

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240089

计及交通事故影响的电动汽车路径规划和充电导航策略

黄博, 胡博, 谢开贵, 邵常政, 林铖嵘, 黄威

(输变电装备技术全国重点实验室(重庆大学), 重庆 400044)

摘要: 针对交通事故对电动汽车用户驾驶和充电体验的影响尚未得到充分研究这一现状, 提出了一种弱化交通事故对用户不良影响的路径规划和充电导航策略。首先, 以电动汽车用户重点关注的行驶能耗和行驶时间两项指标为导向, 建立了基于实时交通信息的交通网综合道路阻抗模型, 实现了交通流拥塞水平的动态表征。然后, 考虑交通流量和道路拓扑的耦合作用, 建立了基于交通事故“发生-持续-消散”动态过程的后果评估模型, 实现了交通事故后果的精准量化。最后, 建立了以提升电动汽车用户体验为目标的路径规划和充电导航优化模型, 提出了基于 Dijkstra 算法的滚动优化算法, 实现了模型的快速求解。以配电网与交通网组成的耦合系统进行算例分析, 结果表明, 所提方法能够有效减少交通事故发生后的电动汽车用户综合出行成本, 并缓解交通网拥塞。

关键词: 交通事故; 电动汽车; 实时交通; 路径规划; 充电导航

Electric vehicle path planning and charging navigation strategies considering the impact of traffic accidents

HUANG Bo, HU Bo, XIE Kaigui, SHAO Changzheng, LIN Chengrong, HUANG Wei

(National Key Laboratory of Power Transmission Equipment Technology (Chongqing University), Chongqing 400044, China)

Abstract: The current state of research reveals a lack of comprehensive exploration of the impact of sporadic traffic accidents on the driving and charging experience of electric vehicle users. Thus a path planning and charging navigation strategy is proposed to mitigate the adverse effects of traffic accidents on users. First, guided by the two key metrics of energy consumption and travel time, which are of paramount importance to electric vehicle users, this paper establishes a comprehensive road impedance model for the transportation network based on real-time traffic information, thereby achieving a dynamic representation of traffic congestion levels. Then, considering the interplay between traffic flow and road topology, this paper formulates a consequence assessment model based on the dynamic process of traffic accidents. This encompasses the phases of “occurrence-sustenance-dispersion” for precise quantification of traffic accident consequences. Lastly, an optimization model for path planning and charging navigation, targeting the enhancement of the EV user experience, is established. To expedite the solution, a rolling optimization algorithm based on the Dijkstra algorithm is proposed. Case studies are carried out on a coupled system of power distribution and traffic networks. Results demonstrate that the proposed method can effectively reduce the overall costs of electric vehicle users and alleviate traffic congestion.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52107072).

Key words: traffic accidents; electric vehicles; real time transportation; charging navigation; route planning

0 引言

随着全球化石能源的日渐枯竭以及环境问题的日益加剧, 在“碳达峰、碳中和”的绿色低碳发展

目标下, 电动汽车(electric vehicles, EVs)作为降低碳排放、减少能源消耗的关键角色, 在各国都迎来了快速发展的历史机遇^[1-3]。国际能源署发布《2023 年全球电动汽车展望》报告显示, 到 2025 年电动汽车全年销量将超过 4000 万辆, 占汽车总销量的 30%^[4]。

大规模电动汽车的普及对配电网和交通网的运行带来了严峻挑战。一方面, EVs 具有移动用电

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52107072); 国家电网有限公司科技项目资助(5400-202399569A-3-2-ZN); 中央高校基本科研业务费(2023CDJYXTD-004)

负荷的特性,用电高峰期大规模的 EVs 接入会增加电网的用电负担,可能导致供需失衡^[5-7];另一方面,面向电动汽车充电需求的导航策略尚未发展完善,车流量增加的同时可能引发交通拥堵^[8-9],交通事故发生概率也进一步增加。一旦发生交通事故,由此带来的拥堵排队不仅影响电动汽车用户的通行时间,还改变用户的行驶能耗与充电需求,这对电动汽车用户造成巨大不便。

为缓解交通拥堵对电动汽车用户的影响,针对电动汽车路径规划和充电导航策略优化相关的研究应运而生,即通过推荐合理的路径达到降低出行成本的目的。例如:文献[10]提出一种基于实时人群感知的路径优化模型,利用移动设备获取车辆行驶数据,构建实时导航方案;文献[11]分析了燃油车和电动汽车的能耗区别,并考虑燃油车行驶对电动汽车出行的影响,提出了一种混合交通流分配模型;文献[12]在车-路网互动的基础上,考虑了多辆车充电行驶之间的相互影响,提出了一种基于事件驱动充电定价策略的电动汽车充电路径优化方法;文献[13]提出了一种计及电机效率和行驶阻力的电动汽车能耗实时预测模型,同时利用随机交通流模型捕捉电动汽车相关不确定性参数以提高能耗预测精度,使得电动汽车充电导航模型更加准确;文献[14-15]利用实时交通信息,基于“流量-时间”或“速度-流量”函数构建了电动汽车路径规划模型;文献[16]分析了电动汽车用户采用不同的充电导航方案对交通网和配电网运行带来的影响;文献[17]基于半动态交通流分配模型,提出了考虑电动汽车出行决策效用的路径引导策略;文献[18]考虑城市路网交通拥堵指数对电动汽车用户出行特性的影响;文献[19]提出一种考虑拥堵收费的电动汽车路径规划模型,通过设定固定的拥堵通行费,减少驶入拥堵路段的车辆,在一定程度上缓解交通拥堵;文献[20]分析了交通网耦合电网在拥堵道路、输电线路和充电站下的时空拥堵变化规律,提出一种新的最优交通潮流模型,通过电网、路网和电动汽车相互协调,以实现拥堵管理;文献[21]构建了包含交通拥堵情况的目标优化函数,利用改进的 Lifelong Planning A*路径规划算法进行实时充电导航,可在一定程度上缓解交通网局部拥堵。

综上所述,交通拥堵造成的通行时间延误,对于电动汽车用户行驶和充电行为的影响是必须考虑的因素。但是,当前研究着重考虑常发性交通拥堵,鲜有考虑偶发性交通拥堵。常发性交通拥堵指的是因道路上行驶车辆数激增而引发的拥堵,具备固定的模式、周期与特征,比如上下班高峰期的拥堵。这

类拥堵具备发生时间和空间上的规律性,电动汽车用户可以根据历史交通信息选择路径行驶规避交通拥堵。偶发性交通拥堵指的是因交通事故、车辆停驻或恶劣天气等偶然事件诱发的拥堵。由于事故发生时间、地点和严重程度无法提前预测,一方面,事故一旦发生可能严重降低道路通行能力,导致车辆通行受到严重影响,且造成的拥堵排队时间远远高于常发性交通拥堵^[22];另一方面,事故道路通行时间的增长使 EVs 充电需求的不确定性增强, EVs 在行驶途中缺电抛锚的风险进一步增加。因此,有必要考虑交通事故的影响,提出面向电动汽车用户需求的实时路径规划和充电导航策略。

基于上述分析,针对交通事故对电动汽车用户驾驶和充电体验的影响尚未得到充分研究这一现状,提出了一种弱化交通事故影响的电动汽车实时路径规划和充电导航策略。首先,为了量化交通网实时运行状态对电动汽车用户的影响,以电动汽车用户重点关注的行驶能耗和行驶时间两项指标为导向,构建了基于道路综合阻抗的交通网实时运行模型。然后,结合交通网实时运行情况,构建了计及交通事故“发生-持续-消散”动态过程的后果评估模型。接着,为了减小交通事故对用户驾驶和充电体验的影响,提出了路径规划模型与充电导航优化模型;最后,针对传统静态路径搜索算法的缺点,结合 Dijkstra 算法提出了一种滚动优化的路径搜索算法,实现问题的高效求解。以 IEEE 33 节点配电网与交通网组成的耦合系统为例,分析交通事故下电动汽车对交通网和电网的影响。算例表明,相较于静态导航策略,本文所提方法可以有效降低 EVs 用户综合出行成本,并大大提升道路通行效率。

