



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115691140 B

(45) 授权公告日 2023.08.15

(21) 申请号 202211364256.1

(22) 申请日 2022.11.02

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 115691140 A

(43) 申请公布日 2023.02.03

(73) 专利权人 东南大学
地址 210096 江苏省南京市玄武区新街口
街道四牌楼2号
专利权人 国网天津市电力公司
国家电网有限公司

(72) 发明人 高山 黄学良 刘晓楠 侯佳欣
姚婉蕾 于子韵 赵欣 刘宇
张志强 魏立勇 陈天恒 祖国强
赵越 范须露 刘伟东 王浩鸣
戚艳 路菲 宁琦 张明凯
杨国朝 张智达

(74) 专利代理机构 北京同辉知识产权代理事务
所(普通合伙) 11357
专利代理师 张恩慧

(51) Int.Cl.

G08G 1/01 (2006.01)

G08G 1/0968 (2006.01)

G06F 16/906 (2019.01)

G06F 16/9537 (2019.01)

G06F 30/20 (2020.01)

(56) 对比文件

CN 109447410 A, 2019.03.08

CN 114676885 A, 2022.06.28

CN 107945510 A, 2018.04.20

CN 110363332 A, 2019.10.22

CN 112498164 A, 2021.03.16

CN 111383452 A, 2020.07.07

CN 107704963 A, 2018.02.16

CN 112488369 A, 2021.03.12

KR 20160037308 A, 2016.04.06

IN 201627023742 A, 2016.08.26

审查员 张渊博

权利要求书3页 说明书9页 附图4页

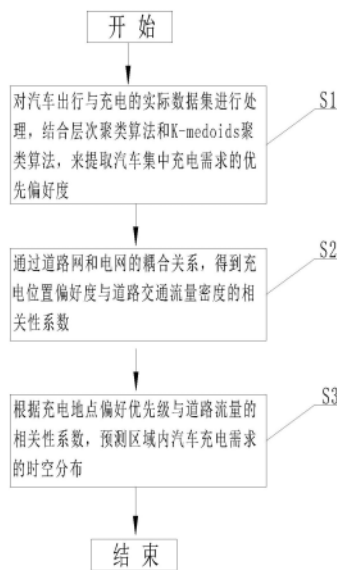
(54) 发明名称

一种汽车充电需求时空分布的分析与预测方法

(57) 摘要

本申请公开一种汽车充电需求时空分布的分析与预测方法,属于电力系统运行与规划技术领域;方法包括:对汽车出行与充电的实际数据集进行处理,结合层次聚类算法和K-medoids聚类算法,来提取汽车集中充电需求的优先偏好度;通过道路网和电网的耦合关系,得到充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数;根据充电地点偏好优先级与道路流量的相关性,预测区域内汽车充电需求的时空分布;通过分析道路交通流密度和用户充电偏好路段的相关性系数,可以在仿真预测中引导每一辆有充电需求的车辆进入与之相关性最高的路段进行充电,在准确反映用户充电偏好特性的同时又不至于使抽

样模拟道路分配的过程过于繁琐。



1. 一种汽车充电需求时空分布的分析与预测方法,其特征在于,包括以下步骤:

对汽车出行与充电的实际数据集进行处理,结合层次聚类算法和K-medoids聚类算法,来提取汽车集中充电需求的优先偏好度;

通过道路网和电网的耦合关系,得到充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数;

根据充电地点偏好优先级与道路流量的相关性系数,预测区域内汽车充电需求的时空分布;

提取汽车集中充电需求的优先偏好度的步骤包括:

S11,针对包含汽车用户信息的汽车充电数据,去除数据空记录,并提取充电地点有效经纬度坐标数据和充电功率数据;

S12,将S11中得到的经纬度坐标数据和充电功率数据作为两个独立数据集,输入为层次聚类的 $n * 1$ 初始化矩阵,以球面距离为相异度测量方法计算得到各行向量间的距离矩阵;再根据层次聚类树中的最大类间距离确定最佳聚类中心数k,得到聚类中心范围内的样本集合;

S13,将层次聚类结果作为K-medoids聚类的输入,设置迭代次数阈值m,根据S12步骤得到的聚类个数初始值k和聚类中心样本集合选取初始聚类中心Q;将K-medoids算法的每次运行结果作为凝聚层次聚类中的输入,返回步骤S12,得到最佳聚类数和初始聚类中心;

S14,输出聚类结果,计算每个聚类的熵,定义为汽车集中充电需求的优先偏好指数;

所述S12中,以球面距离为相异度测量方法计算得到各行向量间的距离矩阵的公式为:

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \omega_{ij} \nu(P_i, P_j) \quad (1)$$

$$\nu(P_i, P_j) = \arccos\left(\sin(x_{P_i}) \sin(x_{P_j}) + \cos(x_{P_i}) \cos(x_{P_j}) \cos(y_{P_i} - y_{P_j})\right) \times R \quad (2)$$

其中, J 表示对象坐标 P_i 与 P_j 之间的距离, ω_{ij} 为对象权重, N 为对象集合, $\nu(P_i, P_j)$ 表示对象 P_i 和 P_j 在属性集合内的距离, $x_{P_i}, y_{P_i}, x_{P_j}, y_{P_j}$ 分别为计算两点间相似度的纬度与经度的弧度单位; R 为地球半径;

