

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2024.03.014

基于居民出行模拟的电动汽车负荷时空分布预测

沈筱琦¹, 方鑫¹, 谭林林¹, 李心果¹, 孙佳启²

(1. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096;

2. 东南大学软件学院, 江苏 苏州 210018)

摘要:针对电动汽车充电负荷时空分布预测中的随机性、不确定性问题,文中提出一种结合出行链理论和实际地理信息的电动汽车充电负荷预测方法。基于路网融合及出行链理论,对电动汽车充电需求的时空特性建立模型,以此模拟用户的出行行为特性。同时,通过对目标区域的路网进行建模,按功能区进行划分,将出行链理论的用户行为特性与目标地理信息相结合,通过 Floyd 算法对电动汽车用户的出行路径进行规划设计,以预测电动汽车充电需求负荷。算例结果表明,所提出的模型能够基于实际地理信息,预测电动汽车充电负荷变化规律,分析不同功能区、不同行政区域下的电动汽车充电需求负荷特性。仿真结果验证了所提模型和方法的有效性。

关键词:出行链;负荷预测;地理信息;充电需求;Floyd 算法;马尔可夫链

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2024)03-0130-10

0 引言

在“双碳”目标的驱动下,推进新能源汽车的发展是我国成为汽车强国的必要途径,也是实现交通能源转型战略的重要举措。2020年,国务院印发的《新能源汽车产业发展规划(2021—2035年)》^[1]指出,至2035年,纯电动汽车(electric vehicle, EV)将占据汽车销售市场,公共交通领域也将全面采用EV,这将有助于提高能源利用效率,减少污染排放,同时提高社会运行效率。因此,电网生产和资源配置将不可避免地受到大规模EV负荷接入的影响,而预测EV充电负荷的准确性,不仅可以为EV充电设施的建设、电力配送网络的优化和充电管理提供数据支持,还可以帮助合理配置资源,促进电网的稳定运行。

近几年,专家学者对EV充电负荷的预测进行了大量研究^[2-9]。文献[4-5]将区域划分成住宅区、工作区、商业区,按照各个功能区中EV的不同充电特性计算充电负荷的时空分布,但忽略了EV行程中用户选择出行路径的主观性。文献[6]将“起点-终点”分析运用于EV移动性建模中,但未考虑EV用户出行的随机性。文献[7]考虑了EV的移动性,基于停车生成率思想建立了EV移动储能模型,但缺少对EV用户出行行为方式与实际道路交通信息的考虑。文献[8]根据出行链对EV用户的时空分布进行建模,根据启动时间从小到大对每个响应周期进行排序,但忽略了目标区域功能特性对EV用

户出行行为的影响。EV的移动性和随机性决定了充电需求预测要以准确分析用户出行行为规律为基础,文献[10]考虑在交通系统中行驶的单个车辆的动态运动,提出了一种基于Agent元胞自动机模型的充电需求仿真方法,但未考虑其他因素对EV用户出行行为的影响。文献[11-12]引入图论分析方法和Dijkstra路径搜索算法,运用蒙特卡洛模拟EV行驶行为与充电行为,从而对EV负荷时空分布特性进行分析;文献[13]计及实时交通与温度,提出一种基于马尔可夫决策过程(Markov decision process, MDP)随机路径模拟的EV充电负荷时空分布预测方法,但在EV用户出行决策规划方面,文献[11-13]均未考虑全面用户的出行规律。文献[14-16]计及耦合因素对EV充电负荷的时空特性进行预测,基于算例对比分析EV及其充电负荷在不同情况下的时空分布,但其算例模型较为简单,需要根据实际地理信息提高算例模型的准确度。

针对上述问题,文中以私家车为例,基于出行链理论模拟EV用户出行特性,建立EV充电需求因素模型,并将目标区域按功能进行区域划分,利用最优路径算法规划EV的行驶路线,模拟EV用户一天内在各个目的地之间的移动与停留情况,以此模拟出各个区域充电站的负荷需求特性。文中充分考虑了目标区域功能特性对EV用户出行行为的影响、交通路网对EV用户行驶路径的影响,增强了“车-路-网”之间的耦合程度。最后以某城市为例,对比分析EV充电负荷在不同功能区、不同行政区域的分布规律,并验证了所提方法的有效性和优越性。

收稿日期: 2023-11-17; 修回日期: 2024-02-05

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2021YFB2501600)

1 EV 时空转移及充电模型

1.1 基于出行链的 EV 时空分布模型

1.1.1 出行链结构

假设 EV 用户出行的首次出发点均为居民区, 经过一条完整的出行链后, EV 最后返回起始出发点结束一次行程^[17-18]。EV 一次完整出行示意图 1 所示。

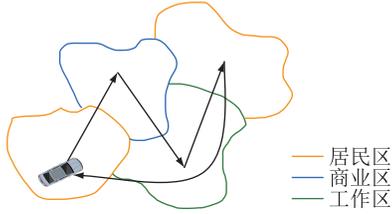


图 1 汽车模拟行驶

Fig.1 Car simulation driving

将一天内 EV 的总出行次数设为 n , m_i 为 EV 第 i 次出行时的行程级数。闭环出行链示意图 2 所示。

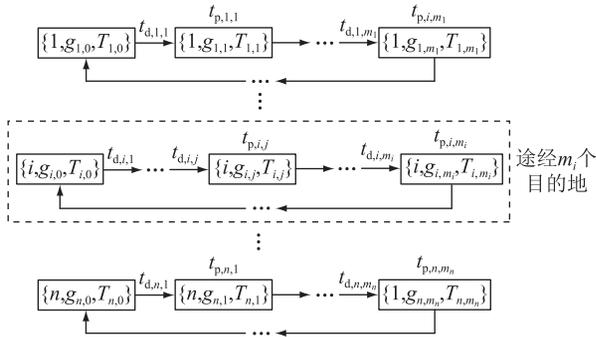


图 2 出行链示意

Fig.2 Travel chain diagram

一天内, 单辆 EV 第 i 次出行时, 到达第 j 个目的地时的行驶状态可由 $\Gamma_{i,j} = \{i, g_{i,j}, T_{i,j}\}$ 描述, 其中 $g_{i,j}$ 为第 i 次出行时第 j 个目的地; $T_{i,j}$ 为第 i 次出行时 EV 离开第 j 个目的地的时刻。

$$T_{i,j} = t_{i-1, \text{total}} + \sum_{k=1}^j t_{d,i,k} + \sum_{k=1}^j t_{p,i,k} \quad (1)$$

