

# 基于改进协同过滤算法的电力营销渠道引流策略

翟千惠<sup>1</sup>,李明<sup>2</sup>,蔡潇<sup>3</sup>,程雅梦<sup>1</sup>,俞阳<sup>1</sup>,朱萌<sup>1</sup>

(1. 国网江苏省电力有限公司 营销服务中心,南京 210000;2. 国网江苏省电力有限公司 兴化市供电分公司,江苏 泰州 225700;3. 泰州三新供电服务有限公司,江苏 泰州 225700)

## Power marketing channel diversion strategy based on improved collaborative filtering algorithm

ZHAI Qianhui<sup>1</sup>, LI Ming<sup>2</sup>, CAI Xiao<sup>3</sup>, CHENG Yameng<sup>1</sup>, YU Yang<sup>1</sup>, ZHU Meng<sup>1</sup>

(1. Marketing Service Center, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210000, China;  
2. Xinghua Power Supply Branch Company, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Taizhou 225700, China;  
3. Taizhou Sanxin Power Supply Service Co., Ltd., Taizhou 225700, China)

**摘要:**电力企业在数字化转型过程中,打造多渠道服务体系,充分利用“互联网+实体渠道”的方式,可以有效降低企业运营成本,为客户提供更加便捷、高效的服务。在上述背景下,提出了一种基于改进协同过滤算法的电力营销渠道引流策略,首先构造客户-属性数据矩阵,采用矩阵分解算法对原始客户属性矩阵中的缺失数据进行恢复,利用K-means算法对客户属性进行聚类。然后,利用客户混合类型属性相异性度量,通过基于用户的协同过滤推荐算法,寻找目标客户的K-最近邻矩阵,并制定出差异化的引流策略。最后以10万条缴费工单数据为例,分析了客户属性矩阵填充、不同度量方法与最近邻数目对引流准确率的影响,验证了所提算法的有效性和可行性。

**关键词:**电力营销;数字化转型;改进协同过滤算法;K-means算法;K-最近邻矩阵

**Abstract:** In the process of digital transformation, electric power enterprises can effectively reduce their operating costs and provide customers with more convenient and efficient services by building a multi-channel service system and making full use of the Internet+physical channels. Under the above background, a power marketing channel diversion strategy based on improved collaborative filtering algorithm is proposed. Firstly, the customer attribute data matrix is constructed, and the matrix decomposition algorithm is used to recover the missing data in the original customer attribute matrix, and the K-means algorithm is used to cluster the customer attributes. Then, using the customer mixed type attribute dissimilarity measure, through the user based collaborative filtering recommendation algorithm, the target customer's K-nearest neighbor matrix is found, and the diversion strategy of travel alienation is formulated. Finally, taking 100 000 payment work order data as an example, the influence of customer attribute matrix filling, different measurement methods and the number of nearest neighbors on the drainage accuracy are analyzed, and the effectiveness and feasibility of the proposed algorithm are found.

**Key words:** power market digital transformation; improved collaborative filtering algorithm; K-means algorithm; K-nearest neighbor matrix

## 0 引言

随着电力体制改革持续推进,售电侧市场化竞争对电力营销服务理念、服务内容及其服务渠道都带来巨大变革和影响<sup>[1]</sup>。目前国家电网公司正向着服务多元化、精准化、数字化的目标不断探索和实践。因此,在传统售电产品和服务基础上,提供更加精准、多元化的线上服务内容,有效发挥渠道协同服务水平,对推动电力营销服务渠道数字化转型具有重要意义<sup>[2-3]</sup>。

近年来,大数据、云计算等新兴技术在金融与通信<sup>[4-5]</sup>、航空旅客分类<sup>[6]</sup>、图像识别<sup>[7]</sup>等领域的应用已

日益成熟,也逐渐应用于电力营销客户关系管理与行为分析领域。文献[8]根据用电客户的特征指标与时间之间的联系,利用混合神经网络方法进行电力客户细分。文献[9]通过积分商城实现价值共享、客户粘和信息沟通查询,通过大数据分析实现精准服务。文献[10]从区域及行业经济数据、气候条件、电力价格等方面辨识与用户群体用电量相关联的因素,构建了基于随机森林算法的用电量大数据预测模型。文献[11]采用综合考虑类内紧凑性和类间分散性的聚类评价指标对聚类结果进行了评价,基于实测用电数据的聚类结果,对各类用户的用电模式及其参与需求侧响应的潜力进行了分析。