1 交通网实时运行模型

本节基于动态交通信息提出了实时综合道路阻抗指标,建立了交通网实时运行模型,实现交通网实时运行状态的准确刻画。

1.1 交通网建模

图 1 展示了交通网的拓扑,包含节点、路段和道路阻抗 3 个要素。节点 1—节点 5 表示交叉路口,路段表示节点间的连接,道路阻抗刻画了道路的通行阻力。

在交通领域,道路阻抗通常用道路的长度进行描述。但是,道路长度是固定的,无法反映交通网时变的拥塞情况及其对电动汽车用户的影响。由于电动汽车用户重点关注通行时间与行驶能耗两项因素,提出了一种基于时间和能耗成本的综合道路阻抗计算方法,具体介绍如下。

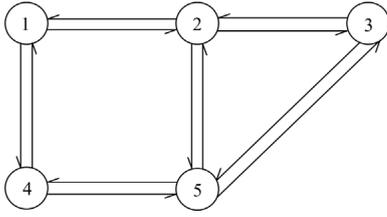


图1 交通网拓扑示意图

Fig. 1 Traffic network topology model diagram

路段 ij 对应的综合道路阻抗 s_{ij} 可以构建为

$$s_{ij} = \theta \cdot t_{ij} + \gamma \cdot w_{ij} \quad (1)$$

式中: θ 、 γ 分别为 EVs 单位时间成本和单位电价; t_{ij} 为车辆在道路 ij 的通行时间; w_{ij} 为车辆在道路 ij 行驶能耗。

式(1)中的所有物理量均需进行归一化处理, 形成综合道路阻抗。

根据“时间-流量”交通流模型中最常用的美国联邦公路局(bureau of public roads, BPR)函数, 道路 ij 的通行时间 t_{ij} 可以表示为

$$t_{ij} = t_0 + \alpha t_0 \left(\frac{q_{ij}}{C_{ij}} \right)^\beta \quad (2)$$

式中: t_0 为道路自由通行时间; q_{ij} 为道路 ij 的车流量; C_{ij} 为道路 ij 的通行能力; α 、 β 为道路固定参数。假设 EVs 行驶单位长度耗能相同, 那么在道路 ij 上的能耗 w_{ij} 可以表示为

$$w_{ij} = l_{ij} \Delta E \quad (3)$$

式中: l_{ij} 为道路的长度; ΔE 为每公里平均耗电量。

基于综合道路阻抗, 对具有方向和通行权重的交通网进行建模, 建立交通网实时运行模型并以 S 表示, 图1中的交通网可以表示为

$$S = \begin{bmatrix} 0 & s_{12} & \infty & s_{14} & \infty \\ s_{21} & 0 & s_{23} & \infty & s_{25} \\ \infty & s_{32} & 0 & \infty & s_{35} \\ s_{41} & \infty & \infty & 0 & s_{45} \\ \infty & s_{52} & s_{53} & s_{54} & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

s_{ij} 反映道路 ij 的运行状态, $i, j = 1, 2, \dots, 5$ 。当 $i = j$ 时, 表示为同一个节点, $s_{ij} = 0$; 当 ij 不相连时, 表示该路段不存在, $s_{ij} = \infty$ 。根据交通信息更新矩阵 S 以描述交通网的实时运行状态。

1.2 交通网模型分析

前述常见的“流量-时间”交通流模型并不能准确反映交通事故发生后的道路实际通行情况。例如对

于道路 ij , 基于“流量-时间”模型计算得到的道路通行时间 t_{ij} 随着交通流量 q_{ij} 的增加而递增。但实际情况是, 当道路拥堵程度很严重时, 交通流量很小, 通行速度很低, 对应通行时间很长^[23]。基于“流量-时间”模型求取的电动汽车行驶时间存在较大误差。

此外, 在面对交通事故等复杂交通情况时, 包含“密度-速度”在内的传统交通流模型无法准确估计整条道路车辆密度^[24-25]。图2展示了交通事故下车辆拥堵排队变化情况。假设事故点距离上游路口 $D1$, 距离下游出口 $D2$ 。在交通事故发生后, 道路的车辆流量、密度变化复杂, 道路上拥堵排队的车辆并不是完全静止, 而是缓慢通行。仅仅依靠交通流参数的变化无法准确量化车辆的道路通行时间。

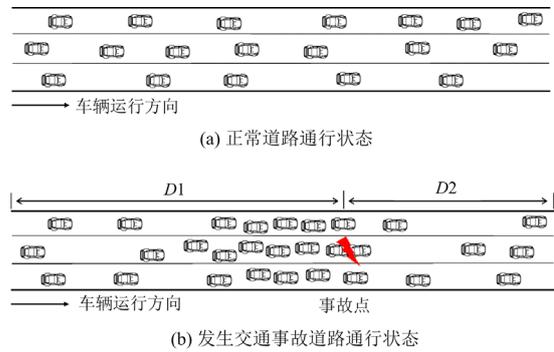


图2 交通事故车辆拥堵变化情况

Fig. 2 Changes in traffic congestion due to traffic accidents

综上所述, 当前交通流模型无法准确反映交通事故对电动汽车用户行驶时间的影响, 难以实现合理的路径规划与充电导航策略。为了解决该问题, 本文提出了内嵌交通事故“发生-持续-消散”动态过程的交通事故后果评估模型, 实现了道路通行时间的精准量化。

2 交通事故后果评估模型

本节基于事故严重程度评估道路剩余通行能力, 并结合事故发生道路的实时车辆通行信息, 建立了内嵌交通事故“发生-持续-消散”动态过程的后果评估模型, 提出了道路通行时间与综合道路阻抗计算方法。

2.1 交通事故对交通网的后果评估模型

在交通事故发生后, 事故车辆阻塞车道导致通行能力下降进而引起交通拥堵。公路通行能力手册给出了交通事故中阻塞不同车道数后的剩余通行能力, 如表1所示^[23]。

为了更好地构建交通事故下的道路行驶时间模型, 可利用动态交通流传输模型实时计算事故道路的车流量, 如式(5)所示。

表 1 交通事故后道路剩余通行能力系数

Table 1 Remaining traffic capacity coefficient of the road

道路单向 车道数	剩余通行能力系数/%		
	阻塞	阻塞	阻塞
	1 条车道	2 条车道	3 条车道
2	35	0	—
3	49	17	0
4	58	25	13
5	65	40	20

$$q(x,t) = \lim_{t \rightarrow t_u} \left(\frac{N_{um}(x,t) - N_{um}(x,t_u)}{t - t_u} \right) = \frac{\partial N_{um}(x,t)}{\partial t} \quad (5)$$

式中： $q(x,t)$ 表示观测点车流量； $N_{um}(x,t)$ 表示 t 时刻经过 x 位置的车辆数； t_u 表示 t 时刻的上一观测时刻。

图 3 给出了道路发生交通事故后的事故“发生-持续-消散”动态过程。

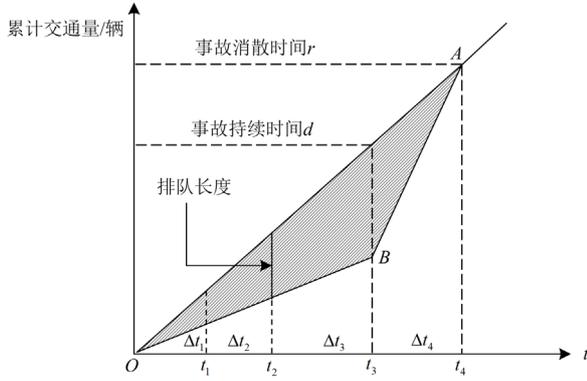


图 3 交通事故拥堵演变示意图

Fig. 3 Illustration of traffic accident-induced congestion evolution

图 3 中， OA 的斜率为道路正常通行能力， OB 的斜率为事故后道路剩余通行能力， BA 的斜率为道路最大通行能力。阴影部分为交通事故导致的车辆总延误数。在 $t=0$ 时发生事故， t_1 为交通调度中心检测到事故发生时刻， t_2 为应急抢修人员到达事故点进行处理时刻， t_3 为事故清理完成时刻， t_4 为交通完全恢复时刻。因此可以将交通事故影响分为 4 个时段： $(0, t_1)$ 为事故发生阶段； (t_1, t_2) 为事故蔓延持续阶段； (t_2, t_3) 为事故清理阶段； (t_3, t_4) 为交通恢复时段。 Δt 为各阶段对应持续时间，其中 Δt_1 取决于交通事故严重程度、交通检测设备先进程度以及事故报警快慢等因素，可假设为定值； Δt_2 为应急抢修人员从出发到达事故点开始处理时间，与道路长度和拥堵情况有关； Δt_3 为事故开始处理到事故清除时间，可根据交通事故严重程度假设为定值；