式中: k 为 EV 行程中的目的地索引变量; $t_{i-1, \text{total}}$ 为一天内第 $i-1$ 次出行结束的时刻; $t_{d,i,k}$ 为第 i 次出行时从第 $k-1$ 个目的地行驶到第 k 个目的地的行驶时间; $t_{p,i,k}$ 为第 i 次出行时在第 k 个目的地的停车时长。

$$t_{i, \text{total}} = t_{i-1, \text{total}} + \sum_{k=1}^{m_i} t_{d,i,k} + \sum_{k=1}^{m_i} t_{p,i,k} \quad (2)$$

式中: $t_{i, \text{total}}$ 为一天内第 i 次出行结束的时刻。

$$t_{d,i,k} = \frac{d_{i,k}}{v_{i,k}} \quad (3)$$

式中: $d_{i,k}$ 为 EV 第 i 次出行时从第 $k-1$ 个目的地行驶到第 k 个目的地的行驶里程, 由路径规划模拟得到; $v_{i,k}$ 为 EV 第 i 次出行时从第 $k-1$ 个目的地行驶到第 k 个目的地的平均行驶速度, 由时间和路段性质决定。

1.1.2 转移概率

文中使用马尔可夫状态转移矩阵^[19-20]来描述 EV 在居民区、工作区、商业区以及其他区域之间的转移规律。设 $g_{i,j}$ 仅与 $g_{i,j-1}$ 有关, 与第 1 个—第 $j-2$ 个出行目的地无关。如果用精确的数学定义来描述, EV 第 j 个出行目的地为 $g_{i,j}$ 的概率为:

$$p(g_{i,j} | g_{i,j-1}, g_{i,j-2}, \dots, g_{i,1}) = p(g_{i,j} | g_{i,j-1}) \quad (4)$$

针对文中的功能区类型划分, 状态转移矩阵可表示为:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} \\ p_{41} & p_{42} & p_{43} & p_{44} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: p_{11} 、 p_{22} 、 p_{33} 、 p_{44} 分别为居民区、工作区、商业区和其他区域的自转移概率, 其余元素均为对应功能区之间的互转移概率, 可根据当地居民出行调研数据统计确定。

根据 EV 转移特性, 式(5)满足以下约束条件:

$$\begin{cases} 0 \leq p_{hz} \leq 1 \\ \sum_{z=1}^4 p_{hz} = 1 \end{cases} \quad h, z = 1, 2, 3, 4 \quad (6)$$

式中: h 、 z 分别为式(5)中矩阵元素的行序和列序。

1.2 考虑实时转移特性的 EV 充电负荷模型

为准确描述 EV 用户的出行行为以及停车规律, 对 EV 用户首次出行时间分布概率、停车时长分布概率以及 EV 充电概率等特征量进行建模。

1.2.1 EV 用户出行时间特性

(1) 首次出行时间。据文献[21]统计, EV 用户每日首次出行时间符合正态分布规律函数, 如式(7)所示。

$$f(T_{\text{first}}, \mu_s, \sigma_s) = \frac{1}{\sigma_s \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(T_{\text{first}} - \mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (7)$$

式中: T_{first} 为 EV 用户首次出行时间; μ_s 、 σ_s 分别为该分布概率函数的均值和方差, μ_s 、 σ_s 在工作日分别取 7.82 与 1.50, 在休息日分别取 9.46 与 0.68。

(2) 停车时长。EV 在目的地的停车时长由该目的地的场所性质决定。研究表明, EV 在居民区停车时长的概率密度符合 Weibull 分布, 如式(8)所示; 而在工作区、商业区和其他区域停车时长的概率密度则符合广义极值分布, 如式(9)所示。

$$f_1(t_{p,i,j}) = \frac{k}{\theta} \left(\frac{t_{p,i,j}}{\theta} \right)^{k-1} \exp\left(-\left(\frac{t_{p,i,j}}{\theta}\right)^k\right) \quad (8)$$

$$f_2(t_{p,i,j}) = \frac{1}{\sigma} \left(1 + \xi \frac{t_{p,i,j} - \mu}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{\xi}-1} \exp\left(\left(1 + \xi \frac{t_{p,i,j} - \mu}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{\xi}}\right) \quad (9)$$

式中： θ 为分布概率函数 $f_1(t_{p,i,j})$ 的尺度参数； μ 为未知参数； $\sigma > 0$ ，为分布概率函数 $f_2(t_{p,i,j})$ 的尺度参数； ξ 为形状参数，决定分布的尾部形状。

1.2.2 EV 用户充电功率计算模型

文中将二阶段方法^[22]作为 EV 在居民区的充电方式，即“先恒流限压，后恒压限流”。利用等面积法则定义整数 C ，使得整数 C 满足不等式 $CT_M \leq T_C \leq (C+1)T_M$ ，其中 T_C 为 EV 电池恒流充电时间； T_M 为 EV 电池充电总时长。EV 充电机分阶段充电功率模型如式 (10) 所示。

$$P_\vartheta = \begin{cases} U_{\max} I_{\max} \left[\frac{(1-\chi)(2\vartheta-1)T_M}{2T_C} - \chi \right] & 0 < \vartheta \leq C \\ U_{\max} I_{\max} \left[\frac{(1-\chi)(T_C^2 - C^2 T_M^2)}{2T_C} + \chi(T_C - CT_M) - \frac{e^{\alpha(T_C - CT_M - T_M)} - 1}{\alpha} \right] & \vartheta = C + 1 \\ U_{\max} I_{\max} \{ e^{\alpha[T_C - (\vartheta-1)T_M]} - e^{\alpha(T_C - \vartheta T_M)} \} / \alpha & C + 1 < \vartheta \leq M \end{cases} \quad (10)$$

式中： P_ϑ 为在第 ϑ 阶段里 EV 电池的平均充电功率； U_{\max} 为 EV 电池的最大充电电压； I_{\max} 为 EV 电池的最大充电电流； α 、 χ 为由电池种类及充电特性所确定的常数； M 为 EV 充电总阶段数。

