



(12) 发明专利申请



(10) 申请公布号 CN 118569425 A

(43) 申请公布日 2024. 08. 30

(21) 申请号 202410619568.5

G06F 18/27 (2023.01)

(22) 申请日 2024.05.17

G06F 30/27 (2020.01)

(71) 申请人 南京邮电大学

地址 214000 江苏省无锡市经济开发区太湖街道黄金湾工业园

(72) 发明人 郑友恒 刘林峰 徐佳

(74) 专利代理机构 无锡大鲲知识产权代理事务所(普通合伙) 32671

专利代理师 王正新

(51) Int. Cl.

G06Q 10/04 (2023.01)

G06Q 10/0631 (2023.01)

G06Q 10/067 (2023.01)

G06F 18/214 (2023.01)

G06F 18/24 (2023.01)

权利要求书4页 说明书10页 附图1页

(54) 发明名称

一种区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度方法及系统

(57) 摘要

本发明涉及一种区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度方法及系统,属于电动汽车物联网技术领域。所述方法包括:构建空闲移动充电站的调度模型;根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集,将所述历史充电需求数据分类至不同场景,基于模糊集和移动充电站的状态信息对所述调度模型进行优化,得到鲁棒优化调度模型的目标函数;对所述鲁棒优化调度模型的目标函数进行求解,根据求解结果对空闲移动充电站进行调度。本方法使得充电站的调度方案更加合理,能够满足更多电动汽车的充电需求,减少运营成本,提高充电站的调度效率。

S1: 构建空闲移动充电站的调度模型

S2: 根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集,将所述历史充电需求数据分类至不同场景,基于模糊集和移动充电站的状态信息对所述调度模型进行优化,得到鲁棒优化调度模型的目标函数

S3: 对所述鲁棒优化调度模型的目标函数进行求解,根据求解结果对空闲移动充电站进行调度

1. 一种区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度方法, 其特征在于, 所述方法包括以下步骤:

S1: 构建空闲移动充电站的调度模型;

S2: 根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集, 将所述历史充电需求数据分类至不同场景, 基于模糊集和移动充电站的状态信息对所述调度模型进行优化, 得到鲁棒优化调度模型的目标函数;

S3: 对所述鲁棒优化调度模型的目标函数进行求解, 根据求解结果对空闲移动充电站进行调度。

2. 根据权利要求1所述的方法, 其特征在于, 所述构建空闲移动充电站的调度模型包括: 确定空闲移动充电站的调度模型的目标函数, 具体如下:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k W_{ij} + \beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right|$$

其中, r_j^k 为在时段k至k+1、区域j内产生的总充电需求量, $X^k \in R_+^{n \times n}$ 为调度决策矩阵, X_{ij}^k 为在时刻k从区域i调度至区域j的空闲移动充电站数量, $X_{ij}^k \geq 0$; w_{ij} 为从区域i至区域j的行驶距离; L_i^k 为做调度决策前在时刻k、区域i的空闲移动充电站数量, β 为权重系数, N^k 为整个城市的移动充电站供给总和,

$$N^k = \sum_{i=1}^n L_i^k = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k)。$$

3. 根据权利要求2所述的方法, 其特征在于, 所述根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集, 得到鲁棒优化调度模型的目标函数包括:

使用多元回归树, 将天气数据作为协变量, 将充电需求的历史数据分类至不同场景; 设有T个历史充电需求样本 $\hat{z}_i$ 和协变量观测样本 $\hat{v}_i$, $T = \{(\hat{z}_1, \hat{v}_1), (\hat{z}_2, \hat{v}_2), \dots, (\hat{z}_T, \hat{v}_T)\}$, 协变量 $\hat{v}$ 的集合用 Ω 表示, T被划分成L个子集 $\Omega_l, l \in [L]$, 且对所有 $l, k \in [L], l \neq k, \cup_{l \in [L]} \Omega_l = \Omega$, 存在 $\Omega_l \cap \Omega_k = \emptyset$; p_l 是每个场景发生的概率, 构造如下由概率分布 $\mathbb{Q}$ 组成的模糊集:

$$\bar{\mathbb{F}} = \left\{ \mathbb{Q} \in \mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I) \left| \begin{array}{ll} (\tilde{z}, \tilde{v}) \sim \mathbb{Q} \\ \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}(\tilde{z} | \tilde{v} \in \Omega_l) = \mu_l, & \forall l \in [L] \\ \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}((\tilde{z}_{jl} - \mu_{jl})^2 | \tilde{v} \in \Omega_l) \leq \sigma_{jl}^2, & \forall l \in [L], j \in [M] \\ P(\tilde{v} \in \Omega_l) = p_l, & \forall l \in [L] \\ P(\tilde{z} \in Z_l | \tilde{v} \in \Omega_l) = 1, & \forall l \in [L] \end{array} \right. \right\}$$

构建鲁棒优化模型中的目标函数如下:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k W_{ij} + \sup_{r \in \bar{\mathbb{F}}} \left[\beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right| \right]$$

其中, M是区域数量, [M] 是1到M的集合, I是协变量特征个数, $\mathbb{Q}$ 是由充电需求 $\tilde{z}$ 和协变

量 $\tilde{\mathbf{v}}$ 组合所服从的概率分布, $\mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I)$ 是M+I维变量的概率分布集合, $\mathbb{E}_{\mathbf{Q}}$ 是在 $\mathbf{Q}$ 概率分布下的变量期望值,P是事件的发生概率; μ_1 是在1场景下充电需求的均值, σ_{j1} 是在1场景下、j区域内的充电需求标准差, p_1 是1场景的发生概率, $\mathbf{Z}_l$ 是充电需求历史数据中的上下界集。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述将充电需求的历史数据分类至不同场景包括:

对下式进行求解:

$$\min_{j,s} \left[\sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{\mathbf{c}}_1\|_2^2 + \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{\mathbf{c}}_2\|_2^2 \right]$$