文献[12]通过整合不同渠道的电力客户数据,

收稿日期:2023-02-10;修回日期:2023-04-17

基金项目:国网江苏省电力有限公司科技项目(J2020117)

通过进行轨迹优化完善分析,针对不同电力客户的渠道偏好制定有针对性的引流策略。文献[13]通过对电力用户行为的研究,分析出电子渠道发展障碍及生命周期,提出提升渠道效能、有效渗透率及用户黏性的策略。

基于用户的协同过滤算法(user-based collaborative filtering, UBCF)只需对客户属性值进行处理,无需处理复杂的非结构化数据对象,被广泛应用于各种评分推荐系统<sup>[14-15]</sup>。但是传统的协同过滤推荐算法由于初始数据集存在数据稀疏性问题,该算法虽然能够准确地对用户相似度进行度量,但是随着用户属性数据规模日益增多,建立相似用户数据矩阵的复杂度会大大增加<sup>[16]</sup>。

本文提出一种基于改进协同过滤算法的电力营销渠道引流策略。首先构造客户-属性数据矩阵,采用矩阵分解算法对原始客户属性矩阵中的缺失数据进行恢复,利用K-means算法对客户属性进行聚类,有效地减小协同过滤算法的工作量。之后,利用客户混合类型属性的相异性度量,通过基于用户的协同过滤推荐算法,寻找目标客户的K-最近邻矩阵,并制定出差异化的电力营销渠道引流策略。最后,采用引流准确率(即召回率)来评价提出的引流策略的实施效果,验证了所提算法的有效性和可行性。

## 1 电力营销渠道引流策略整体框架

### (1) 构造客户-属性数据矩阵

通过全渠道工单,获取居民客户缴费信息数据,构建 $n \times p$ 维用户-属性数据矩阵。

### (2) 根据项目属性进行聚类

针对K-最近邻分类算法难以处理海量数据的特点,利用K-means算法对客户-属性数据矩阵进行聚类,聚类之后整个客户-属性数据矩阵被划分为 $K$ 个子矩阵。利用矩阵分解算法分别对每个子矩阵缺失的数据进行恢复<sup>[17]</sup>,得到 $K$ 个较为稠密的子矩阵。

### (3) 相异性度量

完成基于客户混合类型属性的归一化处理,实现客户-属性的相异性度量。

### (4) 寻找K-最近邻居矩阵

根据相异性大小,寻找训练集中与目标用户相异性最低(即相似性最高)的前 $K$ 个用户作为最近邻矩阵,得到测试集中每个目标客户引流至线上渠道的概率,并降序排列。

### (5) 引流效果评价

根据预测引流结果,准确定位目标客户的渠道

偏好,面向不同客户类型制定差异化的引流策略,对目标客户实施精准营销,并针对实地试验的结果对引流成效进行评价。

## 2 改进协同过滤算法

### 2.1 混合类型属性的相异性度量

假设 $n$ 个客户被 $p$ 个属性(又称维或特征)刻画,则客户 $x_i$ 的特征可描述为

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{ip}) \quad (1)$$

式中: $x_{ij}$ 为客户 $x_i$ 的第 $j$ 个属性的值。

客户-属性数据矩阵 $X$ 可表示为

$$\begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (2)$$

电力客户缴费渠道属性体系如表1所示。

表1 电力客户缴费渠道属性体系

Table 1 Power customer payment channel attribute system

属性	渠道	性别	年龄	地区	缴费频次	出账周期
客户1	网上国网	男		乡村	1次/1月	单月
客户2	微信	女		城市	1次/2月	双月
客户3	支付宝				1次/3月	
客户4	柜台				1次/4月	
客户5	电e宝				1次/5月	

由表1可以看出,客户属性可能由数值、序数、标称、二元等不同类型组成,故本文采用混合类型属性的相异性矩阵分析方法。

对于包含 $p$ 个混合类型属性的 $n$ 个客户,体现其两两之间邻近度的相异性矩阵可表示为

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ d(2,1) & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d(n,1) & d(n,2) & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:客户 $x_i$ 与客户 $x_j$ 之间的相异性 $d(i,j)$ 定义为

$$d(i,j) = \frac{\sum_{f=1}^p \delta_{ij}^{(f)} d_{ij}^{(f)}}{\sum_{f=1}^p \delta_{ij}^{(f)}} \quad (4)$$