以某热门 EV 为例，该车采用磷酸铁锂电池，其基本参数如表 1 所示。

表 1 某 EV 电池组基本参数

Table 1 Basic parameters of an EV battery pack

参数	数值
单体电池最大充电电压/V	4.2
整箱最大充电电压/V	4.2
整箱最大充电电流/A	120
电池容量/(kW·h)	76.8
恒流充电时间/min	90
恒压充电时间/min	150

假设 EV 的充电起始荷电状态 (state of charge, SOC) 为 25%，以 1 h 为单位分阶段充电，考虑电池

组连续充电约束条件，由式 (10) 计算得到电池组各阶段的平均充电功率，如表 2 所示。

表 2 电池组各阶段平均充电功率

Table 2 Average charging power of battery pack in stages

阶段	功率/kW	阶段	功率/kW
第 1 小时	7.31	第 3 小时	3.52
第 2 小时	6.45	第 4 小时	1.13

EV 在居民区采用上述分阶段充电方法，而在商业区和工作区，根据用户充电习惯及实际充电桩特性采用快充的方式进行充电。

以国家电网建设的直流充电桩为例，目前市面上大部分充电桩的充电功率为 37.5 kW。因此，文中采用 37.5 kW 作为商业区和工作区的充电桩充电功率。

1.2.3 EV 充电需求判断模型

EV 用户到达目的地 $g_{i,j}$ 后，将根据剩余电量及下一段行驶里程判断是否进行充电。EV 的剩余电量由上一阶段 SOC 及行驶路径长度共同决定。

$$s_{i,j} = s_{i,j-1} - \frac{d_{i,j}}{d_{\max}} \quad (11)$$

式中： $s_{i,j}$ 为 EV 在 $g_{i,j}$ 的 SOC； $d_{i,j}$ 为 EV 第 i 次出行时从第 $j-1$ 个目的地行驶到第 j 个目的地的行驶路径长度； d_{\max} 为 EV 可行驶的最大里程。

假设 SOC 小于 25% 或剩余电量不能支持下一段行驶里程均能导致 EV 用户强制充电行为，则 EV 在目的地 $g_{i,j}$ 的充电概率为：

$$p_c(g_{i,j}) = \begin{cases} 1 & s_{i,j} < 25\% \\ 1 & s_{i,j} \geq 25\% \text{ 且 } t_{r,i,j} < t_{d,i,j+1} \\ 0 & s_{i,j} \geq 25\% \text{ 且 } t_{r,i,j} \geq t_{d,i,j+1} \end{cases} \quad (12)$$

式中： $p_c(g_{i,j})$ 为 EV 在目的地 $g_{i,j}$ 的充电概率，1 表示充电，0 表示不充电； $t_{r,i,j}$ 为 EV 在目的地 $g_{i,j}$ 的可行驶时长。

$$t_{r,i,j} = \frac{s_{i,j} C}{\rho_{\max} \bar{v}} \quad (13)$$

式中： ρ_{\max} 为 EV 每公里耗电量的最大值； \bar{v} 为 EV 在该路段的平均行驶速度，由路段的道路等级及交通情况共同决定。

EV 用户充电需求判断流程如图 3 所示。

图 3 中，充电时长可表示为：

$$t_{c,i,k} = \begin{cases} t_{p,i,k} & t_{r,i,j} > t_{p,i,k} \\ \frac{s_{i,j} C}{c} & t_{r,i,j} \leq t_{p,i,k} \end{cases} \quad (14)$$

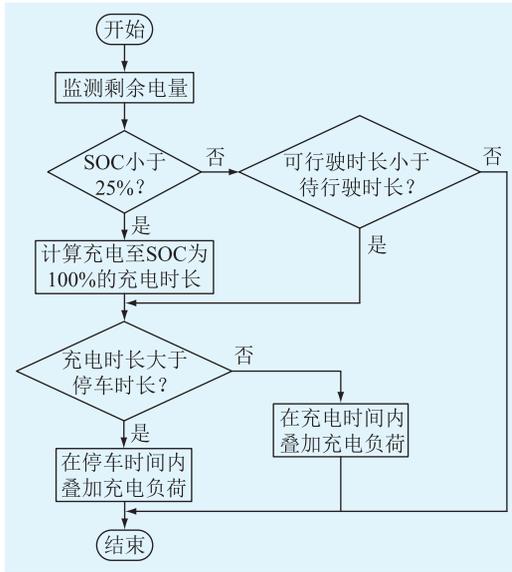


图3 充电需求判断流程

Fig.3 Flow chart of charging demand judgment

式中: $t_{e,i,k}$ 为 EV 在第 i 次出行时第 k 个目的地的充电时长; c 为 EV 的充电功率。

2 基于路网融合及出行链理论的 EV 充电需求预测方法分析

2.1 路网拓扑模型

为简化计算,文中将实际路网进行抽象,利用图论^[23-25]的方法来描述。简单交通路网如图4所示。

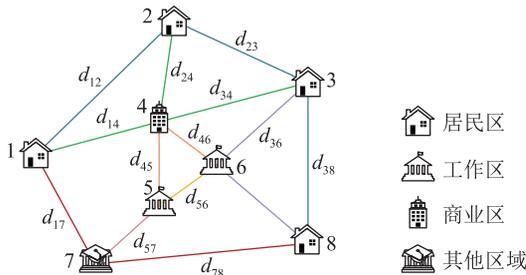


图4 交通路网图

Fig.4 Traffic network map

路网由 $G = \{V(G), E(G), \psi_G, Q\}$ 表示。其中, $V(G) = \{v_x | x = 1, 2, \dots, X\}$ 为路网中的节点,即道路交叉点的集合; $E(G) = \{\langle v_x, v_y \rangle | v_x, v_y \in V(G)\}$ 为路网中道路路段的集合; ψ_G 为道路权值的邻接矩阵,描述节点的连接关系及节点连接路径长度,如式(15)所示; $Q = \{q_{xy} | \langle v_x, v_y \rangle \in E(G)\}$ 为节点的功能区属性集合, q_{xy} 表示路段 $\langle v_x, v_y \rangle$ 所属的功能区属性,其值由式(16)确定。