Δt_4 为事故清理后至事故影响完全消散的时间，主要与拥堵车辆数和道路通行能力决定。

交通事故持续时间 d 为

$$d = \Delta t_1 + \Delta t_2 + \Delta t_3 \quad (6)$$

交通事故消散(即事故影响完全消失)时间 r 为

$$r = \Delta t_1 + \Delta t_2 + \Delta t_3 + \Delta t_4 \quad (7)$$

车辆拥堵排队长度为

$$q_{uec}(t) = \begin{cases} \int_0^t q(t)dt - \int_0^t C'(t)dt & t \leq d \\ \int_0^t q(t)dt - \int_0^d C'(t)dt - \int_d^r C'(t)dt & t > d \end{cases} \quad (8)$$

式中： $q_{uec}(t)$ 为道路 t 时刻排队车辆； q 为道路驶入车流量； C' 为道路剩余通行能力。

当交通事故导致电动汽车车主行驶时间大大增加时，车主才更改通行路径。正常情况下，交通网运营中心采集各道路运行数据，并按照固定时间间隔更新发送给车辆智能终端。事故发生后且在 t_1 之前，交通网运营中心未收集到事故发生信息，电动汽车智能终端也依旧按照事故前交通信息进行路径导航。在检测到事故发生时刻 t_1 之后，交通网运营中心立即将事故道路运行数据更新并发送给电动汽车智能终端，计算事故消散时间 r 并更新道路通行时间，其余正常道路信息更新正常进行，此后根据时间间隔 Δt 更新事故道路交通流量，进而更新事故道路预计通行时间。

通过道路红外传感器，得到发生事故至 t_1 时刻内事故路段上的驶入车流量为 q_0 ，事故上游路段 $D1$ 已有交通量为 Q_{D1} ，事故下游路段 $D2$ 已有交通量为 Q_{D2} 。那么在 $(0, t_1)$ 时段内进入事故路段的车辆数为 $q_0 \Delta t_1$ ，同时驶出的车辆数为 $C' \Delta t_1$ ， t_2 为抢修人员从出发点根据最短行驶时间 u 到达事故路口，再从路口到达事故点的时间。

$$\Delta t_2 = \frac{Q_{D1} + q_0 \Delta t_1 - C' \Delta t_1}{C'} + u \quad (9)$$

在 (t_1, t_2) 时段内，因为交通事故使得道路通行能力骤减，所有拥堵排队的车辆默认选择剩余具备通行能力的车道依次通行，计算事故持续时间 d 为

$$d = \Delta t_1 + \frac{Q_{D1} + q_0 \Delta t_1 - C' \Delta t_1}{C'} + \Delta t_3 \quad (10)$$

此时，交通网运营中心收集到交通事故信息，并在第 $k=1$ 次发布事故信息， $r^{(1)}$ 为事故上游路段 $D1$ 所有车辆排队为 0 的时间，在 $0 \sim r$ 阶段内，排队长度如式(11)所示。此时预计消散时间 $r^{(1)}$ 和事故道路通行时间 $t_{all}^{(1)}$ ，分别如式(12)和式(13)所示。

$$q_0 r - dC' - (r - d)C = 0 \quad (11)$$

式中, C 为道路正常通行能力。

$$r^{(1)} = \frac{d(C - C')}{C - q_0} \quad (12)$$

$$t_{\text{all}}^{(1)} = \frac{Q_{D1} + Q_{D2}}{C} + r^{(1)} \quad (13)$$

对于即将进入该路段的 EVs, 接收到交通网运营商发布的事故道路信息, 通过智能终端判断是否驶入该事故路段。

由于交通状况是实时变化的, 随着交通事故的演变, 延误时间与第一次发布的预计延误时间会有很大的变化, 导致 EVs 车主不能根据实时准确的延误时间来进行合理的行驶导航。解决办法是根据实时车流量及时更新交通事故消散时间以及事故道路通行时间。

在发生交通事故后随时间第 $k(k > 1)$ 次发布交通信息, 计算排队长度 $q_{\text{uec}}(k)$ 、事故消散时间 $r^{(k)}$ 分别如式(14)和式(15)所示。

$$q_{\text{uec}}(k) = q_0 \Delta t_1 + \sum_{j=1}^{k-1} q^{(j)} \Delta t + q^{(k-1)} r^{(k)} - \quad (14)$$

$$dC' - (r^{(k)} + \Delta t(k-1) - d)C$$

$$r^{(k)} = \frac{q_0 \Delta t_1 + \sum_{j=1}^{k-1} q^{(j)} \Delta t - dC' + [d - \Delta t(k-1)]C}{C - q^{(k-1)}} \quad (15)$$

式中, $q^{(j)}$ 为第 j 个时间间隔进入到事故道路的车流量。

当 $(k-1)\Delta t \leq d$ 时, 即事故还未被抢修人员清除, 根据式(15)计算事故道路的通行时间 $t_{\text{all}}^{(k)}$ 为

$$t_{\text{all}}^{(k)} = \left[\frac{q_0 \Delta t_1 + \sum_{j=1}^{k-1} q^{(j)} \Delta t + Q_{D1} + Q_{D2} -}{C'(\Delta t(k-1) + \Delta t_1)} \right] / C + r^{(k)} \quad (16)$$

当 $(k-1)\Delta t > d$ 时, 即事故被清除后, 道路的通行时间为

$$t_{\text{all}}^{(k)} = \left[\frac{q_0 \Delta t_1 + \sum_{j=1}^{k-1} q^{(j)} \Delta t + Q_{D1} + Q_{D2} -}{(d + \Delta t_1)C' - C((k-1)\Delta t - d)} \right] / C + r^{(k)} \quad (17)$$

在计算出事故道路完整的通行时间后, 代入式(1), 并更新综合道路阻抗矩阵 \mathbf{S} , 为 EVs 的路径规划和充电导航提供更准确的交通信息。

为了更好地量化交通网的运行状态, 评估不同导航模型的效果, 引入交通领域的道路通行效率函数 R 如式(18)^[26]所示。

$$R = qvt \quad (18)$$

式中, v 为道路平均通行速度。

2.2 交通事故对配电网的后果评估模型

充电站接入配电网节点, 由配电网对充电站进行供电^[27-29]。在发生交通事故后, 将电动汽车充电负荷计入配电网负荷中, 分析配电网节点电压情况, 同时配电网以辐射状运行, 采用 DistFlow 进行潮流计算^[13], 如式(19)一式(22)所示, 节点负荷如式(23)所示。

$$P_{i(i+1)} = P_{i(i-1)} - r_{i(i-1)}(P_{i(i-1)}^2 + Q_{i(i-1)}^2)/V_i^2 - P_i \quad (19)$$

$$Q_{i(i+1)} = Q_{i(i-1)} - x_{i(i-1)}(P_{i(i-1)}^2 + Q_{i(i-1)}^2)/V_i^2 - Q_i \quad (20)$$

$$V_{i+1}^2 = V_i^2 - 2(r_{i(i+1)}P_{i(i+1)} + x_{i(i+1)}Q_{i(i+1)}) + (r_{i(i+1)}^2 + x_{i(i+1)}^2)(P_{i(i+1)}^2 + Q_{i(i+1)}^2)/V_i^2 \quad (21)$$

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad (22)$$

$$P_i = P_{i,\text{load}} + \sum_{n=1}^N P_c(n) \quad (23)$$

式中: $P_{i(i+1)}$ 、 $Q_{i(i+1)}$ 分别为节点 i 传输至节点 $i+1$ 的有功功率和无功功率; P_i 、 Q_i 分别为节点 i 的有功功率、无功功率; V_{i+1} 为节点 $i+1$ 的电压; V_i^{\min} 、 V_i^{\max} 分别为节点 i 允许的最小、最大电压; $r_{i(i+1)}$ 、 $x_{i(i+1)}$ 分别为节点 i 至节点 $i+1$ 线路的电阻和电抗; n 为正在充电的电动汽车数量; $P_{i,\text{load}}$ 为节点 i 连接的基础负荷; $P_c(n)$ 为第 n 辆电动汽车充电功率。

3 电动汽车路径规划和充电导航模型与算法

考虑充电桩的繁忙状态和充电站内电动汽车的数量通常受到不确定性因素的影响, 首先通过排队论模型计算充电站内 EVs 排队等待充电时间, 再根据时间成本、能耗成本和充电花费, 建立电动汽车实时充电导航模型, 然后结合 Dijkstra 算法提出基于滚动优化的电动汽车路径搜索算法, 最后对充电导航模型进行求解。

