电价相关的充电需求弹性并校准相关弹性参数;另一方面,可将设施选址问题作为第1层、将交通分配问题作为第2层,通过双层

优化模型来应对弹性需求、拥塞反馈以实现真正的网络均衡.

将慢速充电站与快速充电站选址算法进行比较,前者往往基于区域(多边形),而后者通常基于交通网络(链路).充电设施的大规模部署,尤其是快速充电站对电网容量提出了更高的要求,需要将交通网络与配电网相结合来对充电站进行更为可靠的规划<sup>[84]</sup>.为防止电压崩溃并发生全网事故,电网侧主要通过无功补偿策略优化选址定容,以增强电网构架的稳定性.文献[85]提出的选址框架在确保充电服务的同时,利用资源的最优分配防止潜在的电网故障.此外,充电需求的高动态性及位置依赖性、电动汽车未来时间内渗透率的不断提高及充电负荷的快速增长,对充电站网络的动态设计及扩容规划也提出了迫切要求.不同充电站选址模型的对比见表1.

表1 充电站选址模型对比

literature	demand model	objective	demand representation	station type
[86]	traffic assignment	maximize profit	network	fast
[87]	traffic assignment	maximize costs and maximize profit	network	fast
[77]	traffic assignment	maximize flow captured	network	alternative-fuel
[83]	traffic assignment	minimize total travel distance and time	network	fast
[88]	Ad hoc	maximize social welfare	network	fast
[89]	Ad hoc	minimize total cost	point	slow
[72]	Ad hoc	minimize charging cost	point	slow
[90]	regression	maximize charging post usage	point	slow
[75]	regression	maximize covered demand	point	slow

### 3.2 电网负载平衡及需求侧管理——G2V

确保电力系统负载平衡是电车充电调度及电网能源管理不可忽视的因素.无充电负荷曲线(无电动汽车情况下的总电力需求)<sup>[91]</sup>与智能电网容量之间的差异量化了电网可支持的电车负荷总量,为电车并入电网提供了有力的依据,但量化结果并不足以保证实时的负载平衡.电动汽车不协调的充电行为、不均匀的负荷分布会给智能电网系统带来严重风险,如超载的网络组件、功率损耗和电压偏差等<sup>[92]</sup>.为了优化微电网的负荷分配和电压平衡问题,一方面有赖于直流微电网的下垂控制器设计优化电能传输,但此前该方面的研究未过多关注电动汽车并网的场景及电动汽车充电特性;另一方面需要以确保电网负载平衡为出发点引导充电负荷分配,考虑到司机对电价的敏感性,价格激励可作为需求侧管理的一个重要管理工具,智能电网根据充电需求和能源供给调控充电成本,从而间接控制充电行为<sup>[93]</sup>.从效果来看,已有的定价手段主要可分为时间负荷转移、空间负荷转移

以及时空负荷转移,其中时间负荷转移是最为常见的调控手段.

时间负荷转移即在高峰时段提高电价,从而将部分充电负荷转移到非高峰时段,该策略的一个典型应用场景是避免晚高峰时段电车充电负荷与住宅负荷间的重叠.通过电价来控制电动汽车的有效性取决于常规充电与高峰电价之间的价格差异,这种价格敏感性已在激励用户从无控制转向控制充电<sup>[94]</sup>.在已知用户价格敏感度函数的情况下,可通过分时定价来影响电车的充电决策,从而达到削减电网峰值负荷、最大化本地可再生能源利用或最大化运营商利润等目的.对比以上基于运营商或社会福利的角度,一些研究从用户的角度出发,研究重点不再是动态定价而是制定价格响应规则来规范电动汽车的自主行为<sup>[95]</sup>.此外,文献[96]涵盖了运营商和用户的双重视角,假设能源成本是总充电需求的凸函数,运营商设定价格使成本最小化的同时,在各自期限内满足所有的充电需求.

当某一充电站同时服务过多车辆时将极大增加该站点的电力需求,影响服务效率并对电网组件造成不利影响.在综合考虑区域电网容量的基础上,通过控制不同充电站的电价,可以激励充电负荷均匀分布至不同的区域从而提高充电效率.文献[97]既考虑充电需求的时空分配,又考虑充电站排队的动态,通过价格激励使充电站的使用更加均衡.不同的充电站往往归属于不同的所有者,在总充电需求不变的情况下,竞争性定价就成为不同充电站吸引充电负荷空间转移的有效手段,同时基于博弈论的竞争体系已被广泛用于增加充电站利润.文献[98]提出的博弈论算法忽略了电车充电行为间的互相影响,例如电车集中于某一电站造成的充电延时会降低客户的满意度.文献[99]则进一步考虑了电车之间或电车与电网之间的依赖关系,将等待时间等指标纳入定价函数.文献[100]提出了一种新颖的异构充电站排队算法,即一个充电站提供多种充电方式以满足不同的充电需求,其通过定价策略协调对不同充电队列的选择从而提高服务效率.将时间负荷转移手段与空间负荷转移手段进行对比,前者倾向于维持电网稳定,保证电能质量;后者更倾向于充分利用充电资源,缓解充电拥堵延时.