假设路网中所有路段均可双向通行,则 X 节点路网的邻接矩阵为:

$$\psi_G = \begin{bmatrix} 0 & d_{12} & d_{13} & \dots & d_{1y} & \dots & d_{1X} \\ d_{21} & 0 & d_{23} & \dots & d_{2y} & \dots & d_{2X} \\ d_{31} & d_{32} & 0 & \dots & d_{3y} & \dots & d_{3X} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{x1} & d_{x2} & d_{x3} & \dots & d_{xy} & \dots & d_{xX} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{X1} & d_{X2} & d_{X3} & \dots & d_{Xy} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中: d_{xy} 为路网中两节点间的路径长度。若节点 v_x 与节点 v_y 不连通,则 d_{xy} 为无穷大。

将居民区、工作区、商业区和其他区域的节点功能区属性分别赋值为 1、2、3、4,如式(16)所示。

$$q_{xy} = \begin{cases} 1 & \langle v_x, v_y \rangle \text{ 属于居民区} \\ 2 & \langle v_x, v_y \rangle \text{ 属于工作区} \\ 3 & \langle v_x, v_y \rangle \text{ 属于商业区} \\ 4 & \langle v_x, v_y \rangle \text{ 属于其他区域} \end{cases} \quad (16)$$

2.2 路径规划

根据全局优化思想,假设 EV 在城市内的平均行驶速度为 60 km/h,最优路径规划即转化为最短路径规划。

Floyd 也被称为 Floyd-Warshall 算法,是一种用于求解所有节点对之间最短路径的动态规划算法^[26-28]。因此,在求解多源最短路径的问题上,Floyd 算法能快速获得所有节点之间的最短路径,且速度、内存占优。该算法的基本思想为:若有 X 个路网节点,则可递推产生一个矩阵序列 $\{A_1, A_2, \dots, A_r, \dots, A_X\}$ 。其中, $A_r = (a_r(x, y))_{X \times X}$; $a_r(x, y)$ 为当经过节点数量不超过 r 个时,从节点 v_x 到节点 v_y 所需经过的最短路径长度,迭代公式为:

$$a_r(x, y) = \min(a_{r-1}(x, y), a_{r-1}(x, r), a_{r-1}(r, y)) \quad (17)$$

插点试探完成时, $r = X, A_X$ 即为各个节点之间的最短距离值所组成的矩阵。

2.3 充电负荷计算及仿真流程

基于上述理论,在模拟生成完整出行链之前,需要先获得日出行次数、行程级数,将问题转化成单辆车一天出行的模拟。

全国家庭出行调查 (national household travel survey, NHTS) 数据统计分析如图 5、图 6 所示,可知日出行次数最多达 9 次,普遍集中在 1~4 次之间;行程级数最高达 11 级,普遍集中在 2~7 级之间。

基于上述研究获得的相关变量分布,结合仿真模拟 EV 充电的时空场景。仿真流程如图 7 所示,具体步骤如下。

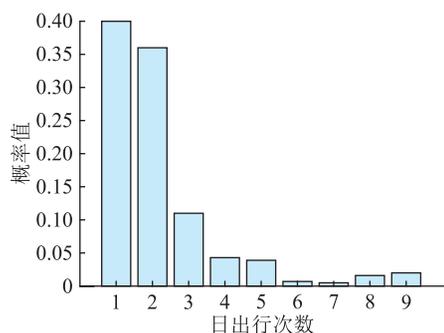


图5 出行次数概率分布

Fig.5 Probability distribution of trips

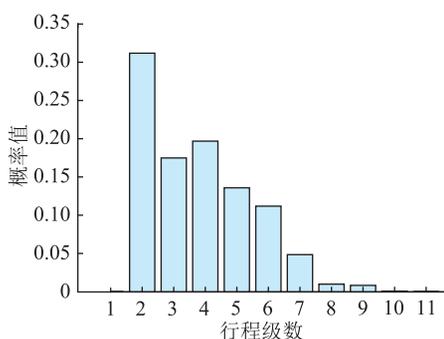


图6 行程级数概率分布

Fig.6 Probability distribution of stroke series

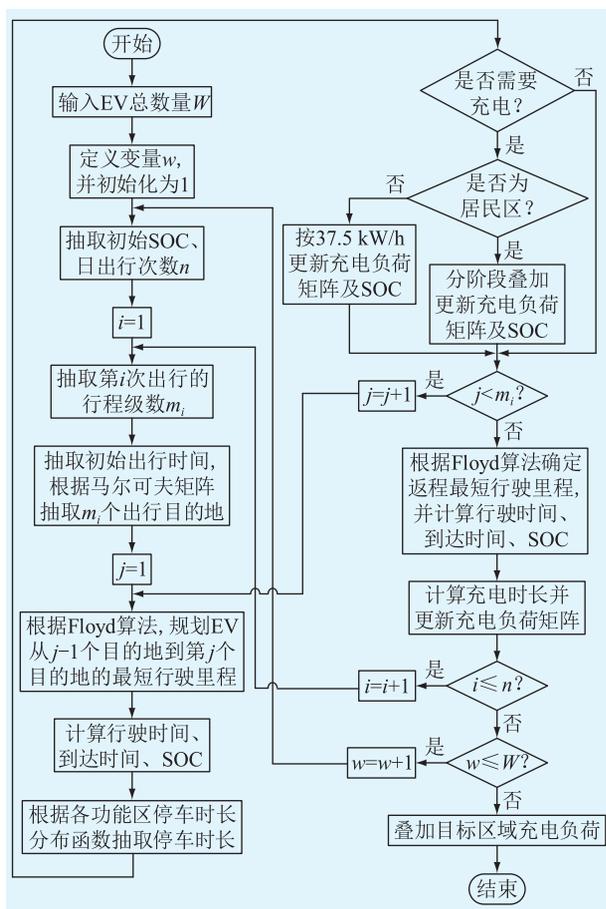


图7 EV 充电需求预测流程

Fig.7 Flow chart of EV charging demand forecasting

- (1) 输入 EV 总数量 W 。
- (2) 定义变量 w 为 EV 在程序中的循环编号, 并初始化为 1。
- (3) 抽取第 w 辆 EV 的初始 SOC、日出行次数 n 。
- (4) 抽取第 w 辆 EV 第 i 次出行时的行程级数 m_i 。
- (5) 根据拟合分布概率函数, 抽取第 w 辆 EV 第 i 次出行的初始出行时间。根据马尔可夫转移矩阵, 抽取此次出行的 m_i 个出行目的地。
- (6) 根据 Floyd 最短路径规划算法, 确定 EV 从第 $j-1$ 个目的地到第 j 个目的地的最短行驶里程, 并根据该里程计算行驶时间、到达时间、SOC。
- (7) 根据各功能区的停车时长分布函数, 抽取第 w 辆 EV 在第 j 个目的地的停车时长。
- (8) 进行充电判断, 若需要充电, 则计算充电时长并更新充电负荷矩阵及 SOC; 若不需要, 则充电负荷矩阵及 SOC 不变。
- (9) 重复步骤 (6) 一步骤 (8), 直至 $j = m_i$ 时结束该循环。