3.1 基于滚动优化的电动汽车路径规划算法

传统的 Dijkstra 算法只适用于静态网络中的路径规划, 不适用于运行状态实时变化且呈现高度不确定性的动态交通网^[30]。为了解决动态交通网中的最优路径规划问题, 本文提出了一种基于滚动 Dijkstra 的优化算法。具体步骤如下所述。

1) 获取 EVs 初始信息, 包括起点-终点、出发时刻和初始荷电状态(state of charge, SOC)。

2) 根据实时交通信息, 计算道路通行速度和通行时间, 根据式(1)计算综合道路阻抗矩阵 \mathbf{S} , 并调用 Dijkstra 算法搜索最小综合成本行驶路径, 求得

$$\min \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N (\theta \cdot t_{ij} + \gamma \cdot w_{ij}) x_{ij} \quad (24)$$

式中: N 为道路节点数; x_{ij} 为 0-1 变量, 当 $x_{ij}=1$ 时, 表示 EV 将从节点 i 行驶到节点 j ; 当 $x_{ij}=0$ 时, 表示 EV 不会选择从节点 i 行驶到节点 j 。

3) 从起点开始, 当 EVs 到达下一道路节点时, 重新计算综合道路阻抗矩阵。

4) 判断新的综合道路阻抗矩阵是否和上一次计算的综合道路阻抗矩阵相同。若相同, 按照之前推荐的路径行驶; 若不同, 根据最新综合道路阻抗矩阵并调用 Dijkstra 算法搜索新的最小综合成本行驶路径。

5) EVs 车主根据推荐的路径方案行驶, 直至到达下一个道路节点, 若未到达终点, 返回步骤 4); 若到达终点结束路径搜索。

6) 通过不断更新路径方案, 最终行驶经过的道路节点组成最优路径。

3.2 电动汽车充电导航模型

1) 充电站排队时间计算

在快速充电站可以通过红外传感装置可获得任意 t 时刻进入充电站的电动汽车数量 N_t^{arrive} 以及正在进行充电服务的电动汽车数量 N_t^{service} , 那么 t 时刻电动汽车到达率 λ_t 和充电率 μ_t 计算分别如式(25)和式(26)所示。

$$\lambda_t = \frac{N_t^{\text{arrive}} + N_{t-1}^{\text{arrive}}}{2\Delta t} \quad (25)$$

$$\mu_t = \frac{N_t^{\text{service}} + N_{t-1}^{\text{service}}}{2\Delta t} \quad (26)$$

假设电动汽车到达率服从泊松分布^[31], 充电排队长度没有限制, 到达时排成一队, 按照先到先服务的原则进行充电, 其余车主依旧按照顺序排队等待充电, 则可构建基于 $M/M/c$ 的电动汽车充电站排队模型^[32-33]。

计算 t 时刻充电桩处于繁忙的概率, 即服务强度 ρ_t^* 为

$$\rho_t^* = \lambda_t / c\mu_t, (\rho^* < 1) \quad (27)$$

式中, c 为充电站内充电桩的数量。

在任意 t 时刻, 充电站内有不同 EVs 数量的状态概率为

$$P_{\text{rob}}^{t,0} = \left[\sum_{k=0}^{c-1} \frac{1}{k!} \left(\frac{\lambda_t}{\mu_t} \right)^k + \frac{1}{c!} \frac{\mu_t}{\mu_t - \lambda_t} \left(\frac{\lambda_t}{\mu_t} \right)^c \right]^{-1} \quad (28)$$

$$P_{\text{rob}}^{t,n} = \begin{cases} \frac{1}{n!} \left(\frac{\lambda_t}{\mu_t} \right)^n P_{\text{rob}}^{t,0} & 0 < n \leq c \\ \frac{1}{c!c^{n-c}} \left(\frac{\lambda_t}{\mu_t} \right)^n P_{\text{rob}}^{t,0} & n > c \end{cases} \quad (29)$$

式中, $P_{\text{rob}}^{t,0}$ 、 $P_{\text{rob}}^{t,n}$ 分别为 t 时刻充电站内正在充电 EVs

数量为 0、 n 的概率。

充电站内 t 时刻平均排队长度 L_s 和平均等待时间 t_w 计算分别如式(30)一式(31)^[32]所示。

$$L_{s,t} = \frac{(c\rho^*)^c \rho^*}{c!(1-\rho^*)^2} P_{\text{rob}}^{t,0} \quad (30)$$

$$t_w = \frac{L_{s,t}}{\lambda_t} = \frac{\frac{(c\rho^*)^c \rho^*}{c!(1-\rho^*)^2} P_{\text{rob}}^{t,0}}{\lambda_t} \quad (31)$$

不同电动汽车的停留时间不同, 利用正态分布对电动汽车停留时间进行刻画^[15]。

2) 电动汽车充电导航计算

本节对单个电动汽车的充电特征进行分析和建模, 本文提出的充电导航策略适合将电量不足的 EVs 引导到充电站进行充电。在行驶过程中行驶时间、行驶距离和充电成本都是用户关心的因素, 将这些因素统一转换为成本, 通过充电导航模型使得用户出行总成本最小化。

当 EVs 行驶至途中道路节点时, 对剩余的电量进行判断, 如式(32)所示。

$$B_r(i) = \begin{cases} 1 & E_i(t) \leq 20\%E_{\text{max}} \\ 0 & E_i(t) > 20\%E_{\text{max}} \end{cases} \quad (32)$$

式中: $B_r(i)$ 为充电需求触发标志; E_{max} 为电池最大电量。当 $B_r(i)=1$ 时, 表示剩余电量已经低于车主的预计, 产生里程焦虑, 需要前往充电站充电; 当 $B_r(i)=0$ 时则表示电量充足, 可以继续行驶。

当 $B_r(i)=1$ 时, EVs 触发充电需求, 将目的地更换为充电站, 计算充电费用等信息, 结束充电后再前往最终目的地。充电导航总成本包含 3 部分: ① 当 EVs 行驶过程电量不够触发充电需求时, 前往至充电站的行驶能耗和时间成本之和 C_1 ; ② EVs 在充电站内排队等待充电和充电过程的时间成本以及充电费用之和 C_2 ; ③ 在 EVs 结束充电后, 前往终点的行驶能耗和时间成本之和 C_3 。其中 C_1 、 C_3 可利用式(24)进行计算。

当 EVs 到达充电站 a 时, 计算剩余电量 $E_{r,a}$ 和预计充电时间 t_c , 分别如式(33)和式(34)所示。

$$E_{r,a} = E_i(t) - L_{i,a} \Delta E \quad (33)$$

$$t_c = \frac{(0.9E_{\text{max}} - E_{r,a})}{\eta P_c} \quad (34)$$

式中: $E_i(t)$ 为触发充电需求时电量; $L_{i,a}$ 为前往充电站 a 的距离; η 为充电效率。

在充电站内总的支出 C_2 为

$$C_2 = \gamma \cdot (0.9E_{\text{max}} - E_{r,a}) + \theta \cdot (t_c + t_w) \quad (35)$$

综上分析, 本文建立了以时间花费、行驶消耗、充电成本 C_{total} 最小为目标的充电导航模型。

$$C_{total} = C_1 + C_2 + C_3 = \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N s_{ij}^{Oa} x_{ij} + \theta \cdot (t_c + t_w) + \gamma \cdot (0.9E_{max} - E_{r,a}) + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N s_{ij}^{aD} x_{ij} \quad (36)$$

式中, s_{ij}^{Oa} 、 s_{ij}^{aD} 分别为从起点 O 至充电站 a 以及从充电站 a 至终点 D 的综合道路阻抗。

EVs 行驶过程中剩余电量应大于到达对应充电站的路径能耗, 满足式(37)。

$$E_i(t) - L_{i,a} \Delta E > 0 \quad (37)$$

当 EVs 电量小于一定阈值时, 充电需求触发, 以 C_{total} 最小为充电导航目标, 结合本文所提改进的滚动 Dijkstra 算法搜索推荐的充电行驶路径。EVs 到达充电站后, 以恒功率 P_c 进行快速充电, 充电结束后, 将行驶目的地更改为终点, 以综合道路阻抗最小(即时间成本和能耗成本最小), 直至行驶到达目的地, 结束导航。

