

# 基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法

王林信,余向前,欧阳燕,陈元楷,张晓庆

(国网甘肃省电力公司,兰州 730030)

## Risk analysis of electricity tariff recovery based on long-and-short term memory network

WANG Linxin, YU Xiangqian, OUYANG Yan, CHEN Yuankai, ZHANG Xiaoqing

(State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730030, China)

**摘要:**新冠疫情在全世界的蔓延,对国内的经济发展造成了较大的影响,供电企业电费回收压力日益增大。针对新冠疫情形势下电费回收风险分析准确性差、催费针对性不强的问题,提出了一种基于长短期记忆网络的电费风险分析方法。首先,建立供电用户分类体系,通过AP聚类,实现对供电用户的分级分类;其次,通过供电用户征信、司法裁判等信息综合对供电用户的信用进行评估;再次,通过长短期记忆网络,结合用户的历史的缴费信息和用户信用进行电费回收分析,预测可能存在的欠费风险。最后,在某地区供电公司进行实例运行,其运行结果验证了所提方法的可行性和有效性。

**关键词:**电费回收;风险分析;长短期记忆网络;信用评估;AP聚类

**Abstract:** With the spread of COVID-19 in the whole world, the domestic economic development has been greatly affected, and the pressure of power supply company's electricity recovery has been increasing. In order to solve the problem of poor accuracy of electricity charge recovery and less pertinence in the situation of COVID-19, a risk analysis method based on long term and short term memory network is proposed. Firstly, the classification system of power supply users is established, and the classification of power supply users is realized by AP clustering. Secondly, the credit of power supply users is evaluated through the information of power supply users' credit investigation and judicial judgment. Thirdly, through the long-term and short-term memory network, combined with the user's historical payment information and the user's credit, the electricity charge recovery analysis is carried out, and the possible arrears risk is predicted. Finally, an example is run in a regional power supply company, and the results verify the feasibility and effectiveness of the proposed method.

**Key words:** electricity tariff recovery; risk analysis; long term and short term memory network; credit evaluation; AP clustering

## 0 引言

新冠肺炎疫情在全世界快速蔓延<sup>[1-2]</sup>,对世界各国产生影响,导致全球经济增长动能不足,进出口贸易及全球供应链、产业链受到冲击和制约<sup>[3-4]</sup>。中国作为全球产业链的核心国家之一,国内的进出口行业受到疫情冲击<sup>[5]</sup>,导致部分上下游企业资金链断裂,无力支付电费,给供电企业的电费回收带来了极大困扰<sup>[6-8]</sup>。因此,亟需采用有效的方法来进行电费回收风险分析,并采取相应的措施进行电费催缴,提高电费回收率。

国内外许多学者对新冠疫情形势下的电费回收风险分析做了研究。文献[9]提出了一种基于闭环管控的新冠疫情影响下的电费回收方法,通过日动态跟踪和风险闭环清单来进行电费回收风险分析。文献[10]提出了一种基于风险方法的疫情下电费回收风

险分析方法,通过疫情下的“六保”应收账款分析,对电费回收进行预测。文献[11]提出了一种基于 $\epsilon$ -SVR模型的电费回收风险识别方法,通过特征识别与特征构造,在多个学习器上对用户电费回收风险进行综合识别。文献[12]提出了一种基于大数据分析的用户电费回收风险预测方法,通过构建用户用电行为、缴费行为等相关矩阵,运用逻辑回归算法预测用户电费回收风险。文献[13]提出了一种基于随机森林的电费回收风险分析方法,通过随机森林评判电费的多个风险等级来预测用户电费回收风险。由此可见,新冠疫情形势下的电费回收风险分析方法多样,且取得了一定的成果。但预测方法对用户多时间尺度的数据分析不足,电费回收风险分析准确性较差,同时对于欠费用户分析不足,电费催费针对性较差。

针对新冠疫情形势下电费回收风险分析准确性差、催费针对性不强的问题,本文提出了一种基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法,该方法能