- (10) 按 Floyd 算法, 确定 EV 从第 m_i-1 个目的地返回出发点的最短行驶里程, 并计算行驶时间、到达时间、SOC。
- (11) 计算 EV 在该目的地的充电时长并更新充电时段内的负荷矩阵。
- (12) 重复步骤 (4) 一步骤 (11), 直至 $i > n$ 时结束该循环。
- (13) 重复步骤 (3) 一步骤 (12), 直至 $w > W$ 时结束该循环。
- (14) 根据目标曲线, 累加得到目标区域负荷。

3 算例仿真与结果分析

3.1 算例背景

对模拟的 EV 及 EV 用户做出如下假设: ① 将模拟的 EV 用户设定为私家车用户群体; ② 用户仅在其停车时间内充电, 用户出发去下一个目的地或电池充电完成都会导致充电停止; ③ 所有道路均可双向通行; ④ 所有 EV 在任意停车地点均可以进行充电且不受充电桩的限制; ⑤ EV 用户行驶里程由路径规划模拟。

文中算例基于我国某市的实际地理信息, 将该市的 8 个行政区域分别设为 a 区、b 区、c 区、d 区、e 区、f 区、g 区、h 区, 并对其进行功能区 (居民区、工作区、商业区以及其他区域) 划分。该“路-网”试验区总面积为 6 587.02 km²。根据实际地理信息, 将

该市划分为 191 个功能区,其中,a 区功能区划分示意如图 8 所示。

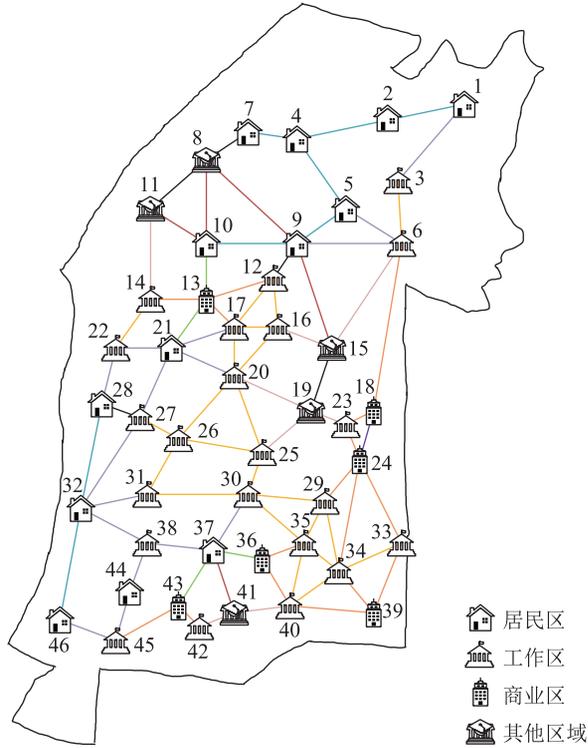


图 8 a 区功能区划分示意

Fig.8 Schematic diagram of functional area division in area a

按照算例背景设定的某市实际汽车保有量,设 EV 总量为 10 万辆,按面积比分布在居民区内。该市居民区、工作区和商业区的占地面积百分比及充电桩数量如表 3 所示。

表 3 某市功能区划分结果

Table 3 Results of functional zoning in a city

功能区类型	充电桩数量	占地面积百分比/%
居民区	89	38.4
工作区	62	46.9
商业区	37	3.7
其他区域	3	11.0
总计	191	100

以 a 区和 b 区的功能区划分结果为例进行分析,如表 4 所示。

表 4 a 区及 b 区功能区划分结果

Table 4 Results of functional zoning in area a and area b

行政区域类型	居民区数量	工作区数量	商业区数量	其他区域数量
a 区	13	22	6	5
b 区	27	10	5	5

由统计结果可知,在 a 区的功能区中,工作区数

量最多;而 b 区的居民区占比达到 57.45%,数量远超工作区和商业区。

3.2 仿真结果

该市总负荷变化及居民区、工作区充电负荷分布规律如图 9 所示。

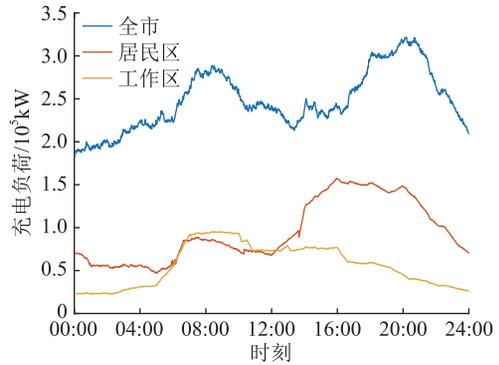


图 9 全市充电负荷预测分布规律

Fig.9 Distribution law of the city's charging load forecast

从负荷变化来看,全市总负荷呈现“双高峰”趋势,并且一天的负荷高峰集中在 08:00 和 22:00 左右。从 00:00 开始,负荷逐步攀升,在 07:00 左右充电功率上升至第一个高峰,持续 2 h 左右后迅速下降 18.41%;而在 13:00—15:00 时间段内,充电负荷需求处于一天中的低谷阶段,经过约 6 h 平稳期后又迅速上升至一天中需求最高峰,为日负荷均值的 1.28 倍,之后又逐渐下降。

对于居民区,一天内的负荷呈现“先波动上升,达到峰值后下降”的变化趋势。特别地,在工作日 19:00—24:00 这个下班时段,居民区的充电需求较大,充电负荷峰值约为谷值的 1.65 倍。

对于工作区,一天内的负荷呈现“先上升,达到峰值后下降”的变化趋势。由于大部分工作时间主要分布在白天,01:00—07:00 负荷处于最低水平,为负荷均值的 0.40 倍。在 06:00 后,工作区的 EV 充电需求随着人们的活动增加而上升,最早在 07:00 达到负荷峰值,这与居民区第一次负荷峰值时间相比,提前了约 10 h。该峰值维持一段时间后于 10:00 左右开始下降。