所述S14中,计算每个聚类的熵的公式为:

$$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_i} \quad (3)$$

$$e_i = -\sum_{j=1}^k P_{ij} \log_2 P_{ij} \quad (4)$$

其中, P_{ij} 为每个聚类 i 中的聚类点纯度,其中 N_i 代表类中聚类点总个数, N_{ij} 表示第 j 个聚类簇中聚类样本个数; e_i 每个聚类簇的熵,其中 i 是聚类的个数($i=1 \cdots k$);

充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数的获取步骤为:

S21,在每个时间周期T内,通过道路交通平台得到各充电路段主要交通路口的每日车

流量,采用TTI方法计算道路流量指数,建立时序的道路交通流模型,根据交通流量密度定义城市道路等级;

S22,针对路段等级权重及汽车集中充电需求优先指数这两个随机变量,并定义其样本协方差,通过计算样本协方差来判断变量相关性方向;

S23,通过计算Spearman等级相关系数得到充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数;

S24,根据相关性系数,确定汽车用户出行路径中在道路网选择充电节点的优先级顺序;

交通流量密度的具体计算公式如下:

$$I_{\text{traffic}} = \frac{\sum_{i=1}^{N'} \frac{L_i}{V_i} \times W_i}{\sum_{i=1}^{N'} \frac{L_i}{V_{\text{free},i}} \times W_i} \quad (5)$$

其中, N' 为城市内道路交通拓扑总路段数; V_i 为实时道路交通流速, L_i 为交通路段长度, W_i 为路段等级权重; $V_{\text{free},i}$ 为交通路段的自由流速度;

所述S23中,充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数计算公式如下:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^{n'} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n'} (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n'} (y_i - \bar{y})^2}} \quad (7)$$

上式中, n' 表示样本容量个数, x_i, y_i 为矩阵X和Y中的元素, \bar{x}, \bar{y} 分别为变量X和Y的样本均值。

2.根据权利要求1所述的一种汽车充电需求时空分布的分析与预测方法,其特征在于,所述S22中,样本方差的定义为:

$$\text{cov}(X, Y) = E(X) - E(X)E(Y) \quad (6)。$$

3.根据权利要求1所述的一种汽车充电需求时空分布的分析与预测方法,其特征在于,预测区域内汽车充电需求的时空分布的具体步骤包括:

S31,对汽车用户开始出行时间与起始地点建立概率分布模型,建立OD矩阵来表示车辆出行起止地点间所有可能路径;

S32,建立汽车SOC状态模型,设置车辆电池电量达到充电条件的阈值,作为Monte Carlo模拟仿真的概率抽样数据输入;

S33,对当前模拟的车辆,随机抽取出发时间、出发地点和起始SOC状态;

S34,以最短路程为目标,利用Floyd方法动态规划汽车用户出行路径;

S35,对当前抽样车辆在路网中位置进行模拟仿真并计算SOC消耗状态;

S36,判断步骤S35中当前车辆的剩余电量是否低于充电条件阈值;若是,则根据步骤S23得出道路交通流量密度与充电位置偏好度的相关性系数,将当前位置更新为出行起始

位置,与出行目的地构成一对OD矩阵,修改初始规划路径来为车辆重新寻找合适的充电站路线;若否,则保持原出行路线继续行驶,返回步骤S35;

S37,计算需要充电车辆的出行起始时刻和SOC状态;

S38,计算该汽车电池的充电需量,得到汽车单体的充电负荷,并将所有蒙特卡洛抽样对象的充电负荷累加得到充电站的时序负荷曲线;

S39,程序判断是否是蒙特卡洛模拟中最后一辆抽样车辆;若是,则结束仿真;若否,则返回步骤S33。

4.根据权利要求3所述的一种汽车充电需求时空分布的分析与预测方法,其特征在于,所述OD矩阵为:

$$Origin_D = \begin{pmatrix} T_{11} & T_{12} & \cdots & T_{1n} \\ T_{21} & T_{22} & \cdots & T_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ T_{n1} & T_{n2} & \cdots & T_{nn} \end{pmatrix} \quad (8)$$

其中,n为城市区域内交通路段总数,T表示城市任意两区域间连接路段的总交通发生量;

上述OD矩阵可通过道路交通流量密度反推得知,具体过程如式(9)所示:

$$\begin{cases} \min E = \sum_{r=1}^{R'} \left(\sum_{O_i}^m \sum_{D_j}^{n''} T_{O_i D_j} P_{(O_i, D_j)} - I_{traffic} \right) \\ s.t. T_{O_i D_j} \geq 0, \forall O_i, D_j \end{cases} \quad (9)$$

式中,E为所有城市路段交通流量密度的估计误差平方和; $T_{O_i D_j}$ 为OD矩阵中所有待求元素; $I_{traffic}$ 为道路交通流量; R' 为区域路段总数; m 和 n'' 分别表示用户出发点和目的地区域数; $P_{(O_i, D_j)}$ 表示用来描述汽车用户道路选择过程的状态转移概率,是指从区域 O_i 出发到达 D_j 的路径上经过路段r的概率。

一种汽车充电需求时空分布的分析与预测方法

技术领域

[0001] 本申请属于电力系统运行与规划技术领域,具体涉及一种汽车充电需求时空分布的分析与预测方法。

背景技术

[0002] 电动汽车的规模化接入会对城市电网的运行特征产生显著的影响,城市电网也面临着交通道路网与城市电网协同耦合运行的新局面。电动汽车受交通道路影响具有空间上的随机性和不确定性,同时又具有电池的本质属性,其潜在的充电需求可能导致区域配电系统过负荷以及线路局部阻塞,影响用户端电能质量。为了更好的提升城市配电网供电质量和运行水平,需要对电动汽车集群的充电需求时空特性进行分析和预测。