收稿日期:2022-09-02;修回日期:2022-11-30

基金项目:国网甘肃省电力公司科技项目(LH18L498-S)

在建立用户分级分类体系的基础上,进行用户的信用评估,并结合历史缴费情况、用电特性等因素进行用户电费回收的预测。最后,将本方法应用于某地区供电公司,其应用结果,验证了本方法的可行性。

## 1 电费回收风险分析框架

文中提出了基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法,该方法重点考虑了用户多时间尺度数据综合分析的问题,电费回收框架如图1所示。该框架主要包括用电客户分类、信用评估、电费回收风险分析3个环节。

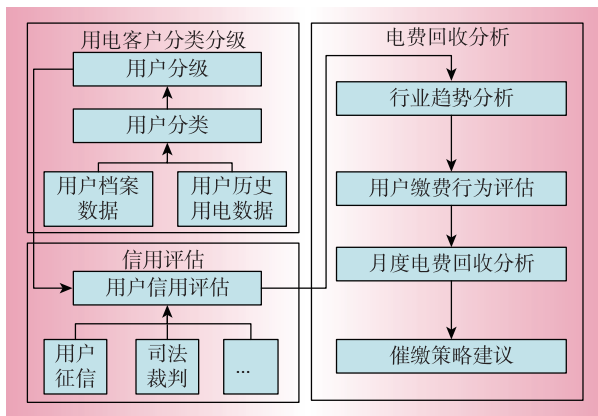


图1 电费回收风险分析

Fig. 1 Risk analysis of electricity tariff recovery

(1) 在用电客户分类分级环节,首先结合用户的档案数据、历史用电数据,采用AP聚类方法对用电客户进行分类。其次,根据用户的用电特征属性进行用户的用电级别划分。

(2) 在信用评估环节,通过熵权法建立用户信用评估矩阵,结合用户征信、司法裁判等信息综合对供电用户的信用进行评估。

(3) 在电费回收风险分析方面,首先结合国内、国际经济形势对行业趋势变化进行分析,其次,通过长短期记忆网络,结合用户的历史的缴费信息和用户信用,对用户的缴费行为为评估分析,从而获得用户的电费回收风险分析结果,最后,方法生成用户电费催缴建议策略。

## 2 电费回收风险分析模型

基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法是一种充分考虑多时间尺度数据特性,并采用长短期记忆网络进行电费回收风险分析的方法<sup>[14-15]</sup>,该方法可提高电费回收风险分析准确度,并生成电费催缴建议。

### 2.1 用电客户分级分类

受新冠疫情的影响,用户在缴纳电费时呈现的特征差别较大,通过对用电客户的分级分类,可以精准掌握用户的缴费特性。

近邻传播聚类(affinity propagation clustering, AP)是一种多维度、多类别的快速聚类方法,该方法具有无需指定聚类数目和计算准确的特点,可有效的提高聚类的运行效率与准确度<sup>[16-17]</sup>。

用电电费缴费相似度矩阵  $K(a_s, b_s)$  为

$$K(a_s, b_s) = (\omega L_{as} + (1 - \omega)L_{bs}) \quad (1)$$

式中:  $L_{as}$ 、 $L_{bs}$  分别为用电客户  $a_s$  与用电客户  $b_s$  缴纳电费时间离散特征到指标中心聚类点  $z$  的欧化距离;  $\omega$  为离散特征值权重。

选用多次迭代的  $F$  指标作为近邻传播聚类的偏向函数和收敛依据,聚类后,相似度矩阵  $K(a_s, b_s)$  更新为

$$K(a_s, b_s) = C_a + \Delta f \times F_{\min} \quad (2)$$

式中:  $C_a$  为用户电费缴费相似度矩阵的对角线中位数;  $\Delta f$  为迭代检索阈值;  $F_{\min}$  为多次迭代的最小值。通过式(2),可获得用电客户的电费回收分类。