电价的变化将改变司机对充电站点的选择以及充放电策略的规划,最近从时间和空间的双重角度重塑充电需求的时空负荷转移算法<sup>[101]</sup>引起了广泛关注.例如:文献[102]考虑充电需求、可再生能源、批发电价波动等因素,提出了一种随机动态定价策略重塑以引导充电负荷的均匀时空分布;文献[103]考虑电车的空间动态特性对耦合电网与交通网的影响,提出了电网节点分时电价和路网拥塞价格,协同调控电车负荷的消耗模式;而文献[104]则收集用户自身所选择的充电优先级和充电需求量,制定了最优充电价格和充电路径,以此为电车用户提供差异化服务.

值得注意的是,分时/实时电价的制定除了要关注用户的价格响应外,运营商买卖电力的电价差也是不可忽略的因素,这就有赖于多个部门间的互动或精准的电价预测以把握电力市场动向.

### 3.3 电车并网储能调度——V2G

V2G是一个与储能技术相关的概念,即允许车载电池与电网之间进行双向电力流动,如果管理得当,电动汽车有望成为未来智能电网的重要组成部分.文献[105]系统地引入了V2G的概念并对V2G的商业模式进行了研究.国内外学者重点研究了电动汽车参与系统调频的辅助服务.文献[106]分析了

具有V2G连接能力的电动汽车以及作为分布式电源的可再生能源对配电微网的各种影响;文献[107-108]提出了计及车辆限制与出行需求的电动汽车参与电网调频的控制方法.然而,V2G技术中频率调节要求的功率为兆瓦级,而每辆电动汽车只能提供约10~20kW的功率,当前的研究也主要受限于单个电车与电网的互连,无论在经济或社会效益方面都不具备实用价值.电动汽车的高效集成是V2G真正发挥作用的关键.一方面,需要评估电动汽车的集体贡献;另一方面,需要合理的V2G构架以实现电车集群到电网的整合.对于前者,考虑到V2G的实现依托于动态的交通系统,排队论可作为描述车辆随机到达过程和其聚集行为的一个有效工具.

在V2G构架方面,现有的工作可分为两类:单聚合器构架<sup>[109-110]</sup>和层次构架<sup>[111]</sup>.前者采用单聚合器为电车集群提供监管服务,但大规模V2G系统中单聚合器构架不足以监督整个系统.近年来,层次结构被应用于大地理区域下大规模电动汽车的V2G管理.文献[112]设计了一个两级规划模型协调电车的充/放电功率,上层通过优化聚合器的电力分配最小化系统的总运行成本,下层在上层指令的基础上优化每一辆电车的充放电功率.但在这类结构固定的V2G框架中,V2G系统层数受限且存在可扩展性问题.就现有的V2G控制技术而言,主要可分为频率偏差法<sup>[113]</sup>和基于优化的方法<sup>[114]</sup>.前者利用下垂特性将频率偏差驱动到零,但无法实现V2G系统的全局最优,随后基于集中<sup>[115]</sup>或分布<sup>[116]</sup>式的全局优化问题被用以指导V2G的运行.其中:集中控制会面临伸缩性问题,而且计算的复杂性受电车数量的影响;而分布式机制计算复杂性较低,通常涉及线性规划、动态规划及博弈论等数学方法,但通常会因计算过程的迭代而产生巨大的通信延迟.最近,文献[117]不仅提出了一种通用的层次框架确定V2G系统的层数以解决可扩展性问题,而且开发了一种实时运行的多级在线算法,解决了传统分布式算法的拥簇问题以及集中式算法的可扩展性问题.层次构架如图4所示.

虽然V2G在实践上是可行的、在经济上是有利的,但由于供电侧和负载侧都存在不确定问题,充分发挥V2G的潜力并不容易.鲁棒优化作为处理不确定问题的有效手段,可将其引入V2G系统的能源管理中,将能源及电动汽车荷电状态的随机性建模为不确定预测集,有序引导电动汽车充放电削峰填谷.此外,由运营商统一监管与控制的共享车辆系统为V2G服务的发展提供了一个新的契机.