其中,将协变量中第j个特征变量 $\hat{\mathbf{v}}^{(j)}$ 和它的取值s作为切分变量和切分点,划分两个区域为 $R_1(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} | \hat{\mathbf{v}}^{(j)} \leq s\}$ 和 $R_2(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} | \hat{\mathbf{v}}^{(j)} > s\}$, $\hat{\mathbf{c}}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$,且 $\hat{\mathbf{c}}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$,找到最优的(j,s)后,依次将输入空间划分为两个区域,对每个区域重复上述划分过程,直到满足停止条件,生成回归决策树,根据所述回归决策树将数据集分类成具有L个子集的场景集。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述根据求解结果对空闲移动充电站进行调度包括:

对所述区分场景的鲁棒优化模型的目标函数进行求解,得到最终的决策矩阵 $\mathbf{X}^k \in \mathbb{R}_+^{n \times n}$,对决策矩阵 $\mathbf{X}^k$ 中的每个元素 X_{ij}^k ,在k时刻向i区域内的 X_{ij}^k 个空闲移动充电站发送调度任务,令其行驶至j区域响应电动汽车的充电请求。

6. 一种区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度系统,其特征在于,所述系统包括:

第一构建模块,用于构建空闲移动充电站的调度模型;

第二构建模块,用于根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集,将所述历史充电需求数据分类至不同场景,基于模糊集和移动充电站的状态信息对所述调度模型进行优化,得到鲁棒优化调度模型的目标函数;

求解调度模块,用于对所述鲁棒优化调度模型的目标函数进行求解,根据求解结果对空闲移动充电站进行调度。

7. 根据权利要求6所述的系统,其特征在于,所述第一构建模块构建空闲移动充电站的调度模型包括:确定空闲移动充电站的调度模型的目标函数,具体如下:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k w_{ij} + \beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right|$$

其中, r_j^k 为在时段k至k+1、区域j内产生的总充电需求量, $\mathbf{X}^k \in \mathbb{R}_+^{n \times n}$ 为调度决策矩阵, X_{ij}^k 为在时刻k从区域i调度至区域j的空闲移动充电站数量, $X_{ij}^k \geq 0$; w_{ij} 为从区域i至区域j的行驶距离; L_i^k 为做调度决策前在时刻k、区域i的空闲移动充电站数量, β 为权重系数, N^k 为整个城市的移动充电站供给总和,

$$N^k = \sum_{i=1}^n L_i^k = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k)。$$

8. 根据权利要求7所述的系统,其特征在于,所述第二构建模块根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集,得到鲁棒优化调度模型的目标函数包括:

使用多元回归树,将天气数据作为协变量,将充电需求的历史数据分类至不同场景;假设有T个历史充电需求样本 $\hat{\mathbf{z}}_i$ 和协变量观测样本 $\hat{\mathbf{v}}_i$, $\mathbf{T} = \{(\hat{\mathbf{z}}_1, \hat{\mathbf{v}}_1), (\hat{\mathbf{z}}_2, \hat{\mathbf{v}}_2), \dots, (\hat{\mathbf{z}}_T, \hat{\mathbf{v}}_T)\}$, 协变量 $\hat{\mathbf{v}}$ 的集合用 Ω 表示,T被划分成L个子集 $\Omega_l, l \in [L]$,且对所有 $l, k \in [L], l \neq k, \cup_{l \in [L]} \Omega_l = \Omega$,存在 $\Omega_l \cap \Omega_k = \emptyset$; p_l 是每个场景发生的概率,构造如下由概率分布 $\mathbf{Q}$ 组成的模糊集:

$$\bar{\mathbf{F}} = \left\{ \mathbf{Q} \in \mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I) \left| \begin{array}{ll} (\tilde{\mathbf{z}}, \tilde{\mathbf{v}}) \sim \mathbf{Q} \\ \mathbb{E}_{\mathbf{Q}}(\tilde{\mathbf{z}} | \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = \boldsymbol{\mu}_l, & \forall l \in [L] \\ \mathbb{E}_{\mathbf{Q}}((\tilde{z}_{jl} - \mu_{jl})^2 | \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) \leq \sigma_{jl}^2, & \forall l \in [L], j \in [M] \\ P(\tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = p_l, & \forall l \in [L] \\ P(\tilde{\mathbf{z}} \in \mathcal{Z}_l | \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = 1, & \forall l \in [L] \end{array} \right. \right\}$$

构建鲁棒优化模型中的目标函数如下:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k W_{ij} + \sup_{r \in \bar{\mathbf{F}}} \left[\beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right| \right]$$

其中,M是区域数量,[M]是1到M的集合,I是协变量特征个数, $\mathbf{Q}$ 是由充电需求 $\tilde{\mathbf{z}}$ 和协变量 $\tilde{\mathbf{v}}$ 组合所服从的概率分布, $\mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I)$ 是M+I维变量的概率分布集合, $\mathbb{E}_{\mathbf{Q}}$ 是在 $\mathbf{Q}$ 概率分布下的变量期望值,P是事件的发生概率; μ_l 是在l场景下充电需求的均值, σ_{jl} 是在l场景下、j区域内的充电需求标准差, p_l 是l场景的发生概率, $\mathcal{Z}_l$ 是充电需求历史数据中的上下界集。

9. 根据权利要求8所述的系统,其特征在于,所述将充电需求的历史数据分类至不同场景包括:

对下式进行求解:

$$\min_{j,s} \left[\sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{\mathbf{c}}_1\|_2^2 + \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{\mathbf{c}}_2\|_2^2 \right]$$

其中,将协变量中第j个特征变量 $\hat{\mathbf{v}}^{(j)}$ 和它的取值s作为切分变量和切分点,划分两个区域为 $R_1(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} | \hat{\mathbf{v}}^{(j)} \leq s\}$ 和 $R_2(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} | \hat{\mathbf{v}}^{(j)} > s\}$, $\hat{\mathbf{c}}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$, 且 $\hat{\mathbf{c}}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$,找到最优的(j,s)后,依次将输入空间划分为两个区域,对每个区域重复上述划分过程,直到满足停止条件,生成回归决策树,根据所述回归决策树将数据集分类成具有L个子集的场景集。

10. 根据权利要求9所述的系统,其特征在于,所述求解调度模块根据求解结果对空闲移动充电站进行调度包括:

对所述区分场景的鲁棒优化模型的目标函数进行求解,得到最终的决策矩阵

$X^k \in R_+^{n \times n}$, 对决策矩阵 X^k 中的每个元素 X_{ij}^k , 在 k 时刻向 i 区域内的 X_{ij}^k 个空闲移动充电站发送调度任务, 令其行驶至 j 区域响应电动汽车的充电请求。

一种区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度方法及系统

技术领域

[0001] 本发明属于电动汽车物联网技术领域,尤其涉及一种区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度方法及系统。

背景技术

[0002] 在电动汽车物联网中,电动汽车常用的充电方式是通过固定充电站充电,然而电动汽车在固定充电站充电高峰期,以及在高速公路或农村地区等充电设施不足地区的充电要求往往无法被固定充电站满足,因此移动充电站的概念被提出,作为对固定充电站的补充充电形式。在通常情况下,空闲移动充电站在收到电动汽车发出充电请求之前不会主动向其方向移动,然而如果允许云服务器根据这些潜在的充电需求提前调度空闲移动充电站,主动追踪可能发出充电需求的电动汽车,那么将有更多的电动汽车可以得到及时充电,从而提高充电站的充电效率和充电收益。

[0003] 但是在调度空闲移动充电站时,周围环境往往会存在一些无法确定的因素,这些不确定因素可能会导致原来确定性模型所求得的最优解变得毫无意义。对于电动汽车物联网中,较为显著的不确定因素即电动汽车的充电需求。该需求量受到天气环境、道路交通流量、司机出行模式等因素的影响而不断波动,同时充电需求量的大小又与上下班高峰、节假日、人流量等多个生活相关的要素都息息相关,因此其大小的波动直接影响移动充电站调度问题的结果。在做调度决策时面临的主要挑战在于不确定变量充电需求的联合分布是未知的。由于司机出行模式的非平稳性和空间相关性,从历史数据中获得准确的分布估计是非常困难的,这是城市交通行业的一个共同特征。

发明内容

[0004] 本发明的主要目的在于克服现有技术的缺点与不足,提供一种区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度方法及系统,使得充电站的调度方案更加合理,能够满足更多电动汽车的充电需求,减少运营成本,提高充电站的调度效率。

[0005] 根据本发明的一个方面,本发明提供了一种区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度方法,所述方法包括以下步骤:

[0006] S1:构建空闲移动充电站的调度模型;

[0007] S2:根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集,将所述历史充电需求数据分类至不同场景,基于模糊集和移动充电站的状态信息对所述调度模型进行优化,得到鲁棒优化调度模型的目标函数;

[0008] S3:对所述鲁棒优化调度模型的目标函数进行求解,根据求解结果对空闲移动充电站进行调度。

[0009] 优选地,所述构建空闲移动充电站的调度模型包括:确定空闲移动充电站的调度模型的目标函数,具体如下:

$$[0010] \quad \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k W_{ij} + \beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right|$$

[0011] 其中, r_j^k 为在时段k至k+1、区域j内产生的总充电需求量, $X^k \in R_+^{n \times n}$ 为调度决策矩阵, X_{ij}^k 为在时刻k从区域i调度至区域j的空闲移动充电站数量, $X_{ij}^k \geq 0$; w_{ij} 为从区域i至区域j的行驶距离; L_i^k 为做调度决策前在时刻k、区域i的空闲移动充电站数量, β 为权重系数, N^k 为整个城市的移动充电站供给总和,

$$N^k = \sum_{i=1}^n L_i^k = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k)。$$

[0012] 优选地,所述根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集,得到鲁棒优化调度模型的目标函数包括:

[0013] 使用多元回归树,将天气数据作为协变量,将充电需求的历史数据分类至不同场景;假设有T个历史充电需求样本 $\hat{z}_i$ 和协变量观测样本 $\hat{v}_i, T =$

$\{(\hat{z}_1, \hat{v}_1), (\hat{z}_2, \hat{v}_2), \dots, (\hat{z}_T, \hat{v}_T)\}$, 协变量 $\hat{v}$ 的集合用 Ω 表示, T 被划分成 L 个子集 $\Omega_l, l \in [L]$, 且对所有 $l, k \in [L], l \neq k, \cup_{l \in [L]} \Omega_l = \Omega$, 存在 $\Omega_l \cap \Omega_k = \emptyset$; p_l 是每个场景发生的概率, 构造如下由概率分布 $\mathbb{Q}$ 组成的模糊集:

$$[0014] \quad \bar{\mathbb{F}} = \left\{ \mathbb{Q} \in \mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I) \left| \begin{array}{ll} (\tilde{\mathbf{z}}, \tilde{\mathbf{v}}) \sim \mathbb{Q} \\ \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}(\tilde{\mathbf{z}} \mid \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = \mu_l, & \forall l \in [L] \\ \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}((\tilde{z}_{jl} - \mu_{jl})^2 \mid \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) \leq \sigma_{jl}^2, & \forall l \in [L], j \in [M] \\ P(\tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = p_l, & \forall l \in [L] \\ P(\tilde{\mathbf{z}} \in \mathcal{Z}_l \mid \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = 1, & \forall l \in [L] \end{array} \right. \right\}$$

[0015] 构建鲁棒优化模型中的目标函数如下:

$$[0016] \quad \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k W_{ij} + \sup_{r \in \bar{\mathbb{F}}} \left[\beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right| \right]$$

[0017] 其中, M 是区域数量, [M] 是 1 到 M 的集合, I 是协变量特征个数, $\mathbb{Q}$ 是由充电需求 $\tilde{\mathbf{z}}$ 和协变量 $\tilde{\mathbf{v}}$ 组合所服从的概率分布, $\mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I)$ 是 M+I 维变量的概率分布集合, $\mathbb{E}_{\mathbb{Q}}$ 是在 $\mathbb{Q}$ 概率分布下的变量期望值, P 是事件的发生概率; μ_l 是在 l 场景下充电需求的均值, σ_{jl} 是在 l 场景下、j 区域内的充电需求标准差, p_l 是 l 场景的发生概率, $\mathcal{Z}_l$ 是充电需求历史数据中的上下界集。

[0018] 优选地,所述将充电需求的历史数据分类至不同场景包括:

[0019] 对下式进行求解:

$$[0020] \quad \min_{j,s} \left[\sum_{\hat{v}_i \in R_1(j,s)} \|\hat{z}_i - \hat{c}_1\|_2^2 + \sum_{\hat{v}_i \in R_2(j,s)} \|\hat{z}_i - \hat{c}_2\|_2^2 \right]$$

[0021] 其中,将协变量中第 j 个特征变量 $\hat{v}^{(j)}$ 和它的取值 s 作为切分变量和切分点,划分

两个区域为 $R_1(j, s) = \{\hat{v} | \hat{v}^{(j)} \leq s\}$ 和 $R_2(j, s) = \{\hat{v} | \hat{v}^{(j)} > s\}$,

$\hat{c}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{\hat{v}_i \in R_1(j, s)} \hat{z}_i$, 且 $\hat{c}_2 = \frac{1}{N_1} \sum_{\hat{v}_i \in R_2(j, s)} \hat{z}_i$, 找到最优的 (j, s) 后, 依次将输入空间划分为两个区域, 对每个区域重复上述划分过程, 直到满足停止条件, 生成回归决策树, 根据所述回归决策树将数据集分类成具有 L 个子集的场景集。

[0022] 优选地, 所述根据求解结果对空闲移动充电站进行调度包括:

[0023] 对所述区分场景的鲁棒优化模型的目标函数进行求解, 得到最终的决策矩阵 $X^k \in R_+^{n \times n}$, 对决策矩阵 X^k 中的每个元素 X_{ij}^k , 在 k 时刻向 i 区域内的 X_{ij}^k 个空闲移动充电站发送调度任务, 令其行驶至 j 区域响应电动汽车的充电请求。

[0024] 根据本发明的另一个方面, 本发明还提供了一种区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度系统, 所述系统包括:

[0025] 第一构建模块, 用于构建空闲移动充电站的调度模型;

[0026] 第二构建模块, 用于根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集, 将所述历史充电需求数据分类至不同场景, 基于模糊集和移动充电站的状态信息对所述调度模型进行优化, 得到鲁棒优化调度模型的目标函数;

[0027] 求解调度模块, 用于对所述鲁棒优化调度模型的目标函数进行求解, 根据求解结果对空闲移动充电站进行调度。

[0028] 优选地, 所述第一构建模块构建空闲移动充电站的调度模型包括: 确定空闲移动充电站的调度模型的目标函数, 具体如下:

$$[0029] \quad \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k W_{ij} + \beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right|$$

[0030] 其中, r_j^k 为在时段 k 至 $k+1$ 、区域 j 内产生的总充电需求量, $X^k \in R_+^{n \times n}$ 为调度决策矩阵, X_{ij}^k 为在时刻 k 从区域 i 调度至区域 j 的空闲移动充电站数量, $X_{ij}^k \geq 0$; w_{ij} 为从区域 i 至区域 j 的行驶距离; L_i^k 为做调度决策前在时刻 k 、区域 i 的空闲移动充电站数量, β 为权重系数, N^k 为整个城市的移动充电站供给总和,

$$N^k = \sum_{i=1}^n L_i^k = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k)。$$

[0031] 优选地, 所述第二构建模块根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集, 得到鲁棒优化调度模型的目标函数包括:

[0032] 使用多元回归树, 将天气数据作为协变量, 将充电需求的历史数据分类至不同场景; 假设有 T 个历史充电需求样本 $\hat{z}_i$ 和协变量观测样本 $\hat{v}_i$, $T =$

$\{(\hat{z}_1, \hat{v}_1), (\hat{z}_2, \hat{v}_2), \dots, (\hat{z}_T, \hat{v}_T)\}$, 协变量 $\hat{v}$ 的集合用 Ω 表示, T 被划分成 L 个子集 Ω_l , $l \in [L]$, 且对所有 $l, k \in [L]$, $l \neq k$, $\cup_{l \in [L]} \Omega_l = \Omega$, 存在 $\Omega_l \cap \Omega_k = \emptyset$; p_l 是每个场景发生的概率, 构造如下由概率分布 $\mathbb{Q}$ 组成的模糊集:

$$[0033] \quad \bar{\mathbb{F}} = \left\{ \mathbb{Q} \in \mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I) \left| \begin{array}{ll} (\tilde{\mathbf{z}}, \tilde{\mathbf{v}}) \sim \mathbb{Q} \\ \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}(\tilde{\mathbf{z}} \mid \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = \mu_l, & \forall l \in [L] \\ \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}((\tilde{z}_{jl} - \mu_{jl})^2 \mid \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) \leq \sigma_{jl}^2, & \forall l \in [L], j \in [M] \\ P(\tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = p_l, & \forall l \in [L] \\ P(\tilde{\mathbf{z}} \in \mathcal{Z}_l \mid \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = 1, & \forall l \in [L] \end{array} \right. \right\}$$

[0034] 构建鲁棒优化模型中的目标函数如下:

$$[0035] \quad \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k W_{ij} + \sup_{r \in \bar{\mathbb{F}}} \left[\beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right| \right]$$

[0036] 其中,M是区域数量,[M]是1到M的集合,I是协变量特征个数, $\mathbb{Q}$ 是由充电需求 $\tilde{\mathbf{z}}$ 和协变量 $\tilde{\mathbf{v}}$ 组合所服从的概率分布, $\mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I)$ 是M+I维变量的概率分布集合, $\mathbb{E}_{\mathbb{Q}}$ 是在 $\mathbb{Q}$ 概率分布下的变量期望值,P是事件的发生概率; μ_l 是在1场景下充电需求的均值, σ_{jl} 是在1场景下、j区域内的充电需求标准差, p_l 是1场景的发生概率, $\mathcal{Z}_l$ 是充电需求历史数据中的上下界集。

[0037] 优选地,所述将充电需求的历史数据分类至不同场景包括:

[0038] 对下式进行求解:

$$[0039] \quad \min_{j,s} \left[\sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{\mathbf{c}}_1\|_2^2 + \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{\mathbf{c}}_2\|_2^2 \right]$$