### 2.2 用电客户信用评估

用电客户信用评估是电费回收预测的重要因素,用户的信用评估越好,电费缴费越及时;用户的信用评估越长,则越可能存在电费欠费的行为。针对不同区域的用户,信用评估指标的权重会存在差异,因此,在对用电客户进行分级分类后,通过熵权法<sup>[18-20]</sup>建立用电用户信用评估矩阵,通过用户征信、司法裁判等信息综合对供电用户的信用进行评估,评估矩阵选取指标如表1所示。

表1 用电客户信用评估

Table 1 Electricity customer credit evaluation

特征指标	取值范围	权重
用户征信	违约次数	$W_1$
司法裁判	判决次数	$W_2$
银行信用	等级	$W_3$
欠费标识	违约次数	$W_4$
城乡标识	城镇/农村	$W_5$
电压等级	220 V~110 kV	$W_6$

通过熵权法建立用户信用评估矩阵的权重本文的评估矩阵指标选择数量为6个,标准数据  $V_a$  为

$$V_a = \frac{U - \min(U_n)}{\min(U_n) - \min(V_n)} \quad (3)$$

式中:  $n$  为给定的指标个数;  $U$  为指标标准化前的值;  $V$  为指标标准化后的值。

电费回收的每个指标的权重为  $W_i = (W_1, W_2, \dots, W_6)$  为

$$W_i = \sum_{i=1}^n \left( \frac{1-\lambda_i}{p-\lambda_i} \right) \quad (4)$$

式中： $\lambda$  为电费回收的每个指标的信息熵； $p$  为标准中心值。通过指标权重，可计算出用电客户的信用评估。

### 2.3 电费回收风险分析

长短期记忆网络 (long short term memory network, LSTM) 是一种在时间维度的循环网络。LSTM 网络在循环神经网络的基础上进行了改进，可以处理多时间尺度特征数据依赖关系的问题<sup>[21-24]</sup>。因此，文中采用 LSTM 网络进行电费回收风险分析。

输入的数据合集  $Z_a$  为

$$Z_a = \{G_a, S_a, Q_a\} \quad (5)$$

式中： $G_a$  为输入的用电客户信用评价数据； $S_a$  为用电客户的历史缴费数据； $Q_a$  为用电客户的行为特征数据。

输入的隐含信息合计  $L_m$  为

$$L_m = L_g + L_q + L_s \quad (6)$$

式中： $L_g$  为输入的信用评价的隐含信息； $L_s$  为用电客户历史缴费数据隐含信息； $L_q$  为用电客户行为特征的隐含数据。

用电客户的回收风险分析数据  $T_o$  为

$$T_o = \Delta a([Z_a, L_m]) \times \tanh(Z_a) \quad (7)$$

式中： $\Delta a$  为长短期记忆网络的输入激活函数； $\tanh$  为遗忘门存储激活函数。

由式(7)可见，可通过 LSTM 网络获得的电费回收风险分析数据，在此基础上，依据供电公司的电费回收风险评估分值等级，生成催缴建议清单，催缴建议如表2所示。

表2 电费催缴建议

Table 2 Proposal for electricity charge collection

名称	说明	催缴建议	说明	风险值
一级	高风险	紧急催缴	资金链断裂, 无力支付电费	大于80分
二级	中等风险	催缴	运转正常, 有拖欠历史	60分至80分
三级	存在风险	提醒	资金链存在风险	30分至60分
四级	无风险	无需催缴	缴费正常	30分以下

在电费催缴建议表中，一级用户为高风险用户，存在无力支付电费的风险，需供电公司营销部门增大催缴力度。二级用户是用电用户资金链运转正常，但该类用户有经常拖欠电费的历史，需供电公司营销部门进行催缴。三级用户是用电用户存在资金链风险，需供电公司营销部门对该类用电用户进行电费催缴提醒。四级用户是用电用户缴费正常、无