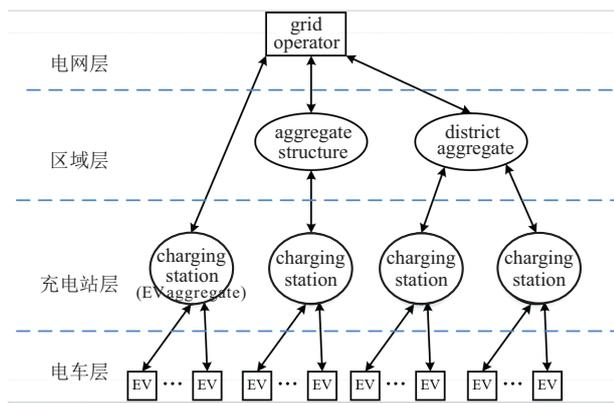


图4 电车并网的树状层次构架

## 4 总结与展望

现阶段,电网侧及路网侧均围绕电车的集成优化开展了大量研究,并逐渐形成一种交通网-电网耦合的新趋势.为了深入探讨交通电气化进程所需的准备工作、研究现状及相关技术,本文对交通网-电网耦合系统的框架进行了梳理总结,并沿着耦合系统状态预测、电车-路网优化运行、电车-电网优化运行这一主线,结合混合预测模型、数据驱动、运输-充电联合调度、分层构架等新兴方法或技术综述了交通网-电网耦合系统的最新研究成果.作为一门快速发展的、跨学科的研究领域,大规模电动汽车在耦合系统中的集成还需投入更多的研究与实践,特别是在数据处理技术、通信技术及更高效的计算求解技术等方面.

1) 电动汽车大规模并入交通网络与电力网络,将大幅度加深交通流预测及充电负荷预测、电动汽车运输调度及充电调度、G2V及V2G等各个研究领域间的相互耦合,使各个学科融合为一个有机整体.同时,考虑随机充电行为及不确定充电需求,出行与充放电之间的权衡等波动因素,开发一种综合的优化框架将成为交通网-电网耦合系统中亟待解决的重要课题.

2) 交通网-电网耦合系统的建模和预测十分困难,已有的预测方法大多以静态的数据为基础,采用单一模型或模型的简单组合来提高预测精度,而忽视了对问题机理的认识和研究.尽管混合算法具有非平稳性、随机性、非线性等特点,但目前的混合预测模型主要集中在分解算法、优化算法和预测引擎的简单杂交上,而忽略了改进独立算法和引入其他新技术的重要性.特别是在数据预处理、人工智能优化、特征选择等方面仍有需要改进的地方.

3) 随着交通网-电网耦合系统规模的不断增大,集中式的优化求解架构必然会面临巨大的计算负担,同时电动汽车数据信息的集中处理也忽略了用户对

隐私性方面的需求.考虑用户侧移动计算能力逐渐增强,引入边缘计算的思想,将传统集中式云端优化架构转型为分布式边-云协同优化架构,能够有效地利用云端和移动侧的存储计算能力,保护电车用户数据隐私的同时合理迁移计算负担.

4) 私家电动汽车与共享出行系统的优化调度因电车是否可统一管控而存在本质不同.价格驱动作为一种间接充电控制策略在私家车需求侧管理中发挥了重要作用,但价格设置往往依赖于对用户价格敏感性的准确把握.现有的工作通常基于简化的数学函数,人类行为的复杂性导致缺乏合适的数学模型.所以,研究基于人们出行规律的交通建模与规划、车辆部署与调度具有重要意义.

5) 当前用于选址优化的数据集往往来源于静态人口普查或者计算机模拟,不能准确地建模和表示充电需求空间分布的真实情况,而且利用动态实时数据代替传统统计数据进行选址优化更加科学合理.此外,个人水平的轨迹分析在一定程度上改善了数据集的可靠性,但有限的小规模私人 and 公共交通出行数据仍不足以代表整体需求.随着无线网络以及移动跟踪设备的广泛使用,采集大规模轨迹数据,开发一种数据驱动的选址优化方法对提高城市规划的效率是必要且可行的.

6) 拥塞问题是交通网络不可避免的难题.单纯以最小化调度、能源、时间等成本为目标的优化策略并不能解决拥堵问题,甚至诱导交通拥堵的产生.已有的成果利用交通流模型等对外源性拥堵展开了研究,但通常忽视了调度策略自身导致的内源性拥堵问题及其反馈.考虑道路容量及网络均衡,研究动态的任务分配及路径规划方法非常具有挑战性,也是未来重要的研究课题.