[0040] 其中,将协变量中第j个特征变量 $\hat{\mathbf{v}}^{(j)}$ 和它的取值s作为切分变量和切分点,划分两个区域为 $R_1(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} | \hat{\mathbf{v}}^{(j)} \leq s\}$ 和 $R_2(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} | \hat{\mathbf{v}}^{(j)} > s\}$,

$\hat{\mathbf{c}}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$,且 $\hat{\mathbf{c}}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$,找到最优的(j,s)后,依次将输入空间划分为两个区域,对每个区域重复上述划分过程,直到满足停止条件,生成回归决策树,根据所述回归决策树将数据集分类成具有L个子集的场景集。

[0041] 优选地,所述求解调度模块根据求解结果对空闲移动充电站进行调度包括:

[0042] 对所述区分场景的鲁棒优化模型的目标函数进行求解,得到最终的决策矩阵 $\mathbf{X}^k \in \mathbb{R}_+^{n \times n}$,对决策矩阵 $\mathbf{X}^k$ 中的每个元素 X_{ij}^k ,在k时刻向i区域内的 X_{ij}^k 个空闲移动充电站发送调度任务,令其行驶至j区域响应电动汽车的充电请求。

[0043] 有益效果:本发明通过对城市内各区域的历史充电需求和天气状况等数据进行训练分析,得到不确定变量在多场景下的模糊集。然后根据该场景集构建鲁棒优化模型的目标函数和约束条件,对模型求解后得到决策矩阵,并向移动充电站发送调度任务,使得充电站的调度方案更加合理,能够满足更多电动汽车的充电需求,减少运营成本,提高充电站的调度效率。

[0044] 通过参照以下附图及对本发明的具体实施方式的详细描述,本发明的特征及优点将会变得清楚。

附图说明

[0045] 图1是区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度方法流程图；

[0046] 图2是区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度系统示意图。

具体实施方式

[0047] 下面结合本发明实施例中的附图,对本发明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发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0048] 实施例1

[0049] 图1是区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度方法流程图。如图1所示,本发明提供了一种区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度方法,所述方法包括以下步骤:

[0050] S1:构建空闲移动充电站的调度模型;

[0051] S2:根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集,将所述历史充电需求数据分类至不同场景,基于模糊集和移动充电站的状态信息对所述调度模型进行优化,得到鲁棒优化调度模型的目标函数;

[0052] 本步骤中,移动充电站的状态信息包括充电站处于空闲状态和充电站处于为电动汽车进行充电的占用状态。

[0053] S3:对所述鲁棒优化调度模型的目标函数进行求解,根据求解结果对空闲移动充电站进行调度。

[0054] 本方法中,考虑充电站的工作状态和通过历史充电需求数据构建的模糊集,构建棒优化调度模型的目标函数,使得充电站的调度方案更加合理,能够满足更多电动汽车的充电需求,减少运营成本,提高充电站的调度效率。

[0055] 优选地,所述构建空闲移动充电站的调度模型包括:确定空闲移动充电站的调度模型的目标函数,具体如下:

$$[0056] \quad \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k W_{ij} + \beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right|$$

[0057] 其中, r_j^k 为在时段k至k+1、区域j内产生的总充电需求量, $X^k \in R_+^{n \times n}$ 为调度决策矩阵, X_{ij}^k 为在时刻k从区域i调度至区域j的空闲移动充电站数量, $X_{ij}^k \geq 0$; w_{ij} 为从区域i至区域j的行驶距离; L_i^k 为做调度决策前在时刻k、区域i的空闲移动充电站数量, β 为权重系数, N^k 为整个城市的移动充电站供给总和,

$$N^k = \sum_{i=1}^n L_i^k = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k)。$$

[0058] 具体地,移动充电站调度有两个目标,一是要尽可能满足更多的电动汽车充电请求,保持城市中每个区域的供需比尽可能相近,其中供需比是指服务器调度到该区域的空闲移动充电站的数量和该区域内电动汽车产生的充电需求量的比值,以此来减少城市所有地区的供需不匹配;二是减少移动充电站的总空驶距离,以减少运营成本。在做调度决策时

需充分考虑城市各区域未来时段内的充电需求,使得移动充电站能给更多的电车充电,来增加总利润。为了提高计算效率,本发明中假设整个城市被划分为n个区域,并且一天的时间被离散化并用索引 $t=1,2,\dots,K$ 来表示。服务器在t时刻做出调度决策时考虑 $(t,t+1)$ 时间段内城市的未来充电需求,将鲁棒优化的模型结果,即调度决策,发送至移动充电站使其执行调度任务。服务器在t+1时刻收集调度后的移动充电站状态信息,并进行新一轮的建模及调度。

[0059] $X_{ij}^k W_{ij}$ 表示所有移动充电站执行决策后的空驶距离, $\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k$ 为做调度决策后在时段k至k+1、区域i的空闲移动充电站数量, N^k 为整个城市的移动充电站供给总和。因此 $\sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right|$ 为每个区域内空闲移动充电站的供需比与整个城市的供需比之差,该值越小,则表明移动充电站愈加均衡分布在各个区域。因此建模时需要在两个目标之间折衷,通过改变 β 值来调整两者各自的权重。

[0060] 优选地,所述根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集,得到鲁棒优化调度模型的目标函数包括:

[0061] 使用多元回归树,将天气数据作为协变量,将充电需求的历史数据分类至不同场景;假设有T个历史充电需求样本 $\hat{\mathbf{z}}_i$ 和协变量观测样本 $\hat{\mathbf{v}}_i, \mathbf{T} =$