拖欠的用户，无需供电公司营销部门进行关注。

### 2.4 电费回收风险分析仿真流程

基于长短期记忆网络的电费回收风险分析仿真流程步骤如下。

步骤1: 根据输入的用电客户历史缴费信息、用户征信信息进行用电客户的分类分级。

步骤2: 使用信用评估矩阵对用电客户的信用进行评估。

步骤3: 在用电客户的行业发展趋势特征、用电客户缴费行为特征分析的基础上进行用电客户电费回收风险分析。

步骤4: 针对有风险的用电客户，生成催缴建议清单。

## 3 算例分析

采用本文所提的基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法，某地区供电公司进行实例运行，使用操作系统环境为 win10，CPU 为 INTEL 至强 2.4 G，内存为 32 G，硬盘为 2 TB。

文中用于比对的是文献[25]中的 Stacking 模型，该模型在供电公司电费回收领域广泛运用，具有电力行业的通用性。

#### (1) 电费回收风险分析性能

电费回收风险分析性能是指模型运行的速度，该指标是衡量模型优劣的重要指标之一，文中所用模型电费回收风险分析模型的运行时长来衡量模型的性能，运行时长越短，说明电费回收风险分析模型性能越好。

采用本文所提的基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法与 Stacking 融合模型进行电费回收运行性能测试，选择的用电客户数据分别为 100、200、500、1 000、5 000、10 000，2 种模型比较的结果如表3所示。

表3 电费回收风险分析性能

Table 3 Risk analysis and performance of electricity tariff recovery

用电客户数量/户	模型处理时间/s	
	长短期记忆网络	Stacking 融合模型
100	7.91	21.47
200	15.74	43.06
500	39.67	107.14
1 000	79.27	214.97
5 000	397.52	1 070.72
10 000	797.34	2 148.26

由表3可见，基于长短期记忆网络的电费回收

风险分析方法模型的电费预测处理性能优于Stacking融合模型。

### (2) 电费回收风险整体分析准确性

电费回收风险整体分析的准确性是衡量文中所提模型的核心关键指标。该指标是电费回收风险分析是否有效的关键因素,文中所提的正确电费回收风险预测用电客户为分析模型判断该用户欠费,当月缴费中,该用户实际欠费即为准确。采用模型风险分析正确的用电客户数量比电费回收分析用电客户总数的比值,该指标越大电费回收风险分析的准确性就越好。

采用本文所提的基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法与Stacking融合模型进行电费回收风险预测准确性测试,训练样本数据选用某地区供电公司50 000个用户2019年的电费回收数据,验证集数据选用采用10 000个用电客户2020年的电费回收风险分析数据与实际数据进行比较。2种算法的电费回收风险分析的准确性如表4所示。

表4 电费回收风险分析准确度

Table 4 Accuracy for risk analysis of electricity tariff recovery

月份	电费回收风险分析准确度	
	长短期记忆网络	Stacking融合模型
1	99.12	98.21
2	99.67	98.70
3	99.22	98.21
4	99.17	98.52
5	99.42	98.78
6	99.41	98.43
7	99.66	98.80
8	99.38	98.46
9	99.12	98.32
10	99.14	98.60
11	99.71	98.70
12	99.49	98.27

由表4可见,按供电公司月应回收电费10亿元计算,基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法模型电费回收较Stacking融合模型提高了1 120万元收入,因此,基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法模型的电费回收分析准确性优于Stacking融合模型。

### (3) 历史正常缴费用电客户电费回收风险分析准确性

供电公司营销工作人员往往能根据经验能判断出经常欠电费的用户,并进行催收。但之前月份

正常缴费的用电客户突然无法正常缴费的情况,供电公司营销人员往往不能正确判断。历史正常用电客户电费回收风险分析准确性,是衡量电费回收风险的重要指标之一,该分析是模型判断出历史正常缴费客户出现欠费的用电客户数量与历史正常客户总数量之比。