相对来看,除了 06:00—12:00 之间居民区和工作区的充电负荷曲线接近,其余时间居民区的充电负荷功率总体高于工作区,特别是在 21:00—24:00 之间,居民区充电负荷远远高于工作区负荷,百分比差值高达 134.17%。这与大部分用户晚上下班回家充电的行为相一致。

在工作日和休息日,居民区及工作区的充电负荷如图 10 所示。

由图 10 可知,在居民区,相较于普通工作日,休

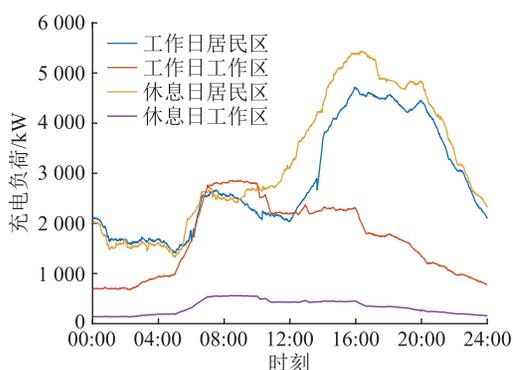


图 10 日充电功率需求

Fig.10 Daily charging power demand

息日的 EV 充电负荷总体显著增加,同比增长 12.34%,但工作日 EV 充电负荷需求峰值基本不变。在工作区,由于工作日与休息日 EV 用户前往工作区的概率相差很大,因此日期属性对 EV 充电负荷需求影响很大,具体表现在工作日负荷均值为休息日负荷均值的 5.12 倍,因此休息日充电需求远低于工作日。

a 区及 b 区的充电负荷变化曲线如图 11 所示。

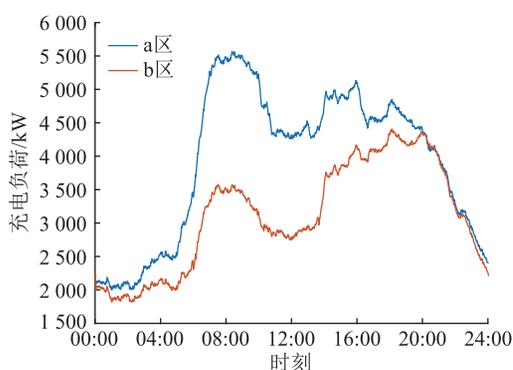


图 11 a 区及 b 区的充电负荷变化曲线

Fig.11 Charging load variation curves of area a and area b

将图 11 的充电负荷变化曲线与图 9 中的全市充电负荷变化曲线对比可知,a 区的充电负荷总曲线变化情况与工作区相似,在 06:00—10:00 时段出现尖峰,之后平缓下降;b 区的充电负荷总曲线变化情况与居民区相似,在波动后于 16:00—23:00 达到尖峰。这与 a 区、b 区的功能区划分结果相一致。

3.3 仿真验证

抽取单辆 EV 的日出行行程如表 5 所示,可知该辆 EV 日出行次数为 2 次,第一次出行的行程级数为 4,第二次出行的出行级数为 3。运用文中算法对该 EV 进行路径规划,规划结果如表 6 所示。经检验,符合最短路径要求。

表 5 EV 路径规划算例背景 (n=2)

Table 5 Background of EV route planning algorithm example (n=2)

出行次序	$g_{i,1}$	$g_{i,2}$	$g_{i,3}$	$g_{i,4}$
i=1	5	12	19	5
i=2	5	13	5	

表 6 EV 路径规划算例验证 (n=2)

Table 6 Verification of EV route planning algorithm example (n=2)

出行次序	出行路径	是否为最短路径
i=1	5—9—12—16—15—19—15—9—5	是
i=2	5—9—12—13—12—9—5	是

在同一工作日下午和统一仿真参数的情况下,采用文中所提方法和文献[17]提出的方法对 EV 充电负荷进行预测并对比,仿真结果如图 12 所示。

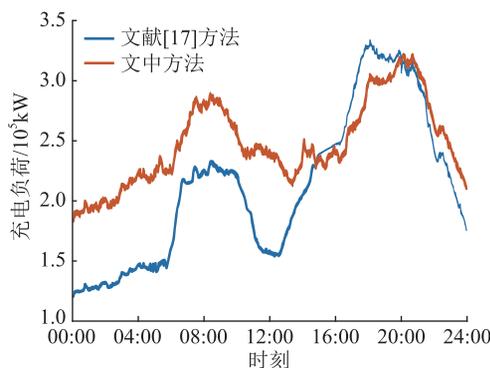


图 12 工作日充电功率

Fig.12 Charging power on weekdays

由图 12 可知,采用文中方法和文献[17]方法预测的充电负荷变化趋势大致相同,同样呈现“先出现小高峰,再出现大高峰,之后下降”的变化趋势。两者的不同之处在于 16:00 之前,采用文中方法预测的变化曲线要高于文献[17]的方法,其原因为工作日 EV 白天在工作区和商业区的充电比例要高于在居民区的充电比例,相比于文献[17],文中考虑了居民区充电桩多为慢充,商业区和工作区充电桩多为快充的情况。同时,文中方法预测的变化曲线的峰谷差较小,其主要原因在于文献[17]中的 EV 用户一天只有一次出行行为,而文中考虑了多出行次数、多行程级数的情况。

4 结论

文中计及 EV、路网、电网等多方因素,提出了一种基于路网融合及出行链理论的 EV 负荷时空特性分析方法,并结合我国某市实际地理信息,按照区域功能特性进行仿真分析。结果表明:

- (1) 基于实际地理信息考虑时空分布的 EV 充

电负荷预测方法结合了功能区划分、图论以及路径规划 Floyd 算法,模拟 EV 用户的出行轨迹,可以有效预测一天内 EV 充电负荷的时空变化规律。

(2) 大规模 EV 充电负荷接入后,充电负荷主要集中在居民区,因此在充电站建设中,应优先考虑居民区充电桩建设。

(3) EV 的出行行为受到不同功能区的影响,在不同功能区中的充电负荷变化规律不同,有着明显的区域特性。如居民区夜间充电负荷峰值最高,持续时间最长,而工作区峰值出现在上午等。功能区占比数量不同时,不同的行政区域所展现的充电负荷变化规律不同,一般变化特性更接近于占比最高的功能区充电负荷变化特性。如 a 区、b 区的充电负荷总变化曲线与占比最高的功能区充电负荷变化曲线相似。