7) 当前交通网-电网耦合系统的研究仍局限于交通网络与电网的独立建模,侧重于电动汽车行为的优化调控.至于交通流与电网潮流间的交互在未来还有待进一步探讨,而且相关研究成果的实际应用有赖于交通管理、能源供应各个部门,社会企业以及电动汽车用户的积极参与、信息互动与战略协调.

## 参考文献(References)

- [1] Thibaut A, Till B, Marine G, et al. Global EV outlook[R]. Paris: IEA, <https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2020>, 2020: 1-276.
- [2] 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.

- [3] 吕思, 卫志农. 基于动态无线充电的电力-交通网协同优化运行研究综述与展望[J]. 全球能源互联网, 2019, 2(5): 484-491.  
(Lyu S, Wei Z N. Coupling electricity and transportation networks to achieve dynamic wireless charging: Review and prospects[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2019, 2(5): 484-491.)
- [4] Das H S, Rahman M M, Li S, et al. Electric vehicles standards, charging infrastructure, and impact on grid integration: A technological review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 120: 109618.
- [5] Luo Y G, Zhu T, Wan S, et al. Optimal charging scheduling for large-scale EV (electric vehicle) deployment based on the interaction of the smart-grid and intelligent-transport systems[J]. Energy, 2016, 97(15): 359-368.
- [6] 梅生伟, 朱建全. 智能电网中的若干数学与控制科学问题及其展望[J]. 自动化学报, 2013, 39(2): 119-131.  
(Mei S W, Zhu J Q. Mathematical and control scientific issues of smart grid and its prospects[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(2): 119-131.)
- [7] Lopez K L, Gagne C, Gardner M A. Demand-side management using deep learning for smart charging of electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 2683-2691.
- [8] Neaimeh M, Wardle R, Jenkins A M, et al. A probabilistic approach to combining smart meter and electric vehicle charging data to investigate distribution network impacts[J]. Applied Energy, 2015, 157: 688-698.
- [9] Gao Y J, Guo S X, Ren J F, et al. An electric bus power consumption model and optimization of charging scheduling concerning multi-external factors[J]. Energies, 2018, 11(8): 2060.
- [10] Hernandez L, Baladron C, Aguiar J M, et al. A survey on electric power demand forecasting: Future trends in smart grids, microgrids and smart buildings[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(3): 1460-1495.
- [11] Bae S, Kwasinski A. Spatial and temporal model of electric vehicle charging demand[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(1): 394-403.
- [12] Alizadeh M, Scaglione A, Davies J, et al. A scalable stochastic model for the electricity demand of electric and plug-in hybrid vehicles[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(2): 848-860.
- [13] Faridimehr S, Venkatachalam S, Chinnam R B. A stochastic programming approach for electric vehicle charging network design[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(5): 1870-1882.
- [14] Iversen E B, Morales J M, Madsen H. Optimal charging of an electric vehicle using a Markov decision process[J]. Applied Energy, 2014, 123: 1-12.
- [15] Al-Ogaili A S, Tengku Hashim T J, Rahmat N A, et al. Review on scheduling, clustering, and forecasting strategies for controlling electric vehicle charging: Challenges and recommendations[J]. IEEE Access, 2019, 7(1): 128353-128371.
- [16] Zhang X, Chan K W, Li H R, et al. Deep-learning-based probabilistic forecasting of electric vehicle charging load with a novel queuing model[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 51(6): 3157-3170.
- [17] 何正友, 向悦萍, 杨健维, 等. 电力与交通系统协同运行控制的研究综述及展望[J]. 全球能源互联网, 2020, 3(6): 569-581.  
(He Z Y, Xiang Y P, Yang J W, et al. Review on cooperative operation and control of transportation and power systems[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2020, 3(6): 569-581.)
- [18] Lana I, Del Ser J, Velez M, et al. Road traffic forecasting: Recent advances and new challenges[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2018, 10(2): 93-109.
- [19] Chan K Y, Dillon T S, Singh J, et al. Neural-network-based models for short-term traffic flow forecasting using a hybrid exponential smoothing and levenberg-marquardt algorithm[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(2): 644-654.
- [20] Ahmed M S, Cook A R. Analysis of freeway traffic time-series data by using box-jenkins techniques[J]. Transportation Research Record, 1979(722): 1-9.
- [21] Lippi M, Bertini M, Frasconi P. Short-term traffic flow forecasting: An experimental comparison of time-series analysis and supervised learning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(2): 871-882.
- [22] Habtemichael F G, Cetin M. Short-term traffic flow rate forecasting based on identifying similar traffic patterns[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2016, 66: 61-78.
- [23] Jeong Y S, Byon Y J, Castro-Neto M M, et al. Supervised weighting-online learning algorithm for short-term traffic flow prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(4): 1700-1707.
- [24] García-Ródenas R, López-García M L, Sánchez-Rico M T. An approach to dynamical classification of daily traffic patterns[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 32(3): 191-212.
- [25] Zeng X S, Zhang Y L. Development of recurrent neural network considering temporal-spatial input dynamics for freeway travel time modeling[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2013, 28(5): 359-371.
- [26] Yu H Y, Wu Z H, Wang S Q, et al. Spatiotemporal recurrent convolutional networks for traffic prediction in transportation networks[J]. Sensors: Basel, Switzerland, 2017, 17(7): E1501.