采用本文所提的基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法与Stacking融合模型进行历史正常缴费用电客户电费回收风险分析准确性测试,选择2021年1—6月某供电公司的10 000个历史缴费正常用户数据。两种算法的电费回收风险分析的准确性如表5所示。

表5 历史正常缴费用电客户电费回收风险分析准确度

Table 5 Accuracy for risk analysis of tariff recovery of historical normal paying customers

月份	电费回收预测准确度	
	长短期记忆网络	Stacking融合模型
1	99.12	97.29
2	99.33	94.82
3	99.52	98.54
4	99.15	98.00
5	99.90	97.55
6	99.88	97.09

由表5可见,基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法在历史正常缴费用电客户电费回收风险分析准确性方面优于Stacking融合模型。

### (4) 电力催费分析

电力催费分析是为了评估电力用户定向催费有效性的指标,该指标的计算方式为选择相同数量的用户进行催费,催费后,供电公司电费收入金额增长越多,就说明催费效果越好。

选择催费的用户数为100、200、300、400、500户,采用文中所提基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法与Stacking融合模型比较电费催费后供电公司收入增加值,比较结果如表6所示。

表6 催费后电费收入增加

Table 6 Electricity tariff income increase after urging

用户数量/户	电费收入增加/万元	
	长短期记忆网络	Stacking融合模型
100	44.92	5.73
200	61.82	11.64
300	78.14	12.91
400	87.28	16.25
500	116.44	22.47

由图6可见,在不同的催费数量情况下,文中所

提基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法  
电费收入均比Stacking融合模型高。

#### 4 结束语

为解决新冠疫情形势下电费回收风险分析准确性差的问题,本文提出了一种基于长短期记忆网络的电费回收风险分析方法,设计了一种基于长短期记忆网络的电费回收风险分析模型,通过AP聚类方法,实现了用电客户的分类和分级,然后,通过熵权法建立用电客户信用评估矩阵,采用用电用户征信、司法裁判等信息进行用电客户信用评价,再次,通过长短期记忆网络,结合用户的历史缴费信息和用户信用进行电费回收风险分析。最后,将本方法在某地区的供电企业进行运行应用,其结果表明本方法可行,且性能、准确率均优于Stacking融合模型电费回收风险分析方法。

下一步,将结合电费回收的考核机制,对电费回收风险分析做进一步优化。D

#### 参考文献:

- [1] 叶江. 新冠肺炎疫情对现代世界体系的影响——兼谈中国在全球治理体系重塑中的新作用[J]. 国际展望, 2021, 3(1):48-66.  
YE Jiang. China novel coronavirus pneumonia's impact on modern world system—also on China's new role in the reconstruction of global governance system[J]. Global Review, 2021, 13(1):48-66.
- [2] 石晓虎. 新冠肺炎疫情影响下的资本主义国家政党政治新变化[J]. 当代世界, 2021(1):28-35.  
SHI Xiaohu. Novel coronavirus pneumonia new changes in capitalist countries' political party [J]. Contemporary World, 2021(1):28-35.
- [3] 莫荣, 陈云, 鲍春雷, 等. 新冠疫情与非典疫情、国际金融危机对就业的影响与对策比较分析[J]. 中国劳动, 2020(1):16-30.  
MO Rong, CHEN Yun, BAO Chunlei, et al. The impact of the covid-19 outbreak, SARS epidemic and the global financial crisis on employment and comparative analysis of their responses[J]. China Labor, 2020(1):16-30.
- [4] 边永民. 新型冠状病毒全球传播背景下限制国际贸易措施的合规性研究[J]. 国际贸易问题, 2020(7):1-13.  
BIAN Yongmin. The legality of trade restriction measures under the pandemic of COVID-19[J]. Journal of International Trade, 2020(7):1-13.