[0003] 电动汽车充电需求分析可以分为两个方面:(1)基于用户行为形成出行概率和停车充电概率模型进行分析,此类研究依赖各类概率密度分布模型和算法,对用户实际行为的表征可能不准确;(2)基于电动汽车用户出行全轨迹数据进行分析,通过对大量真实数据进行聚类分析,提取用户停车充电偏好模式并分析其特征。在充电需求预测方面目前大都在建立在城市功能分区的基础上,考虑用户路线选择、充电行为、道路交通状况等因素再通过Monte Carlo(蒙特卡洛)的方法进行模拟预测,此类研究在城市规划阶段具有一定的意义,但尚不能准确反映用户的实际出行行为和停车充电需求。

[0004] 目前常用的传统聚类算法包括基于位置划分的K-means(K均值)算法、基于密度的DBSCAN(具有噪声的基于密度的聚类)算法和基于模型的GMM(高斯混合模型)算法。这些算法应用于分析电动汽车用户出行全轨迹数据时仍存在问题:(1)K-means算法作为无监督的聚类算法,其最典型特点是需要事先给出聚类数目,在面对海量样本数据且没有实际场景参考的情况下,很难给出初始聚类数目,从而影响聚类效果的稳定性和准确性;(2)上述聚类算法中通常使用欧式距离、马氏距离等作为聚类的相似度量准则,针对GPS坐标数据使用此类度量标准可能忽略不同坐标系之间的转换误差,产生错误的聚类结果。

发明内容

[0005] 针对现有技术的不足,本申请的目的在于提供一种汽车充电需求时空分布的分析与预测方法,能够准确反映用户的实际出行行为和停车充电需求。

[0006] 本申请的目的是可以通过以下技术方案实现:

[0007] 一种汽车充电需求时空分布的分析与预测方法,包括以下步骤:

[0008] S1,对汽车出行与充电的实际数据集进行处理,结合层次聚类算法和K-medoids(K-中心点聚类)聚类算法,来提取汽车集中充电需求的优先偏好度;

[0009] S2,通过道路网和电网的耦合关系,得到充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数;

[0010] S3,根据充电地点偏好优先级与道路流量的相关性,预测区域内汽车充电需求的时空分布。

[0011] 进一步地,所述S1中,提取汽车集中充电需求的优先偏好度的步骤包括:

[0012] S11,针对包含汽车用户信息的汽车充电数据,去除数据空记录,并提取充电地点有效经纬度坐标数据和充电功率数据;

[0013] S12,将S11中得到的经纬度坐标数据和充电功率数据作为两个独立数据集,输入为层次聚类的 $n \times 1$ 初始化矩阵,以球面距离为相异度测量方法计算得到各行向量间的距离矩阵;再根据层次聚类树中的最大类间距离确定最佳聚类中心数 k ,得到聚类中心范围内的样本集合;

[0014] S13,将层次聚类结果作为K-medoids聚类的输入,设置迭代次数阈值 m ,根据S12步骤得到的聚类个数初始值 k 和聚类中心样本集合选取初始聚类中心 Q ;将K-medoids算法的每次运行结果作为凝聚层次聚类中的输入,返回步骤S12,得到最佳聚类数和初始聚类中心;

[0015] S14,输出聚类结果,计算每个聚类的熵,定义为汽车集中充电需求的优先偏好指数。

[0016] 进一步地,所述S12中,以球面距离为相异度测量方法计算得到各行向量间的距离矩阵的公式为:

$$[0017] \quad J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \omega_{ij} v(P_i, P_j) \quad (1)$$

$$[0018] \quad v(P_i, P_j) = \arccos \left(\sin(x_{P_i}) \sin(x_{P_j}) + \cos(x_{P_i}) \cos(x_{P_j}) \cos(y_{P_i} - y_{P_j}) \right) \times R \quad (2)$$

[0019] 其中, J 表示对象坐标 P_i 与 P_j 之间的距离, ω_{ij} 为对象权重, N 为对象集合, $v(P_i, P_j)$ 表示对象 P_i 和 P_j 在属性集合内的距离, $x_{P_i}, y_{P_i}, x_{P_j}, y_{P_j}$ 分别为计算两点间相似度的纬度与经度的弧度单位; R 为地球半径。

[0020] 进一步地,所述S14中,计算每个聚类的熵的公式为:

$$[0021] \quad P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_i} \quad (3)$$

$$[0022] \quad e_i = - \sum_{j=1}^k P_{ij} \log_2 P_{ij} \quad (4)$$

[0023] 其中, P_{ij} 为每个聚类 i 中的聚类点纯度,其中 N_i 代表类中聚类点总个数, N_{ij} 表示第 j 个聚类簇中聚类样本个数; e_i 每个聚类簇的熵,其中 i 是聚类的个数($i=1 \cdots k$)。

[0024] 进一步地,所述S2中,充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数的获取步骤为:

[0025] S21,在每个时间周期 T 内,通过道路交通平台得到各充电路段主要交通路口的每日车流量,采用TTI方法计算道路流量指数,建立时序的道路交通流模型,根据交通流量密度定义城市道路等级;

[0026] S22,针对路段等级权重及汽车集中充电需求优先指数这两个随机变量,并定义其样本协方差,通过计算样本协方差从来判断变量相关性方向;

[0027] S23,通过计算Spearman等级相关系数得到充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数;