- [27] Kolidakis S, Botzoris G, Profillidis V, et al. Road traffic forecasting—A hybrid approach combining artificial neural network with singular spectrum analysis[J]. *Economic Analysis and Policy*, 2019, 64: 159-171.
- [28] Soon K L, Lim J M Y, Parthiban R. Extended pheromone-based short-term traffic forecasting models for vehicular systems[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2019, 82: 60-75.
- [29] Girish G P. Spot electricity price forecasting in Indian electricity market using autoregressive-GARCH models[J]. *Energy Strategy Reviews*, 2016, 11/12: 52-57.
- [30] Zhou M, Yan Z, Ni Y X, et al. Electricity price forecasting with confidence-interval estimation through an extended ARIMA approach[J]. *IEE Proceedings—Generation, Transmission and Distribution*, 2006, 153(2): 187-195.
- [31] Yang W D, Wang J Z, Niu T, et al. A novel system for multi-step electricity price forecasting for electricity market management[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 88: 106029.
- [32] Keles D, Scelle J, Paraschiv F, et al. Extended forecast methods for day-ahead electricity spot prices applying artificial neural networks[J]. *Applied Energy*, 2016, 162: 218-230.
- [33] Anbazhagan S, Kumarappan N. Day-ahead deregulated electricity market price forecasting using recurrent neural network[J]. *IEEE Systems Journal*, 2013, 7(4): 866-872.
- [34] Yan X, Chowdhury N A. Mid-term electricity market clearing price forecasting: A multiple SVM approach[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, 58: 206-214.
- [35] Szkuta B R, Sanabria L A, Dillon T S. Electricity price short-term forecasting using artificial neural networks[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1999, 14(3): 851-857.
- [36] 徐任超, 阎威武, 王国良, 等. 基于周期性建模的时间序列预测方法及电价预测研究[J]. *自动化学报*, 2020, 46(6): 1136-1144.  
(Xu R C, Yan W W, Wang G L, et al. Time series forecasting based on seasonality modeling and its application to electricity price forecasting[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(6): 1136-1144.)
- [37] Zhang L, Luh P B. Neural network-based market clearing price prediction and confidence interval estimation with an improved extended Kalman filter method[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20(1): 59-66.
- [38] Wang J Z, Yang W D, Du P, et al. Outlier-robust hybrid electricity price forecasting model for electricity market management[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 249(10): 119318.
- [39] Areekul P, Senjyu T, Toyama H, et al. A hybrid ARIMA and neural network model for short-term price forecasting in deregulated market[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2010, 25(1): 524-530.
- [40] Shrivastava N A, Panigrahi B K. A hybrid wavelet-ELM based short term price forecasting for electricity markets[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, 55: 41-50.
- [41] Bischoff J, Maciejewski M. Agent-based simulation of electric taxicab fleets[J]. *Transportation Research Procedia*, 2014, 4: 191-198.
- [42] Di Febbraro A, Sacco N, Saeednia M. One-way car-sharing profit maximization by means of user-based vehicle relocation[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(2): 628-641.
- [43] Pavone M, Smith S L, Frazzoli E, et al. Robotic load balancing for mobility-on-demand systems[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2012, 31(7): 839-854.
- [44] Zhang R, Pavone M. Control of robotic mobility-on-demand systems: A queueing-theoretical perspective[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2016, 35(1/2/3): 186-203.
- [45] Rossi F, Zhang R, Hindy Y, et al. Routing autonomous vehicles in congested transportation networks: Structural properties and coordination algorithms[J]. *Autonomous Robots*, 2018, 42(7): 1427-1442.
- [46] Hu J J, Morais H, Sousa T, et al. Electric vehicle fleet management in smart grids: A review of services, optimization and control aspects[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, 56: 1207-1226.
- [47] Loeb B, Kockelman K M, Liu J. Shared autonomous electric vehicle (SAEV) operations across the austin, texas network with charging infrastructure decisions[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 89: 222-233.
- [48] Iacobucci R, Mclellan B, Tezuka T. Modeling shared autonomous electric vehicles: Potential for transport and power grid integration[J]. *Energy*, 2018, 158: 148-163.
- [49] Belakaria S, Ammous M, Sorour S, et al. Fog-based multi-class dispatching and charging for autonomous electric mobility on-demand[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 21(2): 762-776.
- [50] Ammous M, Belakaria S, Sorour S, et al. Joint delay and cost optimization of in-route charging for on-demand electric Vehicles[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2020, 5(1): 149-164.
- [51] Zhang R, Rossi F, Pavone M. Model predictive control of autonomous mobility-on-demand systems[C]. 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Stockholm: IEEE, 2016: 1382-1389.
- [52] Iacobucci R, Mclellan B, Tezuka T. Optimization of shared autonomous electric vehicles operations with charge scheduling and vehicle-to-grid[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 100:

- 34-52.
- [53] Rossi F, Iglesias R, Alizadeh M, et al. On the interaction between autonomous mobility-on-demand systems and the power network: Models and coordination algorithms[J]. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2020, 7(1): 384-397.
- [54] 郭戈, 许阳光, 徐涛, 等. 网联共享车路协同智能交通系统综述[J]. *控制与决策*, 2019, 34(11): 2375-2389. (Guo G, Xu Y G, Xu T, et al. A survey of connected shared vehicle-road cooperative intelligent transportation systems[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(11): 2375-2389.)
- [55] 原豪男, 郭戈. 交通信息物理系统中的车辆协同运行优化调度[J]. *自动化学报*, 2019, 45(1): 143-152. (Yuan H N, Guo G. Vehicle cooperative optimization scheduling in transportation cyber physical systems[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(1): 143-152.)
- [56] Wang G B, Xu Z, Wen F S, et al. Traffic-constrained multiobjective planning of electric-vehicle charging stations[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2013, 28(4): 2363-2372.
- [57] Pourazarm S, Cassandras C G, Wang T. Optimal routing and charging of energy-limited vehicles in traffic networks[J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2016, 26(6): 1325-1350.
- [58] Pourazarm S, Cassandras C G. Optimal routing of energy-aware vehicles in transportation networks with inhomogeneous charging nodes[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(8): 2515-2527.
- [59] Keskin M, Çatay B. Partial recharge strategies for the electric vehicle routing problem with time windows[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2016, 10(65): 111-127.
- [60] Yu J J Q, Lam A Y S. Autonomous vehicle logistic system: Joint routing and charging strategy[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(7): 2175-2187.
- [61] Yang H M, Yang S P, Xu Y, et al. Electric vehicle route optimization considering time-of-use electricity price by learnable partheno-genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 6(2): 657-666.
- [62] Liu C S, Zhou M, Wu J, et al. Electric vehicles en-route charging navigation systems: Joint charging and routing optimization[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2019, 27(2): 906-914.
- [63] Chen T, Zhang B W, Pourbabak H, et al. Optimal routing and charging of an electric vehicle fleet for high-efficiency dynamic transit systems[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(4): 3563-3572.
- [64] Guo Q L, Xin S J, Sun H B, et al. Rapid-charging navigation of electric vehicles based on real-time power systems and traffic data[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2014, 5(4): 1969-1979.
- [65] 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.
- [66] Liu P, Wang C Y, Hu J, et al. Joint route selection and charging discharging scheduling of EVs in V2G energy network[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(10): 10630-10641.
- [67] Qian T, Shao C, Li X, 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.
- [68] Shao S, Guan W, Bi J. Electric vehicle-routing problem with charging demands and energy consumption[J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2018, 12(3): 202-212.
- [69] Yang H M, Deng Y J, Qiu J, et al. Electric vehicle route selection and charging navigation strategy based on crowd sensing[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, 13(5): 2214-2226.
- [70] Fuller M. Wireless charging in California: Range, recharge, and vehicle electrification[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2016, 67: 343-356.
- [71] 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.
- [72] Chen T D, Kockelman K, Khan M. Locating electric vehicle charging stations: Parking-based assignment method for Seattle, Washington[J]. *Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board*, 2013, 2385(1): 28-36.
- [73] Owen S H, Daskin M S. Strategic facility location: A review[J]. *European Journal of Operational Research*. 1998, 111(3): 423-447.
- [74] 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): 3096-3101.
- [75] Frade I, Ribeiro A, Gonçalves G, et al. Optimal location of charging stations for electric vehicles in a neighborhood in lisbon, portugal[J]. *Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board*, 2011, 2252(1): 91-98.
- [76] Hodgson M J. A flow-capturing location-allocation model[J]. *Geographical analysis*, 1990, 22(3): 270-279.
- [77] 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.
- [78] Huang Y X, Li S Y, Qian Z S. Optimal deployment of alternative fueling stations on transportation networks considering deviation paths[J]. *Networks and Spatial*