(4) 将 a 区及 b 区算例进行比较可知,不同功能区占比将直接影响该区域的充电负荷变化规律。居民选择错峰充电时,可通过分析区域类型来合理选择充电时间。

参考文献:

- [1] 国务院办公厅. 国务院办公厅关于印发新能源汽车产业发展规划(2021—2035年)的通知[J]. 中华人民共和国国务院公报,2020(31):16-23.
General Office of the State Council. Circular of the general office of the state council on printing and issuing the development plan of new energy automobile industry (2021-2035)[J]. Gazette of the State Council of the People's Republic of China,2020(31):16-23.
- [2] 陈丽丹,张尧, Antonio Figueiredo. 电动汽车充放电负荷预测研究综述[J]. 电力系统自动化,2019,43(10):177-191.
CHEN Lidān, ZHANG Yao, FIGUEIREDO A. Overview of charging and discharging load forecasting for electric vehicles[J]. Automation of Electric Power Systems,2019,43(10):177-191.
- [3] 蔡黎,葛棚丹,代妮娜,等. 电动汽车入网负荷预测及其与电网互动研究进展综述[J]. 智慧电力,2022,50(7):96-103.
CAI Li, GE Pengdan, DAI Nina, et al. Review of research progress on load prediction and grid interaction of electric vehicles[J]. Smart Power,2022,50(7):96-103.
- [4] 李瑶虹,陈良亮,刘卫东,等. 基于用户出行链和调控意愿的城市级私家电动汽车调控能力评估[J]. 电力建设,2021,42(5):100-112.
LI Yaohong, CHEN Liangliang, LIU Weidong, et al. Regulation ability estimation of private EVs at city level considering users' trip chain and regulation willingness[J]. Electric Power Construction,2021,42(5):100-112.
- [5] TAO S, LIAO K Y, XIAO X N, et al. Charging demand for electric vehicle based on stochastic analysis of trip chain[J]. IET Generation, Transmission & Distribution,2016,10(11):2689-2698.
- [6] MU Y F, WU J Z, JENKINS N, et al. A spatial-temporal model for grid impact analysis of plug-in electric vehicles[J]. Applied Energy,2014,114:456-465.
- [7] 陈中,刘艺,陈轩,等. 考虑移动储能特性的电动汽车充放电调度策略[J]. 电力系统自动化,2020,44(2):77-85.
CHEN Zhong, LIU Yi, CHEN Xuan, et al. Charging and discharging dispatching strategy for electric vehicles considering characteristics of mobile energy storage[J]. Automation of Electric Power Systems,2020,44(2):77-85.
- [8] BIAN H H, GUO Z Y, ZHOU C G, et al. Research on orderly charge and discharge strategy of EV based on QPSO algorithm[J]. IEEE Access,2022,10:66430-66448.
- [9] 张美霞,叶睿琦,杨秀,等. 基于多维状态空间 MCMC 充电负荷预测的充电站规划[J]. 电力科学与技术学报,2022,37(4):78-87.
ZHANG Meixia, YE Ruiqi, YANG Xiu, et al. Charging station planning for electric vehicle based on charging load forecast by MCMC method in multi-dimensional state space[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2022,37(4):78-87.
- [10] SU S, HUI Y, NING D, et al. Spatial-temporal distribution model of electric vehicle charging demand based on a dynamic evolution process[C]//2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). Beijing, China. IEEE,2018:1-8.
- [11] XIANG Y, LIU Z P, LIU J C, et al. Integrated traffic-power simulation framework for electric vehicle charging stations based on cellular automaton[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy,2018,6(4):816-820.
- [12] 李晓辉,李磊,刘伟东,等. 基于动态交通信息的电动汽车充电负荷时空分布预测[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(1):117-125.
LI Xiaohui, LI Lei, LIU Weidong, et al. Spatial-temporal distribution prediction of charging load for electric vehicles based on dynamic traffic information[J]. Power System Protection and Control,2020,48(1):117-125.
- [13] 张谦,王众,谭维玉,等. 基于 MDP 随机路径模拟的电动汽车充电负荷时空分布预测[J]. 电力系统自动化,2018,42(20):59-66.
ZHANG Qian, WANG Zhong, TAN Weiyu, et al. Spatial-temporal distribution prediction of charging load for electric vehicle based on MDP random path simulation[J]. Automation of Electric Power Systems,2018,42(20):59-66.
- [14] 程杉,赵子凯,陈诺,等. 计及耦合因素的电动汽车充电负荷时空分布预测[J]. 电力工程技术,2022,41(3):194-201,208.
CHENG Shan, ZHAO Zikai, CHEN Nuo, et al. Prediction of temporal and spatial distribution of electric vehicle charging load considering coupling factors[J]. Electric Power Engineering Technology,2022,41(3):194-201,208.
- [15] 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.
- [16] 牛牧童, 廖凯, 杨健维, 等. 考虑季节特性的多时间尺度电动汽车负荷预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(5): 74-85.
- NIU Mutong, LIAO Kai, YANG Jianwei, et al. Multi-time-scale electric vehicle load forecasting model considering seasonal characteristics[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(5): 74-85.
- [17] 陈丽丹, 张尧, Antonio Figueiredo. 融合多源信息的电动汽车充电负荷预测及其对配电网的影响[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(12): 1-10.
- CHEN Lidian, ZHANG Yao, FIGUEIREDO A. Charging load forecasting of electric vehicles based on multi-source information fusion and its influence on distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(12): 1-10.
- [18] 刘志强, 张谦, 朱熠, 等. 计及车-路-站-网融合的电动汽车充电负荷时空分布预测[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(12): 36-45.
- LIU Zhiqiang, ZHANG Qian, ZHU Yi, et al. Spatial-temporal distribution prediction of charging loads for electric vehicles considering vehicle-road-station-grid integration[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(12): 36-45.
- [19] 董锴, 蔡新雷, 崔艳林, 等. 基于马尔科夫链的电动汽车聚合建模及多模式调频控制策略[J]. 电网技术, 2022, 46(2): 622-634.
- DONG Kai, CAI Xinlei, CUI Yanlin, et al. Aggregation modeling based on Markov chain and multi-mode control strategies of aggregated electric vehicles for frequency regulation[J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 622-634.
- [20] YU Y, NDUKA O S, NAZIR F U, et al. A three-stage stochastic framework for smart electric vehicle charging[J]. IEEE Access, 2023, (11): 655-666.
- [21] 王浩林, 张勇军, 毛海鹏. 基于时空特征变量数据分析的共享汽车充电负荷预测方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(12): 169-175.
- WANG Haolin, ZHANG Yongjun, MAO Haipeng. Charging load prediction method of shared vehicles based on data analysis of spatiotemporal characteristic variables[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(12): 169-175.
- [22] 强浩. 计及无线充电的电动汽车对电网的影响研究[D]. 南京: 东南大学, 2015.
- QIANG Hao. Research on the impacts of EVs involving wireless charging mode on the power grid[D]. Nanjing: Southeast University, 2015.
- [23] 卢少平, 应黎明, 王霞, 等. 基于用户出行模拟的电动汽车快充站负荷预测及其优化调度[J]. 电力建设, 2020, 41(11): 38-48.
- LU Shaoping, YING Liming, WANG Xia, et al. Charging load prediction and optimized scheduling of electric vehicle quick charging station according to user travel simulation[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(11): 38-48.
- [24] 李含玉, 杜兆斌, 陈丽丹, 等. 基于出行模拟的电动汽车充电负荷预测模型及V2G评估[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(21): 88-96.
- LI Hanyu, DU Zhaobin, CHEN Lidian, et al. Trip simulation based charging load forecasting model and vehicle-to-grid evaluation of electric vehicles[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(21): 88-96.
- [25] 李娇, 杨伟. 考虑出行路径决策的电动汽车充电负荷时空预测方法[J]. 电力电容器与无功补偿, 2023, 44(4): 62-71.
- LI Jiao, YANG Wei. Spatial-temporal forecast method of electric vehicles charging load considering decision-making of trip path[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2023, 44(4): 62-71.
- [26] 黄登一, 刘灏, 毕天姝, 等. 基于扰动传播时空相关性的电网扰动事件快速定位方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(6): 2045-2060.
- HUANG Dengyi, LIU Hao, BI Tianshu, et al. A novel method for fast event location based on the temporal and spatial relevance of disturbance propagation[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(6): 2045-2060.
- [27] 杨军亭, 马振祺, 梁鹏霄, 等. 考虑多源互补特性的孤岛供电故障恢复方法[J]. 电力需求侧管理, 2022, 24(3): 22-27.
- YANG Junting, MA Zhenqi, LIANG Pengxiao, et al. Isolated island power supply fault recovery method considering multi-source complementarity[J]. Power Demand Side Management, 2022, 24(3): 22-27.
- [28] MA K, HU X Y, YUE Z Y, et al. Voltage regulation with electric taxi based on dynamic game strategy[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(3): 2413-2426.