[0028] S24,根据相关性系数,确定汽车用户出行路径中在道路网选择充电节点的优先级顺序。

[0029] 进一步地,所述S21中,交通流量密度的具体计算公式如下:

$$I_{\text{traffic}} = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{L_i}{V_i} \times W_i}{\sum_{i=1}^N \frac{L_i}{V_{\text{free},i}} \times W_i} \quad (5)$$

[0031] 其中,N为城市内道路交通拓扑总路段数; V_i 为实时道路交通流速, L_i 为交通路段长度, W_i 为路段等级权重; $V_{\text{free},i}$ 为交通路段的自由流速度。

[0032] 进一步地,所述S22中,样本方差的定义为:

$$\text{cov}(X, Y) = E(X) \cdot E(Y) \quad (6)$$

[0034] 进一步地,所述S23中,充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数计算公式如下:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (7)$$

[0036] 上式中,n表示样本容量个数, x_i, y_i 为矩阵X和Y中的元素, \bar{x}, \bar{y} 分别为变量X和Y的样本均值。

[0037] 进一步地,所述S3中,预测区域内汽车充电需求的时空分布的具体步骤包括:

[0038] S31,对汽车用户开始出行时间与起始地点建立概率分布模型,建立OD矩阵来表示车辆出行起止地点间所有可能路径:

[0039] S32,建立汽车SOC状态模型,设置车辆电池电量达到充电条件的阈值,作为Monte Carlo模拟仿真的概率抽样数据输入;

[0040] S33,对当前模拟的车辆,随机抽取出发时间、出发地点和起始SOC状态;

[0041] S34,以最短路程为目标,利用Floyd方法动态规划汽车用户出行路径;

[0042] S35,对当前抽样车辆在路网中位置进行模拟仿真并计算SOC消耗状态;

[0043] S36,判断步骤S35中当前车辆的剩余电量是否低于充电条件阈值;若是,则根据步骤S23得出道路交通流量密度与充电位置偏好度的相关性系数,将当前位置更新为出行起始位置,与出行目的地构成一对OD矩阵,修改初始规划路径来为车辆重新寻找合适的充电路线;若否,则保持原出行路线继续行驶,返回步骤S35;

[0044] S37,计算需要充电车辆的出行起始时刻和SOC状态;

[0045] S38,计算该汽车电池的充电需量,得到汽车单体的充电负荷,并将所有蒙特卡洛抽样对象的充电负荷累加得到充电站的时序负荷曲线;

[0046] S39,程序判断是否是蒙特卡洛模拟中最后一辆抽样车辆;若是,则结束仿真;若否,则返回步骤S33。

[0047] 进一步地,所述OD矩阵为:

$$[0048] \quad Origin_D = \begin{pmatrix} T_{11} & T_{12} & \cdots & T_{1n} \\ T_{21} & T_{22} & \cdots & T_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ T_{n1} & T_{n2} & \cdots & T_{nn} \end{pmatrix} \quad (8)$$

[0049] 其中,n为城市区域内交通路段总数,T表示城市任意两区域间连接路段的总交通发生量;

[0050] 上述OD矩阵可通过道路交通流量密度反推得知,具体过程如式(9)所示:

$$[0051] \quad \begin{cases} \min E = \sum_{r=1}^R \left(\sum_{O_i}^m \sum_{D_j}^n T_{O_i D_j} P_{(O_i, D_j)} - I_{traffic} \right) \\ s.t. \quad T_{O_i D_j} \geq 0, \quad \forall O_i, D_j \end{cases} \quad (9)$$

[0052] 式中,E为所有城市路段交通流量密度的估计误差平方和; $T_{O_i D_j}$ 为OD矩阵中所有待求元素; $I_{traffic}$ 为道路交通流量;R为区域路段总数;m和n分别表示用户出发点和目的地区域数; $P_{(O_i, D_j)}$ 表示用来描述汽车用户道路选择过程的状态转移概率,是指从区域 O_i 出发到达 D_j 的路径上经过路段r的概率。

[0053] 本申请的有益效果:

[0054] 1) 利用多阶段聚类方法分析汽车用户实际充电需求的时空特征,可以避免大规模样本数据集中聚类时人工设置不精确导致的聚类有效性下降,同时大幅减少后续的检验工作量;

[0055] 2) 通过分析道路交通流密度和用户充电偏好路段的相关性系数,可以在仿真预测中引导每一辆有充电需求的车辆进入与之相关性最高的路段进行充电,在准确反映用户充电偏好特性的同时又不至于使抽样模拟道路分配的过程过于繁琐。

附图说明

[0056] 为了更清楚地说明本申请实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0057] 图1是本申请的分析与预测方法整体流程图;

[0058] 图2是本申请提供的S1的多阶段聚类算法流程图;

[0059] 图3是本申请实施例提供的层次聚类树示意图;

[0060] 图4是本申请提供的S3的Monte Carlo仿真流程图;

[0061] 图5是本申请提供的S3中改进Floyd法工作流程图。

具体实施方式

[0062] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于

本申请中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其它实施例,都属于本申请保护的范围。

[0063] 如图1所示,一种汽车充电需求时空分布的分析与预测方法包括以下步骤:

[0064] S1,对汽车出行与充电的实际数据集进行处理,利用多阶段聚类方法提取汽车集中充电需求的优先偏好度;

[0065] 针对目前常用聚类方法中存在的聚类中心难以确定、算法复杂度高等问题,本申请中结合层次聚类算法和K-medoids聚类算法,提出一种多阶段聚类方法,用来进一步得到汽车集中充电需求的优先偏好指数;如图2所示,提取优先偏好度的具体步骤包括:

[0066] S11,数据预处理;针对大量包含汽车用户停留信息的汽车充电数据,查看是否存在缺失值,去除数据空记录,并根据数据对象类型设置筛选条件,提取充电地点有效经纬度坐标数据和充电功率数据。

[0067] S12,层次聚类;将S11所述数据预处理得到的充电地点经纬度坐标数据和充电功率数据作为两个独立数据集,输入为层次聚类的 $n \times 1$ 初始化矩阵,以球面距离为相异度测量方法计算得到各行向量间的距离矩阵,计算公式为:

$$[0068] \quad J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \omega_{ij} v(P_i, P_j) \quad (1)$$

[0069] 其中,J表示对象坐标 P_i 与 P_j 之间的距离, ω_{ij} 为对象权重,N为对象集合, $v(P_i, P_j)$ 表示对象 P_i 和 P_j 在属性集合内的距离,计算公式为:

$$[0070] \quad v(P_i, P_j) = \arccos\left(\sin(x_{P_i})\sin(x_{P_j}) + \cos(x_{P_i})\cos(x_{P_j})\cos(y_{P_i} - y_{P_j})\right) \times R \quad (2)$$

[0071] 其中, $x_{P_i}, y_{P_i}, x_{P_j}, y_{P_j}$ 分别为计算两点间相似度的纬度与经度的弧度单位;R为地球半径,取6378.1km;

[0072] 再根据层次聚类树中的最大类间距离确定最佳聚类中心数k,得到如图3所示聚类中心范围内的样本集合{cluster|cluster(1),...,cluster(k)}。

[0073] S13,K-medoids聚类:将层次聚类结果作为K-medoids聚类的输入,设置迭代次数阈值m,根据S12步骤得到的聚类个数初始值k和聚类中心样本集合选取初始聚类中心Q;将K-medoids算法的每次运行结果作为凝聚层次聚类中的输入,返回步骤S12,得到最佳聚类数和初始聚类中心;

[0074] S14,输出汽车充电需求优先偏好指数结果,结合城市GIS图对汽车充电需求时空分布特征提取的结果进行可视化表征;

[0075] 本申请中通过公式(3)和(4)对S13得到的聚类结果进行外部评价,计算每个聚类的熵定义为汽车集中充电需求的优先偏好指数:

$$[0076] \quad P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_i} \quad (3)$$

$$[0077] \quad e_i = -\sum_{j=1}^k P_{ij} \log_2 P_{ij} \quad (4)$$

[0078] P_{ij} 为每个聚类i中的聚类点纯度,其中 N_i 代表类中聚类点总个数, N_{ij} 表示第j个聚类簇中聚类样本个数; e_i 每个聚类簇的熵,其中i是聚类的个数($i=1 \cdots k$);

[0079] 通过样本的最大类间距离来确定最佳聚类中心数和初始聚类中心,是将数据本身特征作为判断依据,减少了人工设置不精确导致的聚类效果降低。

[0080] S2,通过道路网和电网的耦合关系,得到充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数;具体步骤为:

[0081] S21,在每个时间周期T内,通过道路交通平台得到各充电路段主要交通路口的每日车流量,采用行程时间指数(TTI)方法计算道路流量指数,建立时序的道路交通流模型,根据交通流量密度定义城市道路等级;

[0082] 交通流量密度的具体计算方法如下:

$$I_{\text{traffic}} = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{L_i}{V_i} \times W_i}{\sum_{i=1}^N \frac{L_i}{V_{\text{free},i}} \times W_i} \quad (5)$$

[0084] 其中,N为城市内道路交通拓扑总路段数; V_i 为实时道路交通流速, L_i 为交通路段长度, W_i 为路段等级权重; $V_{\text{free},i}$ 为交通路段的自由流速度;

[0085] S22,针对路段等级权重及汽车集中充电需求优先指数这两个随机变量,并定义其样本协方差如公式(6),通过计算样本协方差来判断变量相关性方向;

$$\text{cov}(X, Y) = E(X) - E(X)E(Y) \quad (6)$$

[0087] S23,根据斯皮尔曼(Spearman)相关系数总结两个数据样本的关系强度,检验S22步骤相关性判断,同时分析汽车集群充电需求与道路交通流量间的变量关系;计算Spearman等级相关系数得到充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数 $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_1\}$,具体计算过程按照公式(7)所示:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (7)$$

[0089] 上式中,n表示样本容量个数, x_i, y_i 为矩阵X和Y中的元素,x,y分别为变量X和Y的样本均值;

[0090] S24、根据相关性系数,确定汽车用户出行路径中在道路交通网选择充电节点的优先级顺序。

[0091] 本申请考虑城市电网和交通道路网的耦合关系,采用TTI法计算道路交通流量密度,并根据当前城市内汽车用户的出行现状和城市各功能区交通出行分布量通过增长系数法预测未来城市功能区的出行分布;由于增长系数法不能反映各功能区之间汽车用户出行目的和道路等级等因素,本申请中通过TTI道路交通流密度来反映城市道路等级对用户出行分布的影响,进一步提出充电需求优先偏好度与交通流密度的相关系数的分析方法来反映城市道路等级对汽车用户充电行为的影响;

[0092] 此外,本申请还考虑了城市道路交通流量和汽车集群充电需求的变量关系,对上述两个随机变量进行相关性分析,通过计算样本协方差判断变量相关性方向。由于协方差矩阵要求样本数据都符合高斯或者类高斯分布,但两个随机变量间可能存在非线性关系,

且样本数据可能不符合高斯或类高斯分布,因此本申请进一步利用Spearman相关系数检验变量相关性并计算等级关系系数,从而得到变量相关性的数学解释。

[0093] S3,根据充电地点偏好优先级与道路流量的相关性,预测区域内汽车充电需求的时空分布;具体步骤包括:

[0094] S31,对汽车用户开始出行时间与起始地点建立概率分布模型,建立如式(8)所示的OD矩阵来表示车辆出行起止地点间所有可能路径:

$$[0095] \quad Origin_D = \begin{pmatrix} T_{11} & T_{12} & \cdots & T_{1n} \\ T_{21} & T_{22} & \cdots & T_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ T_{n1} & T_{n2} & \cdots & T_{nn} \end{pmatrix} \quad (8)$$

[0096] 其中,n为城市区域内交通路段总数,T表示城市任意两区域间连接路段的总交通发生量;

[0097] 上述OD矩阵可通过道路交通流量密度反推得知,具体过程如式(9)所示:

$$[0098] \quad \begin{cases} \min E = \sum_{r=1}^R \left(\sum_{O_i} \sum_{D_j} T_{O_i D_j} P_{(O_i, D_j)} - I_{traffic} \right) \\ s.t. \quad T_{O_i D_j} \geq 0, \quad \forall O_i, D_j \end{cases} \quad (9)$$

[0099] 式中,E为所有城市路段交通流量密度的估计误差平方和; $T_{O_i D_j}$ 为OD矩阵中所有待求元素; $I_{traffic}$ 为道路交通流量;R为区域路段总数;m和n分别表示用户出发点和目的地区域数;

[0100] 用如下条件概率来表示离散的马尔可夫过程:

$$[0101] \quad P(O_i \rightarrow D_i) = P(O_i | D_i) = P_{(O_i, D_i)}; \quad (10)$$

[0102] 其中 $P_{(O_i, D_j)}$ 表示用来描述汽车用户道路选择过程的状态转移概率,是指从区域 O_i 出发到达 D_j 的路径上经过路段r的概率,可通过居民出行调研统计数据获得;

[0103] S32,建立汽车SOC状态模型,设置车辆电池电量达到充电条件的阈值,作为Monte Carlo模拟仿真的概率抽样数据输入;

[0104] S33,如图4所示的Monte Carlo模拟仿真流程图,对当前模拟的车辆,随机抽取出发时间、出发地点和起始SOC状态;上述抽样参数可以通过居民出行调研统计数据建立概率密度分布模型获得;

[0105] S34,以最短路程为目标,利用Floyd(弗洛伊德)方法动态规划汽车用户出行路径,Floyd(弗洛伊德)方法流程图如图5所示;

[0106] S35,对当前抽样车辆在路网中位置进行模拟仿真并计算SOC消耗状态;

[0107] S36,判断步骤S35中当前车辆的剩余电量是否低于充电条件阈值;若是,则根据步骤S23得出道路交通流量密度与充电位置偏好度的相关性系数,将当前位置更新为出行起始位置,与出行目的地构成一对OD矩阵,修改初始规划路径来为车辆重新寻找合适的充电

站路线;若否,则保持原出行路线继续行驶,返回步骤S35;

[0108] S37,计算需要充电车辆的出行起始时刻和SOC状态;

[0109] S38,计算该汽车电池的充电需量,得到汽车单体的充电负荷,并将所有蒙特卡洛抽样对象的充电负荷累加得到充电站的时序负荷曲线;

[0110] S39,程序判断是否是蒙特卡洛模拟中最后一辆抽样车辆;若是,则结束仿真;若否,则返回步骤S33。

[0111] 一种汽车充电需求时空分布的分析与预测系统,包括数据处理模块、相关性系数计算模块以及分析预测模块;

[0112] 其中,数据处理模块:对汽车出行与充电的实际数据集进行处理,结合层次聚类算法和K-medoids聚类算法,来提取汽车集中充电需求的优先偏好度;

[0113] 相关性系数计算模块:通过道路网和电网的耦合关系,得到充电位置偏好度与道路交通流量密度的相关性系数;

[0114] 分析预测模块:根据充电地点偏好优先级与道路流量的相关性系数,预测区域内汽车充电需求的时空分布。

[0115] 本领域内的技术人员应明白,本申请的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本申请可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。本申请实施例中的方案可以采用各种计算机语言实现,例如,面向对象的程序设计语言Java和直译式脚本语言JavaScript等。

[0116] 本申请是参照根据本申请实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0117] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0118] 尽管已描述了本申请的优选实施例,但本领域内的技术人员一旦得知了基本创造性概念,则可对这些实施例作出另外的变更和修改。所以,所附权利要求意欲解释为包括优选实施例以及落入本申请范围的所有变更和修改。

[0119] 显然,本领域的技术人员可以对本申请进行各种改动和变型而不脱离本申请的精神和范围。这样,倘若本申请的这些修改和变型属于本申请权利要求及其等同技术的范围