$\{(\hat{\mathbf{z}}_1, \hat{\mathbf{v}}_1), (\hat{\mathbf{z}}_2, \hat{\mathbf{v}}_2), \dots, (\hat{\mathbf{z}}_T, \hat{\mathbf{v}}_T)\}$, 协变量 $\hat{\mathbf{v}}$ 的集合用 Ω 表示, T被划分成L个子集 $\Omega_l, l \in [L]$, 且对所有 $l, k \in [L], l \neq k, \cup_{l \in [L]} \Omega_l = \Omega$, 存在 $\Omega_l \cap \Omega_k = \emptyset$; p_l 是每个场景发生的概率, 构造如下由概率分布 $\mathbb{Q}$ 组成的模糊集:

$$[0062] \quad \bar{\mathbb{F}} = \left\{ \mathbb{Q} \in \mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I) \left| \begin{array}{ll} (\tilde{\mathbf{z}}, \tilde{\mathbf{v}}) \sim \mathbb{Q} \\ \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}(\tilde{\mathbf{z}} | \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = \boldsymbol{\mu}_l, & \forall l \in [L] \\ \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}((\tilde{z}_{jl} - \mu_{jl})^2 | \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) \leq \sigma_{jl}^2, & \forall l \in [L], j \in [M] \\ P(\tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = p_l, & \forall l \in [L] \\ P(\tilde{\mathbf{z}} \in \mathbf{Z}_l | \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = 1, & \forall l \in [L] \end{array} \right. \right\}$$

[0063] 构建鲁棒优化模型中的目标函数如下:

$$[0064] \quad \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k W_{ij} + \sup_{r \in \bar{\mathbb{F}}} \left[\beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right| \right]$$

[0065] 其中, M是区域数量, [M]是1到M的集合, I是协变量特征个数, $\mathbb{Q}$ 是由充电需求 $\tilde{\mathbf{z}}$ 和协变量 $\tilde{\mathbf{v}}$ 组合所服从的概率分布, $\mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I)$ 是M+I维变量的概率分布集合, $\mathbb{E}_{\mathbb{Q}}$ 是在 $\mathbb{Q}$ 概率分布下的变量期望值, P是事件的发生概率; μ_l 是在l场景下充电需求的均值, σ_{jl} 是在l场景下、j区域内的充电需求标准差, p_l 是l场景的发生概率, $\mathbf{Z}_l$ 是充电需求历史数据中的上下界集。

[0066] 具体地, 由于不确定参数的一个小扰动都可能使得优化结果变得不可行, 因此鲁棒优化采用模糊集来取值不确定变量, 目的是克服这种不确定性, 找到一个必定满足约束条件的、尽可能优的解。特定时间内各区域的充电需求确定值往往难以预测, 因此本发明假

设需求不确定量的概率分布属于模糊集中。例如,对于目标函数 $\min_x f(x, \epsilon)$,其中 ϵ 是一个具有不确定性的参数,鲁棒优化将 ϵ 取值于一个模糊集 μ ,优化目标是使在不确定参数最坏的情况下,目标函数有最好的结果值,即:

$$[0067] \quad \min_x \max_{\epsilon \in \mu} f(x, \epsilon)$$

[0068] 进一步地,为了解决充电需求信息有限的问题,本发明采用了区分场景的鲁棒优化框架。假设不确定需求分布于特定的模糊集中,在该模糊集中,不确定变量的支撑集被分类到多个场景中,得到每个场景下该变量的矩信息。分类方法使用多元回归树,基于天气数据作为协变量,将充电需求的历史数据分类至不同场景。假设有T个历史充电需求和协变量观测样本,如 $\mathbf{T} = \{(\hat{\mathbf{z}}_1, \hat{\mathbf{v}}_1), (\hat{\mathbf{z}}_2, \hat{\mathbf{v}}_2), \dots, (\hat{\mathbf{z}}_T, \hat{\mathbf{v}}_T)\}$,协变量 $\hat{\mathbf{v}}$ 的集合用 Ω 表示,T被划分成L个子集 $\Omega_l, l \in [L]$,且对所有 $l, k \in [L], l \neq k, \cup_{l \in [L]} \Omega_l = \Omega$,存在 $\Omega_l \cap \Omega_k = \emptyset, p_l$ 是每个场景发生的概率,结合所有的场景及对应场景下不确定变量的矩信息,构造如下由概率分布 $\mathbf{Q}$ 组成的模糊集。

[0069] 其中,在该模糊集中, $\mathbb{E}_{\mathbf{Q}}(\tilde{\mathbf{z}} \mid \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = \boldsymbol{\mu}_l$ 约束指定了每个场景下需求变量的矩信息; $\mathbb{E}_{\mathbf{Q}}((\tilde{z}_{jl} - \mu_{jl})^2 \mid \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) \leq \sigma_{jl}^2$ 约束指定了每个场景下需求变量的方差上界; $P(\tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = p_l$ 约束指定了每个场景的发生概率; $P(\tilde{\mathbf{z}} \in \mathcal{Z}_l \mid \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = 1$ 约束指定了需求变量的支撑集上下界。

[0070] 优选地,所述将充电需求的历史数据分类至不同场景包括:

[0071] 对下式进行求解:

$$[0072] \quad \min_{j,s} \left[\sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{\mathbf{c}}_1\|_2^2 + \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{\mathbf{c}}_2\|_2^2 \right]$$

[0073] 其中,将协变量中第j个特征变量 $\hat{\mathbf{v}}^{(j)}$ 和它的取值s作为切分变量和切分点,划分两个区域为 $R_1(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} \mid \hat{\mathbf{v}}^{(j)} \leq s\}$ 和 $R_2(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} \mid \hat{\mathbf{v}}^{(j)} > s\}$,

$\hat{\mathbf{c}}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$,且 $\hat{\mathbf{c}}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$,找到最优的(j,s)后,依次将输入空间划分为两个区域,对每个区域重复上述划分过程,直到满足停止条件,生成回归决策树,根据所述回归决策树将数据集分类成具有L个子集的场景集。

[0074] 具体地,充电需求这一不确定参数在模型中的表现形式为 $\mathbf{r}_i^k$ 的集合,即在所有的调度时刻下,每个区域内电动汽车发出的充电需求总量,因此在模型中的实际表示方式为一个 $K \times n$ 的二维矩阵。进一步地,为了构造鲁棒优化模型所需的模糊集,需要将该参数的历史数据集转化成一个包含L个场景的集合。