- [5] 曹慧. 新冠肺炎疫情对国内外小麦产业的冲击:趋势、问题与建议[J]. 世界农业, 2021(1):4-10, 27.  
CAO Hui. Novel coronavirus pneumonia impacts on wheat industry at home and abroad: trends, problems and suggestions [J]. World Agriculture, 2021(1):4-10, 27.
- [6] 孙国付. 疫情期间电费回收管控新举措[J]. 农村电工, 2020, 28(4):16.  
SUN Guofu. New measures for control of electricity tariff recovery during epidemic period [J]. Rural Electrician, 2020, 28(4):16.
- [7] 唐冬来, 倪平波, 张捷, 等. 基于离散弗雷歇距离的户变关系识别方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(6):223-230.  
TANG Donglai, NI Pingbo, ZHANG Jie, et al. Identification method for relationship between household transformers based on discrete frechet distance [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(6):223-230.
- [8] 唐冬来, 齐雪坤, 陈泽宇, 等. 基于改进TF-IDF算法的供电营销服务方法[J]. 供用电, 2022, 39(2):22-28.  
TANG Donglai, QI Xuekun, CHEN Zeyu, et al. Power supply marketing service method based on improved TF-IDF algorithm [J]. Distribution & Utilization, 2022, 39(2):22-28.
- [9] 李文利. 闭环管控应对新形势下电费回收风险[J]. 农村电工, 2021, 29(1):16.  
LI Wenli. Closed loop control to deal with the risk of tariff recovery under the new situation [J]. Rural Electrician, 2021, 29(1):16.
- [10] 徐帅, 鞠秋萍. 防范风险与支持“六保”:疫情影响下电网企业应收账款管理新思路[J]. 中国总会计师, 2020(11):118-120.  
XU Shuai, JU Qiuping. Risk prevention and support of “six guarantees”: new ideas of accounts receivable management of power grid enterprises under the influence of epidemic situation [J]. China Chief Financial Officer, 2020(11):118-120.
- [11] 刘鑫, 郑雪燕, 张志强, 等. 基于 $\epsilon$ -SVR模型的日电费回收预测[J]. 吉林电力, 2022, 50(1):19-23.  
LIU Xin, ZHENG Xueyan, ZHANG Zhiqiang, et al. Epsilon support vector regression model for the prediction of daily electricity income [J]. Jilin Electric Power, 2022, 50(1):19-23.
- [12] 赵雅迪, 吴钊, 李庆兵, 等. 电费回收风险预测的大数据方法应用[J]. 电信科学, 2019, 35(2):125-133.  
ZHAO Yadi, WU Zhao, LI Qingbing, et al. Application of big data method in forecasting the risk of tariff recovery [J]. Telecommunications Science, 2019, 35(2):125-133.
- [13] 刘惠, 麦展铭, 赵海清, 等. 居民客户电费回收风险的