之内,则本申请也意图包含这些改动和变型在内。

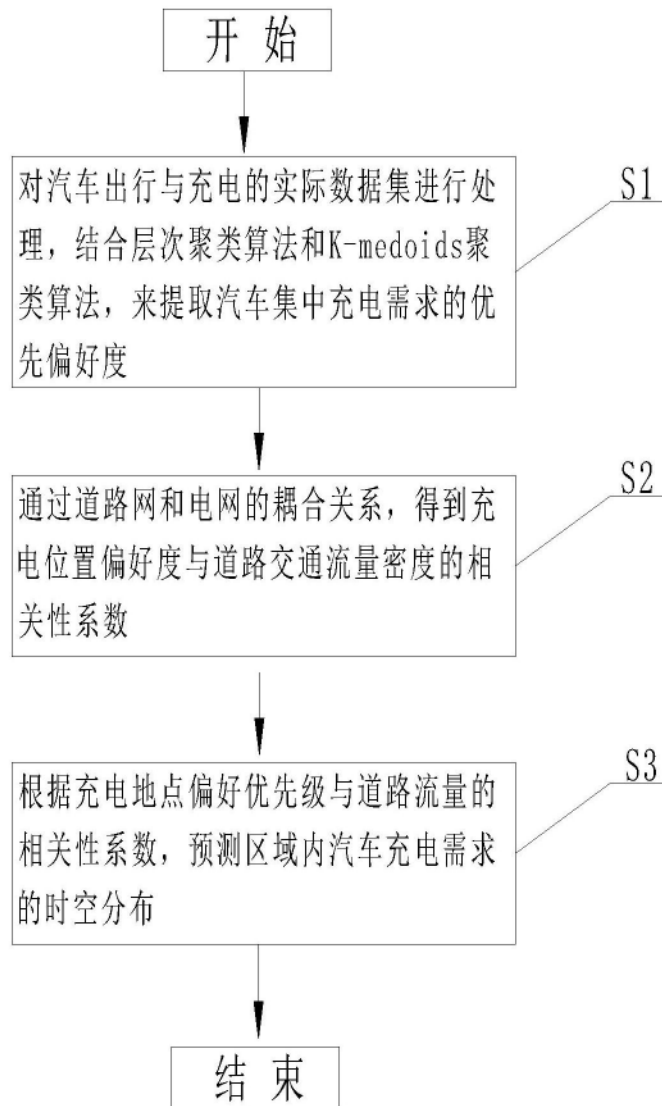


图1

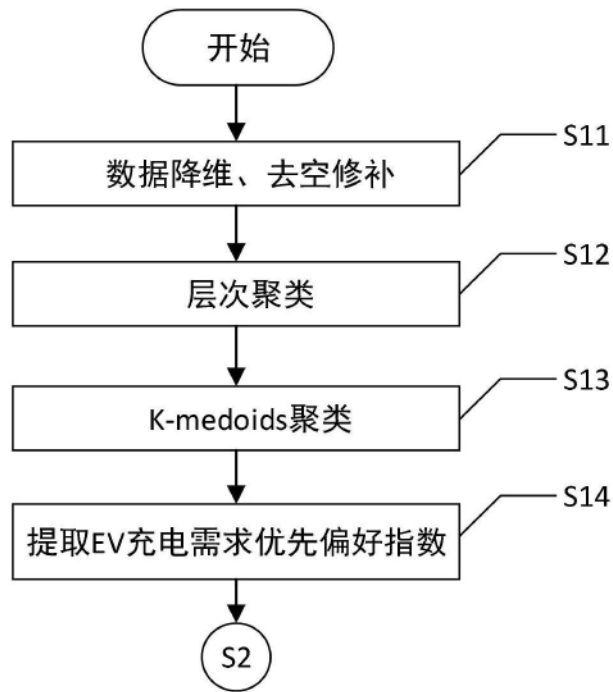


图2