- Economics, 2015, 15(1): 183-204.
- [79] Göpfert P, Bock S. A Branch&Cut approach to recharging and refueling infrastructure planning[J]. *European Journal of Operational Research*, 2019, 279(3): 808-823.
- [80] Xu M, Meng Q. Optimal deployment of charging stations considering path deviation and nonlinear elastic demand[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2020, 135: 120-142.
- [81] Upchurch C, Kuby M. Comparing the p-Median and flow-refueling models for locating alternative-fuel stations[J]. *Journal of Transport Geography*, 2010, 18(6): 750-758.
- [82] Honma Y, Kuby M. Node-based vs. path-based location models for urban hydrogen refueling stations: Comparing convenience and coverage abilities[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2019, 44(29): 15246-15261.
- [83] Lee Y G, Kim H S, Kho S Y, et al. User equilibrium-based location model of rapid charging stations for electric vehicles with batteries that have different states of charge[J]. *Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board*, 2014, 2454(1): 97-106.
- [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] Bayram I S, Tajer A, Abdallah M, et al. Capacity planning frameworks for electric vehicle charging stations with multiclass customers[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 6(4): 1934-1943.
- [86] 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.
- [87] Jochem P, Szimba E, Reuter-Oppermann M. How many fast-charging stations do we need along European highways?[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2019, 73: 120-129.
- [88] 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.
- [89] Wang X M, Yuen C, Hassan N U, et al. Electric vehicle charging station placement for urban public bus systems[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 18(1): 128-139.
- [90] Xi X M, Sioshansi R, Marano V. Simulation-optimization model for location of a public electric vehicle charging infrastructure[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2013, 22: 60-69.
- [91] Clement-Nyns K, Haesen E, Driesen J. The impact of charging plug-in hybrid electric vehicles on a residential distribution grid[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2010, 25(1): 371-380.
- [92] ElNozahy M S, Salama M M A. A comprehensive study of the impacts of PHEVs on residential distribution networks[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2014, 5(1): 332-342.
- [93] Ashtari A, Bibeau E, Shahidinejad S, et al. PEV charging profile prediction and analysis based on vehicle usage data[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2012, 3(1): 341-350.
- [94] Kong P Y, Karagiannidis G K. Charging schemes for plug-in hybrid electric vehicles in smart grid: A survey[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 6846-6875.
- [95] Bahrami S, Parniani M. Game theoretic based charging strategy for plug-in hybrid electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2014, 5(5): 2368-2375.
- [96] Rui T, Hu C G, Li G L, et al. A distributed charging strategy based on day ahead price model for PV-powered electric vehicle charging station[J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 76: 638-648.
- [97] Yuan K, Song Y, Shao Y C, et al. A charging strategy with the price stimulus considering the queue of charging station and EV fast charging demand[J]. *Energy Procedia*, 2018, 145: 400-405.
- [98] Lee W, Xiang L, Schober R, et al. Electric vehicle charging stations with renewable power generators: A game theoretical analysis[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2015, 6(2): 608-617.
- [99] Yuan W, Huang J W, Zhang Y J A. Competitive charging station pricing for plug-in electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, 8(2): 627-639.
- [100] Zhang Y M, You P C, Cai L. Optimal charging scheduling by pricing for EV charging station with dual charging modes[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(9): 3386-3396.
- [101] Dong X H, Mu Y F, Xu X D, et al. A charging pricing strategy of electric vehicle fast charging stations for the voltage control of electricity distribution networks[J]. *Applied Energy*, 2018, 225: 857-868.
- [102] Luo C, Huang Y F, Gupta V. Stochastic dynamic pricing for EV charging stations with renewable integration and energy storage[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(2): 1494-1505.
- [103] Tang D F, Wang P. Nodal impact assessment and alleviation of moving electric vehicle loads: From traffic flow to power flow[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2016, 31(6): 4231-4242.
- [104] Moradipari A, Alizadeh M. Pricing and routing mechanisms for differentiated services in an electric vehicle public charging station network[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 11(2): 1489-1499.
- [105] Kempton W, Tomic J. Vehicle-to-grid power implementation: From stabilizing the grid to supporting