[0075] 本实施例使用决策树模型来构建场景集。树结构由一组可以划分协变量空间的分裂规则指定。具体而言,每次递归分裂将集合 Ω 划分成两个子集。一个有L个叶子节点的决策树对应地将集合 Ω 划分成L个子集,叶子节点与子集一一对应,同时数据集T根据决策树规则也落入L个场景集中。其中分裂规则是该决策树的核心,其对特征空间的划分采用启发式方法。对于协变量 $\hat{\mathbf{v}} = (\hat{\mathbf{v}}^{(1)}, \hat{\mathbf{v}}^{(2)}, \dots, \hat{\mathbf{v}}^{(n)})$,n为协变量 $\hat{\mathbf{v}}$ 特征的个数,决策树每次划分

时逐一考察当前协变量集合中每个特征的所有取值,根据平方差最小化准则选择其中最优的一个作为切分点。如某次划分时将 $\hat{\mathbf{v}}$ 中第j个特征变量 $\hat{\mathbf{v}}^{(j)}$ 和它的取值s作为切分变量和切分点,并假设两个区域 $R_1(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} | \hat{\mathbf{v}}^{(j)} \leq s\}$ 和 $R_2(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} | \hat{\mathbf{v}}^{(j)} > s\}$,并找出最优的j和s,对下式求解:

$$[0076] \quad \min_{j,s} \left[\min_{c_1} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - c_1\|_2^2 + \min_{c_2} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - c_2\|_2^2 \right]$$

[0077] 也就是要找出是的划分后的两个区域平方误差和最小的j和s。其中, c_1 和 c_2 为划分后两个区域内固定的输出值,方括号内的两个min意为使用的是最优的 c_1 和 c_2 ,也就是使各自区域内平方误差最小的 c_1 和 c_2 ,易知这两个最优的输出值即为各组对应区域内 $\hat{\mathbf{z}}_i$ 的均值,所以上式可写为:

$$[0078] \quad \min_{j,s} \left[\sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{c}_1\|_2^2 + \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{c}_2\|_2^2 \right]$$

[0079] 其中 $\hat{c}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$,且 $\hat{c}_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$ 。找到最优的切分点(j,s)

后,依次将输入空间划分为两个区域,接着对每个区域重复上述划分过程,直到满足停止条件为止。这样就生成了一颗回归决策树,根据该回归决策树可以将数据集分类成具有L个子集的场景集。

[0080] 优选地,所述根据求解结果对空闲移动充电站进行调度包括:

[0081] 对所述区分场景的鲁棒优化模型的目标函数进行求解,得到最终的决策矩阵 $\mathbf{X}^k \in R_+^{n \times n}$,对决策矩阵 $\mathbf{X}^k$ 中的每个元素 X_{ij}^k ,在k时刻向i区域内的 X_{ij}^k 个空闲移动充电站发送调度任务,令其行驶至j区域响应电动汽车的充电请求。

[0082] 具体地,在Matlab中导入RSOME工具包,将目标函数和约束条件输入,并添加充电需求的历史数据,用Gurobi或CPLEX求解器对该区分场景的鲁棒优化模型进行求解后,得到最终的决策矩阵 $\mathbf{X}^k \in R_+^{n \times n}$, $X_{ij}^k \geq 0$ 。观察决策矩阵,一般 X_{ij}^k 和 X_{ji}^k 中至少有一个值为0,即两个区域间不会同时向对方区域调度空闲移动充电站。同时,对决策矩阵 $\mathbf{X}^k$ 中的每个元素 X_{ij}^k ,服务器在k时刻向i区域内的 X_{ij}^k 个空闲移动充电站发送调度任务,令其行驶至j区域响应电动汽车的充电请求。

[0083] 本实施例的方法,可以由服务器来执行,在t时刻,服务器根据当前时刻的历史充电需求和天气数据构建模糊集,并确定当前时刻所有移动充电站的状态信息,结合模糊集和状态信息进行建模,服务器根据求解结果向移动充电站发送调度任务。一个单位时间后,在t+1时刻进行下一轮建模求解,直至最后一个时间索引。

[0084] 本实施例通过对城市内各区域的历史充电需求和天气状况等数据进行训练分析,得到不确定变量在多场景下的模糊集。然后根据该场景集构建鲁棒优化模型的目标函数和约束条件,对模型求解后得到决策矩阵,并向移动充电站发送调度任务,使得充电站的调度方案更加合理,能够满足更多电动汽车的充电需求,减少运营成本,提高充电站的调度效率。

[0085] 实施例2

[0086] 图2是区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度系统示意图。如图2所示,本实施例提供了一种区分场景的空闲移动充电站鲁棒优化调度系统,所述系统包括:

[0087] 第一构建模块201,用于构建空闲移动充电站的调度模型;

[0088] 第二构建模块202,用于根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集,将所述历史充电需求数据分类至不同场景,基于模糊集和移动充电站的状态信息对所述调度模型进行优化,得到鲁棒优化调度模型的目标函数;

[0089] 求解调度模块203,用于对所述鲁棒优化调度模型的目标函数进行求解,根据求解结果对空闲移动充电站进行调度。

[0090] 优选地,所述第一构建模块201构建空闲移动充电站的调度模型包括:确定空闲移动充电站的调度模型的目标函数,具体如下:

$$[0091] \quad \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k W_{ij} + \beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right|$$

[0092] 其中, r_j^k 为在时段k至k+1、区域j内产生的总充电需求量, $X^k \in R_+^{n \times n}$ 为调度决策矩阵, X_{ij}^k 为在时刻k从区域i调度至区域j的空闲移动充电站数量, $X_{ij}^k \geq 0$; w_{ij} 为从区域i至区域j的行驶距离; L_i^k 为做调度决策前在时刻k、区域i的空闲移动充电站数量, β 为权重系数, N^k 为整个城市的移动充电站供给总和,

$$N^k = \sum_{i=1}^n L_i^k = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k)。$$

[0093] 优选地,所述第二构建模块202根据历史充电需求数据和天气数据构建模糊集,得到鲁棒优化调度模型的目标函数包括:

[0094] 使用多元回归树,将天气数据作为协变量,将充电需求的历史数据分类至不同场景;假设有T个历史充电需求样本 $\hat{z}_i$ 和协变量观测样本 $\hat{v}_i, T =$