4 计及交通事故影响的电动汽车路径规划和充电导航流程

计及交通事故影响的电动汽车路径规划和充电导航流程如图 4 所示。

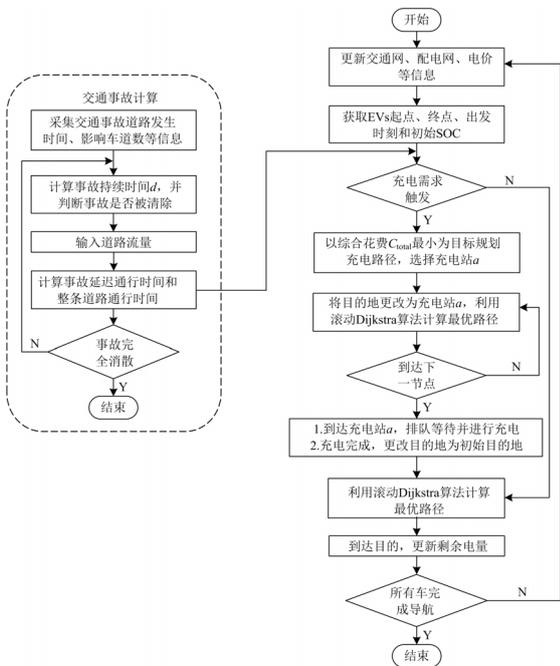


图 4 计及交通事故的电动汽车路径规划和充电导航流程
Fig. 4 Charging and navigation process for electric vehicles considering traffic accident

图 4 中, EVs 按照本文构建的路径规划和充电导航策略行驶。若某道路发生交通事故, 交通网运营中心及时将事故信息发布给 EVs, 并在一定时间间隔更新交通事故信息, 帮助 EVs 制定更加准确的路径行驶方案。

5 算例分析

5.1 算例系统参数设置

本文采用 12 节点的交通网耦合 IEEE 33 节点配电网为例验证了所提模型的有效性。交通网拓扑如附录 A 图 A1 所示, 配电网拓扑参考文献[34]。交通网包含 11 组出行需求(origin-destination, OD)、20 条链路及 12 个节点, 如表 2^[34]所示, 假设道路双向 4 车道。OD 对及其需求详见表 3, 同时根据早晚高峰, 不同时段车辆缩减比例见附录 A 表 A1。自由行驶速度为 80 km/h, 交通网运营中心与车辆正常交通数据交互时间间隔为 5 min。假设路网中总共有 3 个快速充电站, 分别处于交通网中 6、8、11 节点, 本文采用分时电价机制, 见附录 A 表 A2, 基础负荷信息见文献[11]。

表 2 交通网参数

Table 2 Traffic network parameters

编号	道路	道路容量/p.u.	道路长度/m	自由通行时间/min
1	T1—T2	18	8000	6
2	T1—T3	20	13 333	10
3	T2—T6	17	8667	6.5
4	T1—T4	9.8	6667	5
5	T2—T5	7.9	7333	5.5
6	T3—T4	8.5	8000	6
7	T4—T5	13	16 000	12
8	T5—T6	8.2	8667	6.0
9	T3—T7	19	13 600	10.2
10	T4—T8	14	15 333	11.5
11	T5—T9	13	16 667	12.5
12	T6—T10	20	14 000	10.5
13	T7—T8	8.9	7733	5.8
14	T8—T9	13.2	14 667	11
15	T9—T10	9.15	7867	5.9
16	T7—T11	17.5	8400	6.3
17	T8—T11	9.76	7600	5.7
18	T9—T12	8.9	7733	5.8
19	T12—T10	18.2	8133	6.1
20	T11—T12	20	13 067	9.8

表 3 OD 对和期望值

Table 3 OD pairs and expected values

OD 对	期望值/p.u.	OD 对	期望值/p.u.	OD 对	期望值/p.u.
1—9	10	2—12	10	5—12	8
1—10	12	3—9	10	7—9	8
1—12	14	3—10	14	7—10	10
2—10	8	3—12	12	—	—

并假设充电站 1 对应路网节点 6, 连接配电网节点 19; 充电站 2 对应路网节点 8, 连接配电网节点 7; 充电站 3 对应路网节点 11, 连接配电网节点 23; 其中 EVs 共 12220 辆, 电池容量为 60 kWh, 单位时间成本为 15 元/h, 快速充电桩充电功率为 60 kW, 车辆出发前 SOC 服从 $\mu=0.8$ 、 $\sigma=0.1$ 的正态分布。

5.2 EVs 路径规划分析

1) 交通事故下 EVs 行驶路径分析

假设道路 10 在 08:08 时刻发生交通事故, 随机选择事故点在距离上游路口 $D_1=2/3L_{48}$ 、距离下游出口 $D_2=1/3L_{48}$ 的位置, 事故发现时间 $\Delta t_1=5\text{ min}$, 事故处理清除时间 $\Delta t_3=10\text{ min}$ 。计算出事故持续时间 $d=39.7\text{ min}$ 。

以某 EV 为例, 分析交通事故下的路径选择, 设某 EV 起点为 1、终点为 12, 出发时刻为 08:10。

(1) 基于滚动优化路径搜索算法的实时导航

考虑交通事故延误影响, 从起点到终点导航路径为 1→3→7→11→12, 综合成本为 21.42 元。其中能耗成本为 13.24 元, 时间成本为 8.18 元。

(2) 基于静态最短路径规划

从起点到终点导航路径为 1→4→8→11→12, 综合成本为 40.92 元, 其中能耗成本为 13.12 元, 时间成本为 27.80 元。

对比事故后两种导航策略, 若不进行实时导航选择其他路径, 而进入事故道路排队的话, 综合成本会增加 91%。所提方案在发生事故的情况下, 通过实时导航选择其他路径, 极大程度地减少了交通事故带来的影响。

2) 事故道路拥堵分析

图 5 给出了交通事故后不同导航策略道路车辆情况。从事事故道路车辆数量进行分析, 静态最短路径导航导致大量 EVs 进入事故道路, 随着时间的推移, 排队不断增加, 由图 5 可知静态最短路径规划

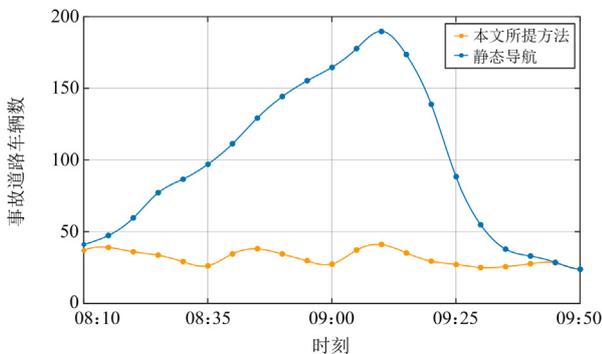


图 5 交通事故道路内车辆数

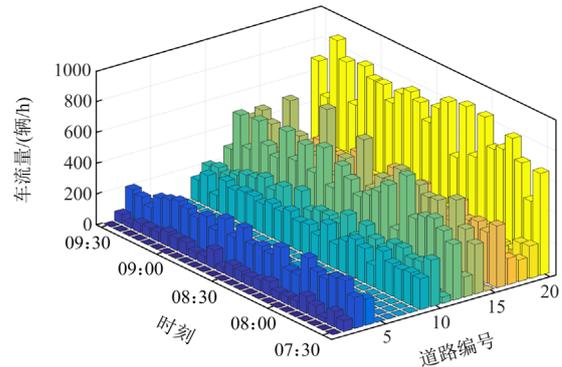
Fig. 5 Number of vehicles on roads affected by traffic accidents

下, 道路在 09:10 时刻拥堵最为严重, 此后排队慢慢减少, 事故影响才逐渐消失, 在 09:30 后才恢复为正常通行情况, 而在本文所提实时导航策略下道路排队情况不明显。

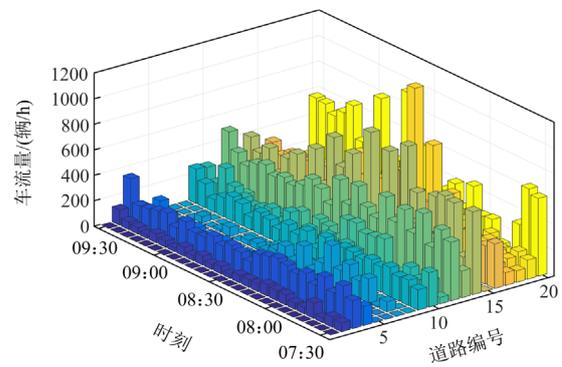
利用式(18)计算道路的通行效率, 并统计事故后 1 h 内的通行效率, 可得相较于静态最短路径规划, 在事故发生 30 min 内, 平均通行效率提升 181.49%。事故发生 30~60 min 内, 平均通行效率提升 301.14%。在静态最短路径导航下, 拥堵排队不断增加, 导致通行速度不断降低, 后半段时间内通行效率更低。