作者简介:



沈筱琦

沈筱琦(1998),女,硕士在读,研究方向为电动汽车负荷预测(E-mail: 1015656463@qq.com);

方鑫(1987),男,博士在读,研究方向为电动汽车负荷预测;

谭林林(1986),男,博士,副教授,博士生导师,研究方向为无线电传输技术、智能用电与智能运维技术。

Prediction of spatio-temporal distribution of electric vehicle load based on residential travel simulation

SHEN Xiaoqi¹, FANG Xin¹, TAN Linlin¹, LI Xinguo¹, SUN Jiaqi²

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. School of Software, Southeast University, Suzhou 210018, China)

Abstract: Aiming at the randomness and uncertainty in the spatio-temporal distribution prediction of electric vehicle charging load, a method for electric vehicle load prediction that integrates travel chain theory and actual geographic information is proposed. On the basis of road network integration and travel chain theory, a model for the spatio-temporal characteristics of electric vehicle charging demand is established to simulate the user's travel behavior characteristics. At the same time, by modeling the road network in the target area, dividing it by functional area, combining the user behavior characteristics of travel chain theory with target geographic information, and planning and designing the travel path of electric vehicle users through Floyd algorithm, the electric vehicle charging demand load can be predicted. The results of the case study show that the proposed model can predict the variation of electric vehicle charging load based on actual geographic information, and analyze the charging demand and load characteristics of electric vehicles in different functional areas and different administrative regions. The simulation results validate the effectiveness of the proposed model and method.

Keywords: travel chain; load forecasting; geographic information; charging demand; Floyd algorithm; Markov chain

(编辑 陆海霞)

(上接第 87 页)

Low-carbon dispatching strategy for new energy grid considering carbon capture plant

SHU Zhengyu¹, JIA Kefan¹, LI Huangqiang², YANG Shiyong², YAO Qin², WANG Can¹

(1. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. State Grid Yichang Power Supply Company of Hubei Electric Power Co., Ltd., Yichang 443000, China)

Abstract: Within the context of carbon peaking and neutrality, carbon capture plants can effectively reduce carbon emissions in power systems. Yet, the regular integration of these units for peak shaving in grids harnessing renewable energy tends to hamper system efficiency. Thus, acknowledging the operation and carbon trading mechanism of adaptable carbon capture plants, firstly, the incorporation of pumped storage plants is suggested to aid peak shaving, thereby facilitating wind power utilization, optimizing carbon capture plants for carbon sequestration, and reducing overall system carbon emissions. Then, given the uncertainty following grid-integrated wind power, fuzzy theory is employed to model system power constraints as fuzzy parameters, representing wind power and load. The constraint is transformed into a credibility-based fuzzy chance constraint. This fuzzy chance constraint is clarified by the clear equivalence classes. Prioritizing maximum system net income as the objective function, elements such as unit online revenue, extraction income, carbon trading profits, operational costs, and system security constraints are considered. The carbon capture-pumped storage joint operation model is developed. Finally, the model is solved using CPLEX. Simulation results validate that the integration of pumped storage plant enhances the system's net income by 7.62% and reduces carbon emissions by 7.01%, reflecting a balanced consideration of both economic and environmental aspects.

Keywords: pumped storage; carbon capture units; carbon trading proceeds; fuzzy chance constraints; clear equivalence classes; low-carbon economic dispatching

(编辑 钱悦)