$\{(\hat{z}_1, \hat{v}_1), (\hat{z}_2, \hat{v}_2), \dots, (\hat{z}_T, \hat{v}_T)\}$, 协变量 $\hat{v}$ 均集合用 Ω 表示, T 被划分成 L 个子集 $\Omega_l, l \in [L]$, 且对所有 $l, k \in [L], l \neq k, \cup_{l \in [L]} \Omega_l = \Omega$, 存在 $\Omega_l \cap \Omega_k = \emptyset$; p_l 是每个场景发生的概率, 构造如下由概率分布 $\mathbb{Q}$ 组成的模糊集:

$$[0095] \quad \bar{\mathbb{F}} = \left\{ \mathbb{Q} \in \mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I) \left| \begin{array}{ll} (\tilde{\mathbf{z}}, \tilde{\mathbf{v}}) \sim \mathbb{Q} \\ \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}(\tilde{\mathbf{z}} | \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = \mu_l, & \forall l \in [L] \\ \mathbb{E}_{\mathbb{Q}}((\tilde{z}_{jl} - \mu_{jl})^2 | \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) \leq \sigma_{jl}^2, & \forall l \in [L], j \in [M] \\ P(\tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = p_l, & \forall l \in [L] \\ P(\tilde{\mathbf{z}} \in \mathcal{Z}_l | \tilde{\mathbf{v}} \in \Omega_l) = 1, & \forall l \in [L] \end{array} \right. \right\}$$

[0096] 构建鲁棒优化模型中的目标函数如下:

$$[0097] \quad \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}^k W_{ij} + \sup_{r \in \bar{\mathbb{F}}} \left[\beta \sum_{i=1}^n \left| \frac{r_i^k}{\sum_{j=1}^n X_{ji}^k - \sum_{j=1}^n X_{ij}^k + L_i^k} - \frac{\sum_{j=1}^n r_j^k}{N^k} \right| \right]$$

[0098] 其中, M 是区域数量, [M] 是 1 到 M 的集合, I 是协变量特征个数, $\mathbb{Q}$ 是由充电需求 $\tilde{\mathbf{z}}$ 和

协变量 $\tilde{\mathbf{v}}$ 组合所服从的概率分布, $\mathcal{P}_0(\mathbb{R}^M \times \mathbb{R}^I)$ 是M+I维变量的概率分布集合, $\mathbb{E}_{\mathbf{Q}}$ 是在 $\mathbf{Q}$ 概率分布下的变量期望值,P是事件的发生概率; μ_1 是在1场景下充电需求的均值, σ_{j1} 是在1场景下、j区域内的充电需求标准差, p_1 是1场景的发生概率, z_1 是充电需求历史数据中的上下界集。

[0099] 优选地,所述将充电需求的历史数据分类至不同场景包括:

[0100] 对下式进行求解:

$$[0101] \quad \min_{j,s} \left[\sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{\mathbf{c}}_1\|_2^2 + \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \|\hat{\mathbf{z}}_i - \hat{\mathbf{c}}_2\|_2^2 \right]$$

[0102] 其中,将协变量中第j个特征变量 $\hat{\mathbf{v}}^{(j)}$ 和它的取值s作为切分变量和切分点,划分两个区域为 $R_1(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} | \hat{\mathbf{v}}^{(j)} \leq s\}$ 和 $R_2(j,s) = \{\hat{\mathbf{v}} | \hat{\mathbf{v}}^{(j)} > s\}$,

$\hat{\mathbf{c}}_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_1(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$,且 $\hat{\mathbf{c}}_2 = \frac{1}{N_1} \sum_{\hat{\mathbf{v}}_i \in R_2(j,s)} \hat{\mathbf{z}}_i$,找到最优的(j,s)后,依次将输入空间划分为两个区域,对每个区域重复上述划分过程,直到满足停止条件,生成回归决策树,根据所述回归决策树将数据集分类成具有L个子集的场景集。

[0103] 优选地,所述求解调度模块203根据求解结果对空闲移动充电站进行调度包括:

[0104] 对所述区分场景的鲁棒优化模型的目标函数进行求解,得到最终的决策矩阵 $\mathbf{X}^k \in \mathbb{R}_+^{n \times n}$,对决策矩阵 $\mathbf{X}^k$ 中的每个元素 X_{ij}^k ,在k时刻向i区域内的 X_{ij}^k 个空闲移动充电站发送调度任务,令其行驶至j区域响应电动汽车的充电请求。

[0105] 本实施例2中各个模块所实现的功能的具体实施过程与实施例1中的实施过程相同,在此不再赘述。

[0106] 以上所述仅为本发明的优选实施例,并非因此限制本发明的专利范围,凡是在本发明的构思下,利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构变换,或直接/间接运用在其他相关的技术领域均包括在本发明的专利保护范围内。

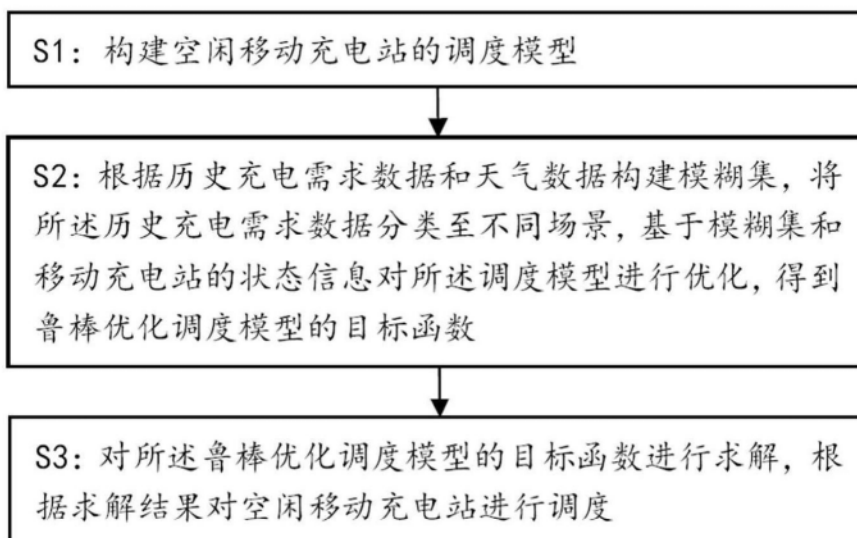


图1



图2