进一步考虑车流量最大的道路 20 发生交通事故, 假设事故发生时刻为 08:23, 通过对 EVs 的行驶路径进行规划, 分析交通网的运行状态, 交通事故其他参数和上述相同。

图 6 给出了道路 20 发生事故后的车流量分布情况。通过对比图 6(a)、图 6(b)的车流量分布可知, 静态最短路径规划下由于车辆无法感知交通事故, 使得道路 20 一直呈现高流量, 在事故的情况下进一步增加交通拥堵, 而本文所提滚动优化路径搜索算法建议 EVs 避开道路 20, 从车流量较小的道路 14、18



(a) 基于静态最短路径规划的车流量



(b) 基于滚动优化路径搜索算法的车流量

图 6 道路 20 事故影响下车流量

Fig. 6 Alighting volume affected by the accident of road 20

等行驶,这使得整个交通网车流量分布更加均匀,缓解了道路20的拥堵程度。

图7给出了道路20发生事故后利用基于滚动优化路径搜索算法行驶后的道路内车辆数,在事故发生短时间内,道路内车辆数基本保持不变,表明事故发生后因为交通能力急剧下降,导致车辆行驶严重受阻,但同时驶入事故道路车辆大幅减少,所以车辆数变化很小;在08:50—09:00时段内,因为拥堵车辆数下降,预计通行时间变短,导致随后大量车辆进入事故道路,随后交通拥堵加剧直至09:20时。此后事故被清除,拥堵车辆快速减少,随着事故影响完全消散,道路恢复正常通行情况。如果利用静态最短路径导航,因为车流量大导致事故无法消散,拥堵排队呈病态一直增加。

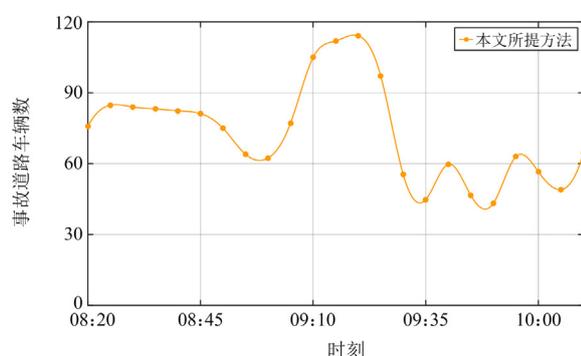


图7 交通事故道路内车辆数

Fig. 7 Number of vehicles on roads affected by traffic accidents

5.3 EVs 充电导航分析

假设10%的EVs出发时刻具有充电需求,以及行驶过程中因电量不足而前往充电站充电。交通事故发生时间、地点以及事故发现时间和事故处理清除时间如5.2节所述。

1) 交通事故下EVs充电导航分析

在交通事故下对单个EV的充电路径选择进行分析,起点为1、终点为12,08:10时刻从起点出发。

方案1:静态最短路径充电导航为1→4→8→11→12,选择在节点8的充电站进行充电。

方案2:利用综合道路阻抗,目标函数为从触发充电需求地点行驶至充电站的综合成本^[10],进行充电导航为1→3→7→11→12,选择在节点11的充电站进行充电。

方案3:本文所提实时导航策略进行充电导航为1→2→6→10→12,选择在节点6的充电站进行充电。

表4和表5分别列出了3种导航策略下充电完成前后的费用支出,时间成本已转换为同等价值费用。

从起点到终点方案1的总成本为77.19元,方案2的总成本为61.10元,方案3的总成本为56.96元。

同时,本文所提滚动优化路径搜索算法平均每次计算时间为0.049s,能实现路径实时规划。

表4 不同方案下前往充电站完成充电的成本

Table 4 Cost of traveling to charging stations with different schemes

方案	成本					总计
	行驶时间	路径能耗	排队时间	充电时间	充电费用	
1	23.67	6.77	3.54	9.75	23.99	66.72
2	5.67	9.23	2.31	10.75	26.45	54.41
3	4.13	6.77	1.26	9.75	23.99	45.90

表5 不同方案下结束充电前往终点的成本

Table 5 Cost of traveling to the destination after charging completion with different schemes

方案	成本		
	行驶时间	路径能耗	总计
1	4.11	6.36	10.47
2	2.67	4.02	6.69
3	4.25	6.81	11.06

对充电站的充电功率进行计算,并分析交通事故对充电负荷的影响。

场景一为无交通事故下的总充电功率;

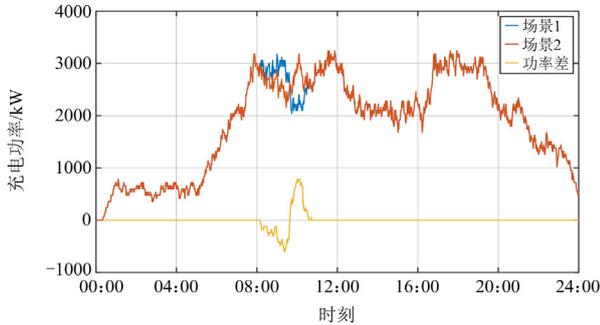
场景二为受交通事故影响下的总充电功率。

图8(a)为静态最短路径充电导航策略功率对比,在交通事故发生后,充电负荷随即发生改变,因为道路拥堵排队,EVs在事故道路行驶速度极慢,到达充电站充电时刻推迟,充电负荷下降,随着事故的消散,拥堵排队的车辆和其余正常行驶的EVs共同到达充电站,导致充电负荷又进一步增加。对比未发生交通事故情况下的充电负荷,同时刻交通事故导致负荷功率下降最大为600kW,负荷功率增加为780kW。

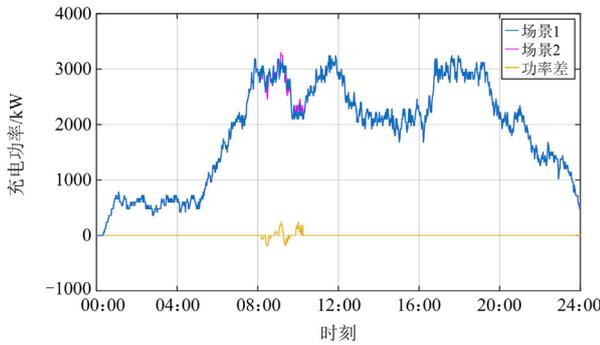
图8(b)为本文所提实时充电导航策略功率对比,在交通事故发生后,充电负荷随即发生改变,从功率差曲线可知,充电负荷先减少后增加,对比未发生交通事故情况下的充电负荷,同时刻交通事故导致负荷功率下降最大为180kW,负荷功率增加为240kW。相较于静态最短路径充电导航策略,本文方法通过实时导航避免交通拥堵,同时通过调整充电负荷的时空分布,与无事故情况下充电功率之差更小。

同时,静态充电导航策略下交通事故对充电负荷的影响持续了151min;在本文所提实时充电导航

策略下, 交通事故对充电负荷的影响持续了 123 min, 相较之下本文所提实时充电导航策略将事故对充电负荷的影响时间减少了 18.54%。



(a) 静态充电导航策略下充电功率对比



(b) 本文实时充电导航策略下充电功率对比

图 8 交通事故对充电功率的影响

Fig. 8 Influence of traffic accidents on charging power

图 9 为事故影响最大时刻不同导航策略下充电负荷对配电网的影响。在事故最严重时刻本文构建的实时导航策略相较于静态导航, 使得配电网电压偏移整体减少了 14.14%, 并降低了电压越限风险。有效降低了事故影响下充电负荷对配电网的影响。