式中: $d_{ij}^{(f)}$ 为属性 $f$ 对客户 $x_i$ 与客户 $x_j$ 之间相异性的贡献权重<sup>[18]</sup>。若 $x_{if}$ 或 $x_{jf}$ 缺失(即客户 $x_i$ 与客户 $x_j$ 没有属性 $f$ 的度量值)或 $x_{if} = x_{jf} = 0$ ,并且 $f$ 是非对称的二元属性时, $\delta_{ij}^{(f)} = 0$ ;否则, $\delta_{ij}^{(f)} = 1$ 。

### 2.2 K-means聚类与矩阵填充

电力营销渠道推广数据显示,具备相同缴费渠道偏好的客户在一定程度上表现出相异的的显性

或隐性特征,故对于测试集中的客户,无需在训练集中逐一进行相异性度量<sup>[19]</sup>。先采用聚类算法将整个客户-属性数据矩阵中属性相异性较高的项目分别划分到  $K$  个子集,对于测试集中的客户,只需计算其与  $K$  个聚类中心的相异度,过滤掉不重要的信息,避免了无关项造成的误差,同时可以有效地减小协同过滤算法的计算量。

K-means 算法的优点是效率高、简单、可扩展性好,并且在处理较大数据集时效果也非常明显。通过 K-means 聚类后,使得客户-属性相异性较低的客户被划分到同一个聚类中,同一聚类中客户的相异性尽可能低,不同聚类之间客户的相异性尽可能高,即

$$C_1 \cup C_2 \cdots \cup C_i \cup C_j \cdots \cup C_k = X \quad (5)$$

$$C_i \cap C_j = \emptyset \quad (1 \leq i, j \leq K) \quad (6)$$

使用误差的平方和 (sum of the squared error, SSE) 作为度量聚类质量的标准测度函数,即

$$S_{SE} = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} |x - m_i|^2 \quad (7)$$

式中:  $K$  为聚类的数目;  $m_i$  为第  $i$  个聚类  $C_i$  的中心点。

由于系统原因,数据矩阵会有数据缺失,这里采用矩阵分解算法对缺失数据进行恢复。首先将矩阵分解成两个不含空缺项的低秩矩阵的乘积,然后定义一个误差函数来刻画分解前后的恢复精确度,再于非负性约束下进行优化求解,从而获得原矩阵中部分空缺项的值。

### 2.3 K-最近邻分类

在对项目进行聚类填充后采用传统的基于用户的协同过滤推荐算法继续进行运算,分别计算目标客户与  $K$  个子聚类中心的相异性,得出目标客户在相异性最小的子聚类中心的 K-最近邻,并按客户属性相异度升序排列,如表 2 所示。

表 2 K-最近邻矩阵

Table 3 K-nearest neighbor matrix

属性	属性 1	属性 2	属性 3	属性 4	属性 5	属性 6
客户 1	$X_{11}$	$X_{12}$	$X_{13}$	$X_{14}$		$X_{16}$
客户 2		$X_{22}$		$X_{24}$	$X_{25}$	$X_{26}$
客户 3	$X_{31}$		$X_{33}$	$X_{34}$	$X_{35}$	
客户 4	$X_{41}$		$X_{43}$			$X_{46}$
客户 5		$X_{52}$	$X_{53}$		$X_{55}$	$X_{56}$
客户 6	$X_{61}$			$X_{64}$		$X_{66}$
目标客户	$X_{s1}$	$X_{s2}$	$X_{s3}$	$X_{s4}$	$X_{s5}$	$X_{s6}$

### 2.4 引流策略与效果评价

评价推荐系统推荐质量的好坏通常包括:平均绝对误差、召回率、精准率等参数,由于模型很难同时兼顾这些指标,故根据电力营销渠道引流实际业务应用需要,由训练集中最近邻各渠道所占的比例,计算出目标客户  $i$  可引流至线上渠道的概率  $p_i$  (即精准率)为

$$p_i = \frac{N_1}{\sum_{j=1}^K N_j} \quad j \in U_k \quad (8)$$

式中:  $U_k$  为 K-最近邻矩阵的集合;  $N_1$  为 K-最近邻集合中渠道标志为线上渠道的客户数,  $N_2, N_3, \dots, N_k$ , 分别为 K-最近邻集合中渠道标志非线上渠道(如营业厅、柜台、智能云终端、政务中心等)的客户数。