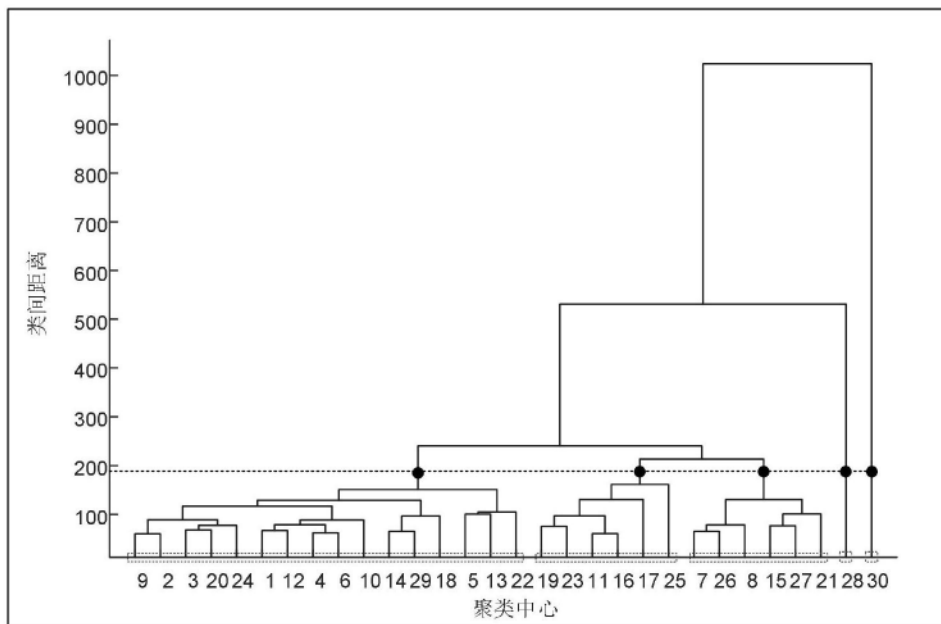


图3

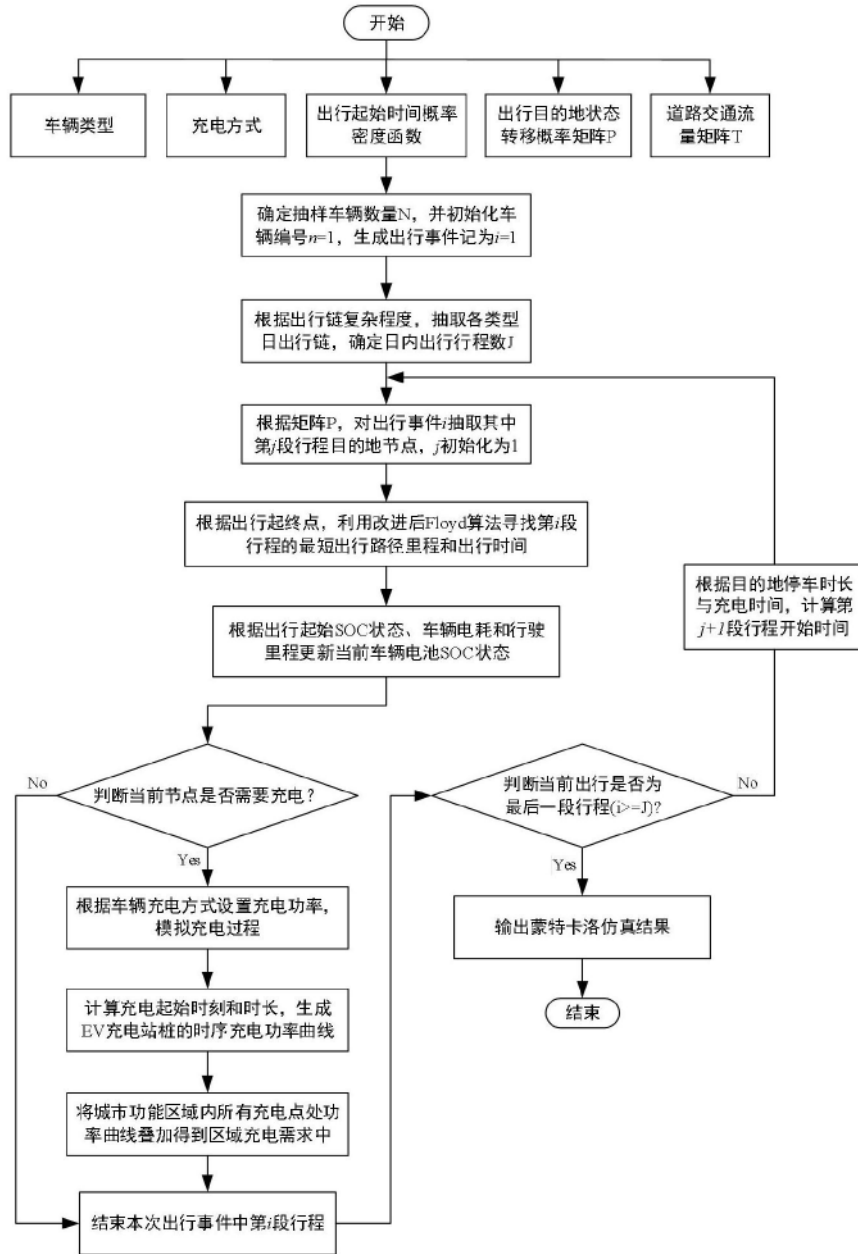


图4

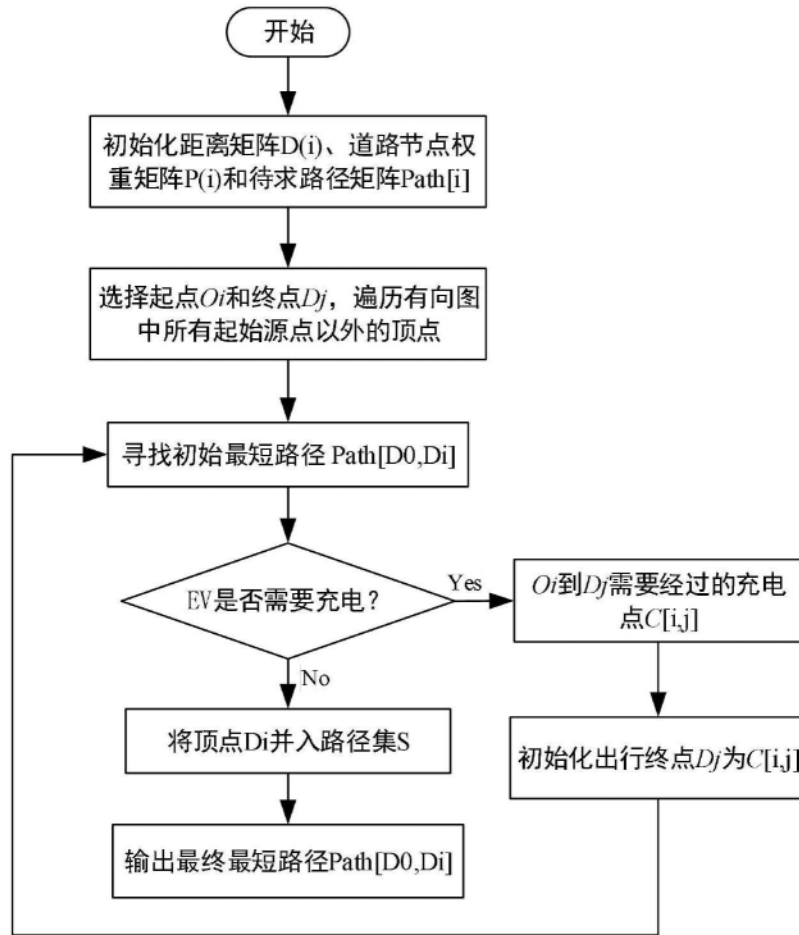


图5