- large-scale renewable energy[J]. *Journal of Power Sources*, 2005, 144(1): 280-294.
- [106] Fathabadi H. Utilization of electric vehicles and renewable energy sources used as distributed generators for improving characteristics of electric power distribution systems[J]. *Energy*, 2015, 90: 1100-1110.
- [107] 张立岩, 赵俊华, 文福拴, 等. 基于线性矩阵不等式的电动汽车网络化鲁棒控制[J]. *电力系统自动化*, 2013, 37(20): 54-62.  
(Zhang L Y, Zhao J H, Wen F S, et al. Networked robust control of electric vehicles based on linear matrix inequalities[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2013, 37(20): 54-62.)
- [108] 鲍谚, 贾利民, 姜久春, 等. 电动汽车移动储能辅助频率控制策略的研究[J]. *电工技术学报*, 2015, 30(11): 115-126.  
(Bao Y, Jia L M, Jiang J C, et al. Research on the control strategy of electric vehicle mobile energy storage in ancillary frequency regulation[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2015, 30(11): 115-126.)
- [109] Le Floch C, Kara E C, Moura S. PDE modeling and control of electric vehicle fleets for ancillary services: A discrete charging case[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(2): 573-581.
- [110] Maigha M, Crow M L. Electric vehicle scheduling considering co-optimized customer and system objectives[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2018, 9(1): 410-419.
- [111] Shao C C, Wang X F, Shahidehpour M, et al. Partial decomposition for distributed electric vehicle charging control considering electric power grid congestion[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, 8(1): 75-83.
- [112] Yao W F, Zhao J J, Wen F S, et al. A hierarchical decomposition approach for coordinated dispatch of plug-in electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(3): 2768-2778.
- [113] Liu H, Yang Y, Qi J, et al. Frequency droop control with scheduled charging of electric vehicles[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2017, 11(3): 649-656.
- [114] Kaur K, Kumar N, Singh M. Coordinated power control of electric vehicles for grid frequency support: MILP-based hierarchical control design[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(3): 3364-3373.
- [115] Sortomme E, Hindi M M, Macpherson S, et al. Coordinated charging of plug-in hybrid electric vehicles to minimize distribution system losses[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2010, 2(1): 198-205.
- [116] Amini M H, Menamara P, Weng P, et al. Hierarchical electric vehicle charging aggregator strategy using Dantzig-Wolfe decomposition[J]. *IEEE Design & Test*, 2018, 35(6): 25-36.
- [117] Chen X Y, Leung K C, Lam A Y S, et al. Online scheduling for hierarchical vehicle-to-grid system: Design, formulation, and algorithm[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(2): 1302-1317.

## 作者简介

郭戈(1972—), 男, 教授, 博士生导师, 从事网联车辆协同控制、智能交通系统、共享出行系统优化与控制等研究, E-mail: geguo@yeah.net;

徐涛(1996—), 男, 硕士生, 从事智能出行系统的研究, E-mail: 18716039252@163.com;

韩英华(1979—), 女, 教授, 博士, 从事智能电网优化调度等研究, E-mail: yhhan@neuq.edu.cn;

赵强(1981—), 男, 讲师, 博士, 从事交通网-电网协同优化的研究, E-mail: zhaoqiang@neuq.edu.cn.

## 科研团队简介

郭戈教授研究团队依托东北大学流程工业综合自动化国家重点实验室, 长期专注于复杂网络系统建模与控制、城市路网信号灯控制与交通优化、车路协同控制、交通大数据及人类出行等领域的科学研究工作, 以信息物理系统、网联智能交通出行为特色, 紧跟控制科学和交通工程领域学术技术前沿, 拥有引领智能交通控制技术创新的一流研究平台。

团队成员包括国家百千万人才1人, 教育部新世纪优秀人才2人, 辽宁省百千万人才3人, 河北省杰出青年1人, 河北省三三三人才2人。团队负责人郭戈教授获中国自动化学会青年科学家奖、甘肃省十大杰出青年提名等荣誉, 现任中国自动化学会理事、IEEE高级会员、IEEE ITSS智能交通协会会员、国际自动机工程师学会SAE智能网联车技术局成员, 担任IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems、IEEE Trans. Intelligent Vehicles、IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine以及Information Sciences副主编, 是《自动化学报》《控制与决策》《控制工程》编委, 培养硕士、博士128名, 1人入选国家青年千人计划。

团队主持承担973前期研究专项、国家科技支撑计划项目、国家自然科学基金重点项目、河北省自然科学基金创新研究群体项目, 以及多项工业企业和国防研究项目。研究成果获国家科技进步二等奖、河北省自然科学一等奖、辽宁省科技进步一等奖等科技奖励。授权发明专利20余项, 发表SCI论文200余篇, 10余篇入选ESI热点论文及高被引论文。

(责任编辑: 李君玲)