2) 单位时间成本的灵敏度分析

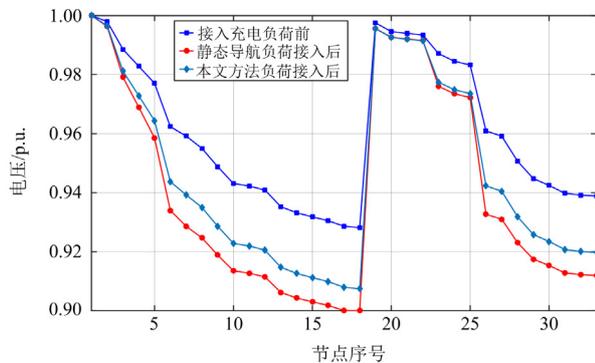


图 9 交通事故后充电负荷对配电网的影响

Fig. 9 Impact of charging load on distribution network after traffic accidents

在本文中, 单位时间成本设置为 15 元/h, 为了验证不同单位时间成本对充电导航结果的影响, 对单位时间成本进行灵敏度分析, 将通行时间成本分别设置为 18 元/h、15 元/h、9 元/h、6 元/h 以及 1 元/h。

表 6 展示了不同单位时间成本下的导航结果与各项成本。表中充电成本包含充电费用、充电时间以及排队时间成本, 单位时间成本的变化会直接导致行驶时间成本和充电成本的变化。

表 6 不同单位时间成本下的导航结果与各项成本

Table 6 Navigation results and various costs under different unit time costs

单位时间成本(元/h)	成本/元			总计	行驶路径
	行驶时间	能耗	充电		
18	10.06	13.58	36.95	60.59	1→2→6→10→12
15	8.38	13.58	35.00	56.96	1→2→6→10→12
12	6.70	13.58	33.05	53.33	1→2→6→10→12
9	5.03	13.58	31.55	49.20	1→2→6→10→12
6	3.35	13.58	28.39	45.32	1→2→6→10→12
1	1.85	13.58	23.60	38.85	1→4→8→11→12

如表 6 所示, 当单位时间成本在 [6, 18] 元/h 内变化时, 电动汽车车主选择绕行, 避开事故道路, 行驶路径相同, 只在行驶时间、排队时间、充电花费时间成本上有所区别。当单位时间成本低至 1 元/h, 车主不会在意交通拥堵带来的高额行驶时间成本, 此时车主才选择行驶路径 1→4→8→11→12。

3) 多起交通事故下 EVs 充电导航分析

为了验证多条道路同时发生交通事故下本文实时充电导航策略的通用性, 选用一个 35 节点、59 条道路的交通网并假设同时发生 2 次交通事故进行计算。对单个 EV 的充电路径选择进行分析, 起点为 3、终点为 33。交通网参数见文献[13]。

为体现所提电动汽车充电导航策略的有效性, 设置 4 种方案进行对比分析。不同方案下 EVs 出行成本如表 7 所示。

方案 1): 无交通事故发生时, 选用本文所提实时充电导航策略进行充电导航。

方案 2): 发生交通事故后, 根据静态最短路径导航策略进行导航。

方案 3): 发生交通事故后, 选择综合道路阻抗模型, 目标函数为从触发充电需求地点行驶至充电站的综合成本最小, 进行充电导航^[10]。

方案 4): 发生交通事故后, EV 选用本文所提

导航策略进行充电导航。

表 7 不同方案下出行成本

Table 7 Travel costs with different schemes

方案	成本				
	行驶时间	能耗	充电时间	充电	总计
1)	13.98	15.30	8.34	34.01	71.63
2)	25.76	27.96	10.55	33.43	96.71
3)	16.45	26.66	9.26	37.79	90.16
4)	14.55	23.35	9.39	38.07	85.36

通过对比表 7 可以发现, 在交通事故影响下本文所提实时充电导航策略可以有效降低 EVs 车主的出行总成本, 同时降低出行行驶时间, 不同导航策略下各行驶路径如附录 A 图 A2 所示。相较于 12 节点交通网模型, 该交通网模型更大, 本文所提滚动优化路径搜索算法平均每次计算时间为 0.052 s, 同样能实现路径实时规划。

6 结论

本文提出了一种计及交通事故的电动汽车实时路径规划和充电导航策略, 通过算例仿真, 得出结论如下:

1) 所提滚动优化路径搜索算法可以根据道路实时信息推荐最优行驶路径, 既可以进行路径规划, 也可以进行充电导航;

2) 通过交通事故“发生-持续-消散”后果评估模型, 可以准确计算交通事故道路延误通行时间, 为 EVs 车主提供更加准确的交通信息, 有效地对事故道路交通流量进行分流, 缓解交通网拥塞情况;

3) 本文提出的充电导航策略在考虑交通事故时可以有效减少 EVs 的综合出行成本。

需要指出的是, 本文主要针对单一类型电动汽车的充电模式进行了分析后续扩展研究中可以针对不同类型的电动汽车以及不同车主的充电需求, 制定更加精细化的路径规划和充电导航模型。以及进一步考虑交通事故场景下电动汽车充电负荷波动对电网电价的影响。

附录 A

表 A1 车辆缩减比例

Table A1 Vehicle reduction ratio

时段类别	时间段	缩减比例
低谷	00:00—06:00	0.19
中谷	06:00—07:00、22:00—24:00	0.475
中峰	07:00—08:00、10:00—11:00、 13:00—17:00、20:00—22:00	0.713
高峰	08:00—13:00、17:00—20:00	1.0

表 A2 分时电价

Table A2 Time-of-use tariffs

时段	电价/(元/kWh)	执行时段范围
高峰	1.025	10:00—15:00、18:00—21:00
平段	0.615	07:00—10:00、15:00—18:00、 21:00—23:00
低谷	0.365	24:00—次日 07:00

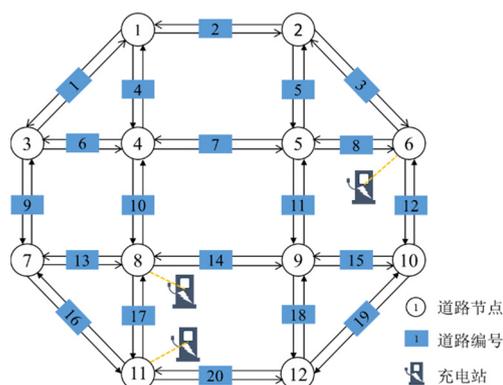


图 A1 12 节点交通网拓扑

Fig. A1 Topology of the 12-node traffic network

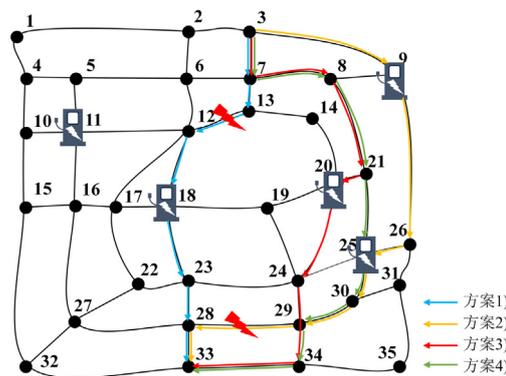


图 A2 不同充电导航方案的路径选择

Fig. A2 Path selection for different charging navigation schemes

参考文献

- [1] 中华人民共和国科技部. 电动汽车科技发展“十二五”专项规划[EB/OL]. 2012.
- [2] 肖丽, 谢尧平, 胡华锋, 等. 基于 V2G 的电动汽车充放电双层优化调度策略[J]. 高压电器, 2022, 58(5): 164-171.
- XIAO Li, XIE Yaoping, HU Huafeng, et al. Two-level optimization scheduling strategy for EV's charging and discharging based on V2G[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(5): 164-171.
- [3] 安佳坤, 杨书强, 王涛, 等. 电动汽车聚合下的微能源互联网优化调度策略[J]. 中国电力, 2023, 56(5): 80-88.