测试集中的每一个待引流客户,经过上述算法后,将目标客户按照可引流至线上渠道的概率降序排列,得到引流目标客户集合  $U_R$ 。电力营销人员通过专属客户经理、文案推送、站内信等形式,对具备不同渠道偏好的目标客户实施精准营销,通过后台统计出实际引流成功客户集合为  $U_T$ 。

这里采用引流准确率  $p$  (即召回率)来评价提出的引流策略的实施效果

$$p = \frac{|U_R \cap U_T|}{|U_R|} \quad (9)$$

式中:  $|U_R \cap U_T|$  为实际引流成功客户数量;  $|U_R|$  为通过改进协同过滤算法得到的推荐引流目标客户数量。

## 3 算例分析

取某网省上半年 10 万条缴费工单数据(含线上渠道、微信公众号、支付宝生活号、95598 热线电话、营业厅等),其中 2 万条为非线上渠道客户作为测试集、8 万条(含线上和非线上渠道客户)作为训练集参与测试。由于并非所有目标客户都存在引流可能,故只取目标客户可引流至线上渠道的概率降序排列前 1 万户实施精准营销策略引导。

### 3.1 K-means 算法收敛精度与运算次数

将训练集客户-属性混合数据矩阵进行归一化处理,利用 K-means 聚类算法对客户属性完成相异性度量,计算结果如图 1 所示。

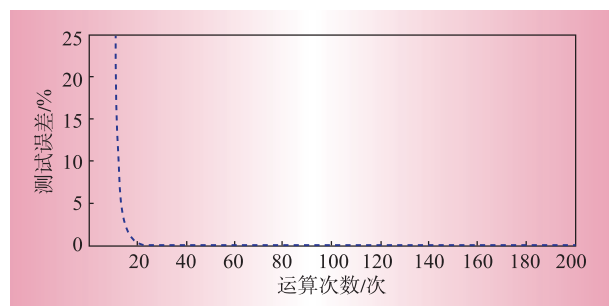


图 1 K-means 算法收敛精度与运算次数

Fig. 1 Convergence accuracy and operation times of K-means algorithm

由图 1 可以看出, K-means 聚类算法误差下降较快,经过 20 次左右迭代后测度误差值基本保持不

变,说明客户一属性混合数据矩阵经过归一化处理  
后,使得K-means算法具有良好的收敛性能。

### 3.2 客户属性矩阵填充对引流准确率的影响

采用矩阵分解算法对原始客户属性矩阵中的  
缺失数据进行恢复,对比客户属性矩阵填充前后的  
实际引流效果,如图2所示。

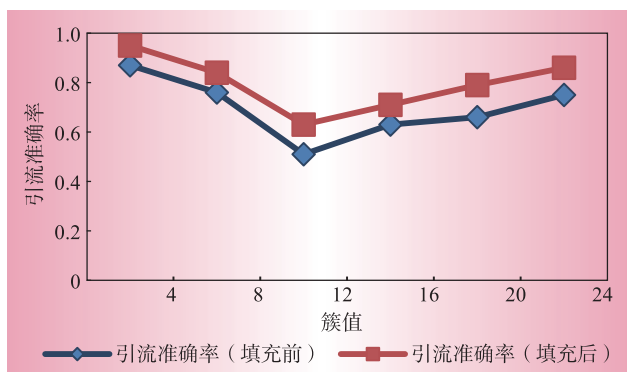


图2 客户属性矩阵填充对引流准确率的影响

Fig. 2 Influence of customer attribute matrix filling on drainage accuracy

由图4可以看出,采用矩阵分解算法对原始客户属  
性矩阵中的缺失数据进行恢复后,客户之间可量化的  
属性增多,提高了相异性度量的分析精度和推荐质量。

### 3.3 不同度量方法与最近邻数目对引流准确率的影响

在传统基于用户的协同过滤推荐算法继续进  
行运算,分别计算目标客户与K个子聚类中心的相  
异性时,对比混合类型属性的相异性、余弦相异性、  
Pearson相关系数3种不同度量分析方法与不同最近  
邻数目下的实际引流效果,如表3所示。