- 预测研究——基于随机森林算法[J]. 统计与咨询, 2019(6):39-42.
- LIU Hui, MAI Zhanming, ZHAO Haiqing, et al. Research on risk prediction of electricity tariff recovery of residential customers—Based on random forest algorithm[J]. Statistics and Consultation, 2019(6):39-42.
- [14] 唐冬来,倪平波,胡州明,等. 基于竞争图谱的电动物流汽车充电站需求响应策略[J]. 电力系统自动化, 2021,45(21):189-196.
- TANG Donglai, NI Pingbo, HU Zhouming, et al. Competition map based demand response strategy of charging station for electric logistics vehicles [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(21):189-196.
- [15] 彭文,王金睿,尹山青,等. 电力市场中基于 Attention-LSTM 的短期负荷预测模型[J]. 电网技术, 2019, 43(5):1 745-1 751.
- PENG Wen, WANG Jinrui, YIN Shanqing, et al. Short-term load forecasting model based on attention-LSTM in electricity market [J]. Power System Technology, 2019, 43(5):1 745-1 751.
- [16] 魏联滨,王伟臣,李慧,等. 基于 AP 聚类和鲁棒优化的电网规划灵活性评估[J]. 电力系统及其自动化学报, 2020,32(3):99-106, 150.
- WEI Lianbin, WANG Weichen, LI Hui, et al. Evaluation on grid planning flexibility based on affinity propagation clustering and robust optimization [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2020, 32(3):99-106, 150.
- [17] 唐冬来,倪平波,李玉,等. 基于互信共识标识的县域屋顶光伏消纳交易策略[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(22):41-50.
- TANG Donglai, NI Pingbo, LI Yu, et al. Transaction strategy of roof-mounted photovoltaic accommodation for county area based on mutual trust and consensus identification [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(22):41-50.
- [18] 欧阳森,刘天马,杨墨缘. 考虑综合经济损失的电压暂降监测优化配置方法[J]. 广东电力, 2021, 34(4): 34-42.
- OUYANG Sen, LIU Tianma, YANG Moyuan. Optimizing configuration method for voltage sag monitoring considering comprehensive economic losses [J]. Guangdong Electric Power, 2021, 34(4):34-42.
- [19] 郭莉,董军,陈正鹏,等. 基于熵权-TOPSIS-灰色关联法的能源大数据增值服务商业模式评价研究[J]. 科技管理研究, 2022, 42(4):73-80.
- GUO Li, DONG Jun, CHEN Zhengpeng, et al. Business model evaluation of energy big data value-added services based on entropy weight-topsis-grey correlation method [J]. Science and Technology Management Research, 2022, 42(4):73-80.
- [20] 邓燕国,王冰,曹智杰,等. 基于熵权法与 GRA-ELM 的配电网空间负荷预测[J]. 电力工程技术, 2021, 40(4):136-141.
- DENG Yanguo, WANG Bing, CAO Zhijie, et al. Spatial load forecasting of distribution network based on entropy weight method and GRA-ELM [J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(4):136-141.
- [21] OZTVRK S, OZKAYA U. Gastrointestinal tract classification using improved LSTM based CNN [J]. Multimedia tools and applications, 2020, 79(40):28 825-28 840.
- [22] DOGAN, ERDEM. LSTM training set analysis and clustering model development for short-term traffic flow prediction [J]. Neural computing & applications, 2021, 33(17):11 175-11 188.
- [23] 许建,王家华,陈玉峰. 基于 LSTM 和 PSO 联合优化的微电网短期负荷预测方法[J]. 电器与能效管理技术, 2022(9):74-79, 84.
- XU Jian, WANG Jiahua, CHEN Yufeng. Short term load prediction method for micro grid based on joint optimization of LSTM and PSO [J]. Low Voltage Apparatus, 2022(9):74-79, 84.
- [24] 许道林,谢兵,伍毅,等. 基于多层双向递归神经网络的短期电力负荷预测[J]. 电力电容器与无功补偿, 2022,43(2):96-104.
- XU Daolin, XIE Bing, WU Yi, et al. Short-term power load prediction based on multilayer bidirectional recurrent neural network [J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2022, 43(2):96-104
- [25] 潘国兵,龚明波,贺民,等. 基于 Stacking 模型融合的专变用户电费回收风险识别方法[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(1):152-158.
- PAN Guobing, GONG Mingbo, HE Min, et al. Identification method of electricity charge recovery risk of specialized transformer user based on Stacking model fusion [J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(1):152-158.

**作者简介:**

王林信(1967),男,甘肃秦安人,硕士,高级工程师,主要从事电力营销管理等工作;

余向前(1973),男,北京人,硕士,高级工程师,主要从事工程技术等工作;

欧阳燕(1975),女,甘肃庆阳人,学士,高级会计师,主要从事经济管理等工作;

陈元楷(1982),男,甘肃平凉人,学士,高级会计师,主要从事经济管理等工作;

张晓庆(1979),女,陕西渭南人,学士,高级经济师,主要从事电费财务管理等工作。

(责任编辑 于丽芳)