- AN Jiaku, YANG Shuqiang, WANG Tao, et al. Optimal scheduling strategy for micro energy internet under electric vehicles aggregation[J]. *Electric Power*, 2023, 56(5): 80-88.
- [4] International Energy Agency. Global electric vehicle outlook 2023[EB/OL]. [2023-04-26]. <https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2023>.
- [5] 胡泽春, 宋永华, 徐智威, 等. 电动汽车接入电网的影响与利用[J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(4): 1-10, 25. HU Zechun, SONG Yonghua, XU Zhiwei, et al. Impacts and utilization of electric vehicles integration into power systems[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(4): 1-10, 25.
- [6] 王宜立, 张蓉馨, 杨再鹤, 等. 基于双向出行链的电动汽车平抑电网波动策略[J]. *电力工程技术*, 2023, 42(4): 50-60. WANG Yili, ZHANG Rongxin, YANG Zaihe, et al. Stabilizing power fluctuation strategy based on two-way travel chain of electric vehicle[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2023, 42(4): 50-60.
- [7] 马玲玲, 杨军, 付聪, 等. 电动汽车充放电对电网影响研究综述[J]. *电力系统保护与控制*, 2013, 41(3): 140-148. MA Lingling, YANG Jun, FU Cong, et al. Review on impact of electric car charging and discharging on power grid[J]. *Power System Protection and Control*, 2013, 41(3): 140-148.
- [8] 梅杰, 高赐威. 交通特性在电动汽车并网研究中的考虑[J]. *电网技术*, 2015, 39(12): 3549-3555. MEI Jie, GAO Ciwei. Considerations of traffic characteristics in research of grid integration of electric vehicles[J]. *Power System Technology*, 2015, 39(12): 3549-3555.
- [9] 叶宇剑, 袁泉, 汤奕. 面向双碳目标的交通网-电网耦合网络中电动汽车负荷低碳优化方法[J]. *中国电力*, 2023, 56(5): 72-79. YE Yujian, YUAN Quan, TANG Yi. Electric vehicle charging demand low carbon optimization in traffic-grid coupling networks towards "dual carbon" goal[J]. *Electric Power*, 2023, 56(5): 72-79.
- [10] YANG Hongming, DENG Youjun, QIU Jing, 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.
- [11] 卢慧, 谢开贵, 邵常政, 等. 考虑燃油车和电动汽车动态混合交通流的电动汽车充电站规划[J]. *高电压技术*, 2023, 49(3): 1150-1160. LU Hui, XIE Kaigui, SHAO Changzheng, et al. Charging station planning with the dynamic and mixed traffic flow of gasoline and electric vehicles[J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(3): 1150-1160.
- [12] XIANG Yue, YANG Jianping, LI Xuecheng, et al. Routing optimization of electric vehicles for charging with event-driven pricing strategy[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2022, 19(1): 7-20.
- [13] LU Hui, SHAO Changzheng, HU Bo, et al. En-route electric vehicles charging navigation considering the traffic-flow-dependent energy consumption[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(11): 8160-8171.
- [14] 张琦, 杨健维, 向悦萍, 等. 计及气象因素的区域电动汽车充电负荷建模方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(6): 14-22. ZHANG Qi, YANG Jianwei, XIANG Yueping, et al. Regional electric vehicle charging load modeling method considering meteorological factors[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(6): 14-22.
- [15] 林卉, 周一辰, 李永刚, 等. 基于电动汽车两阶段充电站分配的聚合商定价方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(21): 44-56. LIN Hui, ZHOU Yichen, LI Yonggang, et al. Aggregator pricing methodology based on two-stage charging station allocation for electric vehicles[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(21): 44-56.
- [16] 侯慧, 樊浩, 苏舒, 等. 多方互利共赢的电动汽车智能充电服务策略[J]. *电力系统自动化*, 2017, 41(19): 66-73. HOU Hui, FAN Hao, SU Shu, et al. Multilateral win-win strategy for smart charging service of electric vehicle[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2017, 41(19): 66-73.
- [17] 柯松, 陈磊, 杨军, 等. 基于半动态交通流模型的电动汽车出行引导策略[J]. *电网技术*, 2023, 47(8): 3362-3380. KE Song, CHEN Lei, YANG Jun, et al. Electric vehicles travel guidance strategy based semi-dynamic traffic flow states model[J]. *Power System Technology*, 2023, 47(8): 3362-3380.
- [18] 尚龙龙, 程俊杰, 王伟, 等. 计及交通拥堵的电动汽车充电站规划方法[J]. *电力科学与技术学报*, 2023, 38(1): 66-76. SHANG Longlong, CHENG Junjie, WANG Wei, et al. An electric vehicle charging station planning method considering traffic congestion[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2023, 38(1): 66-76.
- [19] ZHANG Ruiyou, GUO Jingmei, WANG Junwei. A time-dependent electric vehicle routing problem with congestion tolls[J]. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 2022, 69(4): 861-873.
- [20] ZHAO Tianyang, YAN Haoyuan, LIU Xiaochuan, 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.
- [21] 杨有为, 徐春梅, 彭道刚, 等. 动态能源与地理信息融合的光储充电站电动汽车充电路径引导[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(2): 72-80.
YANG Youwei, XU Chunmei, PENG Daogang, et al. Charging path guidance of electric vehicles at photovoltaic-storage charging stations based on dynamic energy and geographic information fusion[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(2): 72-80.
- [22] 何雅琴, 邹家翠. 基于事故特征耦合影响的城市道路交通事故影响分析[J]. 交通信息与安全, 2021, 39(1): 45-51, 63.
HE Yaqin, ZOU Jiacy. A traffic impact analysis of urban-road traffic accidents based on coupling influences of accident characteristics[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2021, 39(1): 45-51, 63.
- [23] 王玉婷. 特长隧道交通事故车辆排队长度演变分析与建模[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2023.
WANG Yuting. Analysis and modeling of vehicle queuing length evolution by traffic accident of extra-long tunnel[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2023.
- [24] WU Xinkai, LIU H. A shockwave profile model for traffic flow on congested urban arterials[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2011, 45(10): 1768-1786.
- [25] 唐进君, 刘鑫源, 吉柯, 等. 考虑车道排队特征的城市路网交通事故影响范围估计[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(9): 2541-2551.
TANG Jinjun, LIU Xinyuan, JI Ke, et al. Estimation of traffic accidents impact on urban road network considering lane queuing characteristics[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 19(9): 2541-2551.
- [26] WERNER B. Traffic flow analysis beyond traditional methods[C]// Transportation Research Circular E-C018: 4th International Symposium on Highway Capacity, 2000, Washington, DC, USA: 26-40.
- [27] HUANG Zhao, FANG Baling, DENG Jin. Multi-objective optimization strategy for distribution network considering V2G-enabled electric vehicles in building integrated energy system[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(1): 48-55.
- [28] 吴小汉, 张谦, 粟尧嘉, 等. 基于区块链的私有充电桩共享平台交易策略[J]. 发电技术, 2022, 43(3): 439-451.
WU Xiaohan, ZHANG Qian, SU Yaojia, et al. Sharing platform trading strategy of private charging pile based on blockchain[J]. Power Generation Technology, 2022, 43(3): 439-451.
- [29] 沈鑫, 严松, 李妍. 考虑交通流量的电动汽车充电站优化规划方法[J]. 智慧电力, 2023, 51(7): 74-79.
SHEN Xin, YAN Song, LI Yan. Optimal planning method of electric vehicle charging station considering traffic flow[J]. Smart Power, 2023, 51(7): 74-79.
- [30] 曹一帆, 郝思鹏. 基于充电差异性的电动汽车充电设施优化配置[J]. 供用电, 2022, 39(5): 96-103.
CAO Yifan, HAO Sipeng. Optimal configuration of electric vehicle charging facilities based on charging difference[J]. Distribution & Utilization, 2022, 39(5): 96-103.
- [31] 吴凤平. 运筹学方法与应用[M]. 南京: 河海大学出版社, 2009.
- [32] 张美霞, 张倩倩, 杨秀, 等. 基于交通-电力均衡耦合的电动汽车快充站与配电网联合规划[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(11): 51-63.
ZHANG Meixia, ZHANG Qianqian, YANG Xiu, et al. Joint planning of electric vehicle fast charging stations and distribution network based on a traffic-electricity equilibrium coupling model[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(11): 51-63.
- [33] 姜欣, 冯永涛, 熊虎, 等. 基于出行概率矩阵的电动汽车充电站规划[J]. 电工技术学报, 2019, 34(增刊 1): 272-281.
JIANG Xin, FENG Yongtao, XIONG Hu, et al. Electric vehicle charging station planning based on travel probability matrix[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(S1): 272-281.
- [34] WANG Xu, SHAHIDEHPOUR M, JIANG Chuanwen, 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.

收稿日期: 2024-01-09; 修回日期: 2024-04-09

作者简介:

黄博(1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电动汽车充电路径优化、V2G、充电站规划; E-mail: 2431178788@qq.com

胡博(1983—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电力系统规划与可靠性、电力系统分析计算; E-mail: hboy8361@163.com

谢开贵(1972—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电力系统规划与可靠性、电力和能源系统的优化运行等。E-mail: kaiguixie@vip.163.com

(编辑 张颖)