表3 不同度量方法与最近邻数目对引流准确率的影响

Table 3 Influence of different measurement methods and the number of nearest neighbors on drainage accuracy

最近邻 个数/个	引流效果准确率		
	余弦相似性	Person相关系数	混合属性相异性
5	0.45	0.51	0.64
10	0.54	0.68	0.79
15	0.50	0.47	0.60
20	0.36	0.42	0.53

由表3可以看出,在不同最近邻数目下,由于混  
合属性相异性度量的协同过滤算法可以度量数值、  
序数、标称、二元等不同类型的客户属性数据,比采  
用传统的余弦相异性、Pearson相关系数度量算法下  
的实际引流准确率均有所提升。

## 4 结束语

本文提出了一种基于改进协同过滤算法的电

力营销渠道引流策略,

首先构造客户一属性混合数据矩阵,采用矩阵  
分解算法对原始客户属性矩阵中的缺失数据进行  
恢复,提高了相异性度量的分析精度和推荐质量;  
然后利用K-means算法对客户属性进行聚类,整个  
客户一属性数据矩阵被划分为K个子矩阵,有效地  
减小了协同过滤算法的计算量;其次基于客户混合  
类型属性的归一化处理,利用客户混合类型属性的  
相异性度量,通过基于用户的协同过滤推荐算法,  
寻找出目标客户的K-最近邻矩阵,并制定出差异化  
的引流策略;最后算例结果验证了通过所提算法的  
有效性和可行性,但在渠道引流策略中如何兼顾模  
型的平均绝对误差与效果评价指标,仍值得进一步  
研究。D

### 参考文献:

- [1] 吴兴扬,卫志农,孙国强,等. 基于非负矩阵分解的同  
调机群识别方法[J]. 电力系统自动化,2013,37(14):  
59-64.  
WU Xingyang, WEI Zhinong, SUN Guoqiang, et al. A  
method for identifying coherent generators based on non-  
negative matrix factorization [J]. Automation of Electric  
Power Systems, 2013, 37(14): 59-64.
- [2] 董晋喜,谭忠富,王佳伟,等. 电力体制改革背景下输  
配电价关键问题综述[J]. 电力系统及其自动化学报,  
2020,32(3): 113-122.  
DONG Jinxi, TAN Zhongfu, WANG Jiawei, et al. Review  
on key issues in transmission and distribution electricity  
price under background of power system reform [J]. Pro-  
ceedings of the CSU-EPSSA, 2020, 32(3): 113-122.
- [3] 赵冠东,张才俊,欧阳红,等. 基于业务中台的全渠道  
运营支撑平台架构设计研究[J]. 供用电,2019,36(6):  
67-71.  
ZHAO Guandong, ZHANG Caijun, OUYANG Hong, et al.  
Research on architecture design of multi-channel operation  
support platform based on business middle- platform [J].  
Distribution & Utilization, 2019, 36(6): 67-71.
- [4] 朱铮雄,黄宇青. 基于Spring Batch+Gemfire+CXF的金  
融大数据集成和整合[J]. 计算机应用与软件,2020,37  
(8):27-32.  
ZHU Zhengxiong, HUANG Yuqing. Integration and con-  
solidation of big financial data based on Spring Batch +  
Gemfire + CXF [J]. Computer Applications and Software  
2020, 37(8): 27-32.
- [5] WANG Y. Analysis of financial business model towards  
big data and its applications [J]. Journal of Visual Com-  
munication and Image Representation, 2020, 71.
- [6] 顾兆军,王伟,李晓红. 基于潜在类别模型的航空旅客

- 分类[J]. 计算机技术与发展, 2012, 22(4): 182-186.  
GU Zhaojun, WANG Wei, LI Xiaohong. Classification of airline passengers based on latent class model [J]. Computer Technology and Development, 2012, 22(4): 182-186.
- [7] 陈宁, 陈安, 周龙骧. 数值型和分类型混合数据的模糊K-Prototypes聚类算法[J]. 软件学报, 2001(8): 1107-1119.  
CHEN Ning, CHEN An, ZHOU Longxiang. Fuzzy K-Prototypes algorithm for clustering mixed numeric and categorical valued data [J]. Journal of Software, 2001, 12(8): 1107-1119.
- [8] 欧家祥, 曹湘, 张俊玮, 等. 基于混合神经网络的电力客户细分研究[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(3): 689-695.  
OU Jiaxiang, CAO Xiang, ZHANG Junwei, et al. Research on power customer segmentation based on hybrid neural network [J]. Computer and Digital Engineering, 2019, 47(3): 689-695.
- [9] 李亚男, 牛慧涛, 王献军. 基于O2O模式的电力客户价值共享研究[J]. 电力需求侧管理, 2016, 18(6): 54-56.  
LI Yanan, NIU Huitao, WANG Xianjun. Research on power customer value sharing based on O2O mode [J]. Power Demand Side Management, 2016, 18(6): 54-56.
- [10] 赵腾, 王林童, 张焰, 等. 采用互信息与随机森林算法的用户用电关联因素辨识及用电量预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3): 604-614.  
ZHAO Teng, WANG Lintong, ZHANG Yan, et al. Relation factor identification of electricity consumption behavior of users and electricity demand forecasting based on mutual information and random forests [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 604-614.
- [11] 苏适, 李康平, 严玉廷, 等. 基于密度空间聚类和引力搜索算法的居民负荷用电模式分类模型[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(1): 129-136.  
SU Shi, LI Kangping, YAN Yuting, et al. Classification model of residential power consumption mode based on DBSCAN and gravitational search algorithm [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(1): 129-136.
- [12] 付立衡, 吕向彬, 陈博, 等. 电网企业客户渠道引流模型建设[J]. 河北电力技术, 2020, 39(1): 42-45.  
FU Liheng, LYU Xiangbin, CHEN Bo, et al. Construction of customer channel drainage model for power grid enterprises [J]. Hebei Electric Power, 2020, 39(1): 42-45.
- [13] 徐茜, 郭涛, 薛立宏. 电子渠道用户行为分析及应用策略研究[J]. 电信科学, 2012, 28(4): 31-37.  
XU Qian, GUO Tao, XUE Lihong. Discussion on electronic channels' user behavior analysis and application strategy [J]. Telecommunications Science, 2012, 28(4): 31-37.
- [14] 张艳红, 俞龙. 基于噪声检测修正和神经网络的稀疏数据推荐算法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(8): 274-281.  
ZHANG Yanhong, YU Long. Recommendation algorithm of sparse data based on noise detection correction and neural networks [J]. Computer Applications and Software 2020, 37(8): 274-281.
- [15] 吴相发, 齐林海, 王红. 基于聚类与协同过滤的居民用电推荐模型研究[J]. 电力信息与通信技术, 2020, 18(1): 80-88.  
WU Xiangfa, QI Linhai, WANG Hong. Research on residents' demand response based on clustering and collaborative filtering [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2020, 18(1): 80-88.
- [16] 刘粤钳, 姚红玉. 基于标准化高斯pLSA协同过滤的用电量预测模型[J]. 控制理论与应用, 2008(5): 929-932.  
LIU Yueqian, YAO Hongyu. Load-forecasting model based on normalized Gaussian pLSA collaborative filtering [J]. Control theory & applications, 2008, 25(5): 929-932.
- [17] 杨洪明, 李明, 文福拴, 等. 利用实时交通信息感知的电动汽车路径选择和充电导航策略[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(11): 106-113.  
YANG Hongming, LI Ming, WEN Fushuan, et al. Route selection and charging navigation strategy for electric vehicles employing real-time traffic information perception [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(11): 106-113.
- [18] 尹忠刚, 李国银, 张延庆, 等. STEKF协同残差归一化的感应电机转速辨识方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(5): 86-96.  
YIN Zhonggang, LI Guoyin, ZHANG Yanqing, et al. A speed estimation method based on strong tracking extended kalman filter with normalized residuals for induction motors [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(5): 86-96.
- [19] 王蓓蓓, 胥鹏, 王宣元, 等. 需求响应分布鲁棒建模及其大规模潜力推演方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(3): 33-41.  
WANG Beibei, XU Peng, WANG Xuanyuan, et al. Distributionally robust modeling of demand response and its large-scale potential deduction method [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(3): 33-41.

#### 作者简介:

翟千惠(1990), 女, 江苏南京人, 学士, 工程师, 研究方向为电力市场营销;

李明(1989), 男, 湖北应城人, 硕士, 工程师, 研究方向为电力营销技术。

(责任编辑 于丽芳)