

基于行业发展趋势的回归模型在电费回收风险预测中的应用研究

黄华胜¹,闫富荣²,赵璐¹,程少华¹,彭新宇¹,张文²,陈雁²,欧阳红²

(1. 国网安徽省电力有限公司 营销服务中心,合肥 230000;2. 北京中电普华信息技术有限公司,北京 100085)

Research on risk prediction of electric charge recycling using regression model based on the industry development trend

HUANG Huasheng¹, YAN Furong², ZHAO Lu¹, CHENG Shaohua¹, PENG Xinyu¹, ZHANG Wen², CHEN Yan², OUYANG Hong²

(1. Marketing Service Center, State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230000, China;2. Beijing China Power Information Technology Co., Ltd., Beijing 100085, China)

摘要:近年来,受电力体制改革、经济转型升级、环保力度加大、极端天气频发以及新冠疫情等影响,一些用电客户面临产量下降、销售困难等问题,进一步增加了电费回收的难度。针对此问题,提出了一种基于行业发展趋势的回归模型,对电费回收风险进行预测。首先利用季节调整算法提取行业历史售电量发展的趋势项,然后对影响售电量趋势的因素进行综合、定量分析。在此基础上构建行业发展趋势预测模型对行业发展态势进行感知,利用感知结果,结合用户缴费行为以及容量变化等数据,通过分类回归算法构建电费回收风险预警模型,客观量化用户电费回收的风险概率,识别存在电费回收风险的用户。最后通过实例验证,所提模型具有较好的预测能力。

关键词:电费回收;售电量;行业发展趋势预测;分类回归算法;风险概率

Abstract: In recent years, influenced by reforms of electric power system, economic transformation and upgrading, increased environmental protection efforts, frequent extreme weather events, and coronavirus pandemic, customers face problems such as declining output and difficult sales that increases the electric charge recycling risk. A regression model based on industry development trend is proposed to predict the electric charge recycling risk. Firstly, the seasonal adjustment algorithm is used to extract the trend item of the historical industry electricity sales, and then the affecting factors are comprehensively and quantitatively analyzed. On this basis, a prediction model is built to perceive the industry development trend. Using the perception result, combined with data such as user's payment behavior and capacity change, an early-warning model for the electric charge recycling risk is built. The model objectively quantifies the risk probability of user's electric charge recycling. Finally, the example verification result shows that the model has good predictive ability.

Key words: electric charge recycling; electricity sales; industry development trend prediction; classification and regression algorithm; risk probability

0 引言

电费回收是电网企业经营管理工作的重中之重,经济转型升级、环保力度加大以及突发事件的叠加影响,一些用户面临产量下降、销售困难等问题,进一步加大了电费回收风险^[1-5],有必要综合考虑内外部因素对电力市场发展的影响,研究利用大数据技术构建电力市场发展态势的分析方法,对电力市场发展态势进行准确分析和及时感知,并依据发展态势对用户生产经营的影响,结合用户自身用

电情况、电费缴纳、业扩报装等行为构建电费回收风险识别方法。

目前,电费回收风险识别方法主要有专家经验和机器学习方法。前者通过用户历史缴费等信息进行识别;后者从用户的缴费行为、用电行为、客户信用等维度构建指标体系,最后应用机器学习模型对风险进行预测^[6-13]。文献[6]考虑了行业景气度对用户生产经营情况的影响并通过随机森林算法建立了欠费风险分析模型,但行业景气度数据来源及可靠程度不够清晰。文献[7]使用相关系数矩阵信息价值(information value, IV)对特征进行了筛选,同时采用最优分组的方法对特征进行分组,并进行证据权重转化(weight of evidence, WOE),在此基础

收稿日期:2023-05-03;修回日期:2023-06-13

基金项目:国家电网有限公司科技项目(52680021N00Q)

上使用逻辑回归算法构建了电费风险预测模型。文献[8]将量化分析方法引入到电费回收管理工作中,利用逻辑回归算法建立了电费回收风险预测模型。文献[9]引入了R工具中的计算变量重要性的分析方法,使用机器学习方法对客户的电费回收风险情况进行了分析。文献[10]主要对用户欠费相关影响因素及其影响程度进行统计分析和建模分析。文献[11]分阶段训练不同的决策树,然后采用集成学习方法对模型进行构建。文献[12]根据用户电压等级及缴费类型的不同进行了分别建模,并采用了IV值法对特征进行了选择,但没有考虑行业发展情况对用户电费回收产生的影响。文献[13]根据用户电压等级的不同进行了分别建模,并利用卡方分析筛选变量,但没有考虑行业发展情况对用户电费回收产生的影响。文献[14]对居民用户的用电特征进行了聚类分析,但仅考虑了因素之间的相关性,没有对因素与欠费情况的相关性进行研究。现有的电费回收风险预警方法主要存在如下问题:根据业务经验对用户历史用电及电费缴纳情况设置判断条件,筛查电费回收关注用户名单,判断方式较主观,且缺少量化的办法;利用内部数据建立模型对电费回收风险进行识别,忽略了当前经济形势下行业发展态势对用电客户生产经营情况的影响,对用户电费回收风险的识别不够充分。

本文提出一种基于行业发展态势感知的电费回收风险预警方法,首先利用影响电力市场发展的外部经济指标对电力市场发展态势的波动原因进行综合、定量分析,构建电力市场发展态势预测模型;其次利用电力市场发展态势感知结果结合用户的月度电费金额、缴费金额、欠费金额、缴费时间等微观层面的用户缴费行为数据,以及用户业扩新装、增容、减容、销户、暂停及恢复容量数据构建电费回收风险识别模型,识别存在电费回收风险的大用户并量化风险概率;最后算例使用某省行业售电量及电力用户的相关数据进行预测,并与传统的未考虑行业发展情况的预测方法进行了对比,由结果分析得出,本文提出的预测模型的精确度更高,验证了提出模型的有效性。

1 行业发展趋势预测

首先利用季节调整算法^[15]提取行业历史售电

量发展的趋势特征,然后综合、定量分析各经济指标对历史售电量发展趋势的影响,确定各行业售电量发展趋势预测时需要考虑的经济指标,并通过回归算法构建行业发展趋势预测模型对行业发展态势进行感知,流程如图1所示。

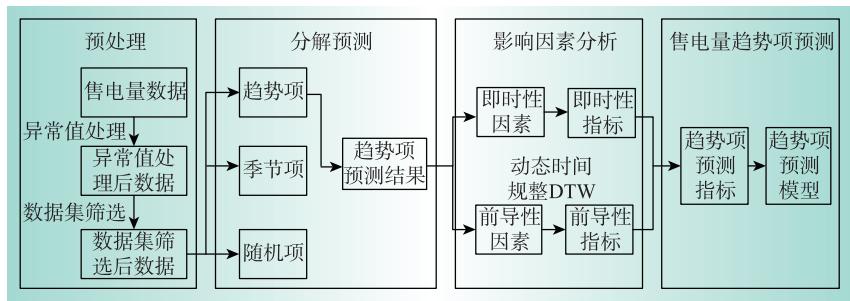


图1 行业发展趋势预测模型构建流程

Fig. 1 Construction process of industry development trend prediction model

1.1 售电量趋势提取

行业历史月度售电量受经济发展、季节变化以及温度、假日等因素叠加影响,要通过行业售电量分析行业发展态势,需要将售电量受经济发展影响体现^[15]。利用X13季节调整算法将售电量分解为趋势项、季节项和随机项3个子序列

$$Q(i) = Q'(i) + Q''(i) + Q'''(i) \quad (1)$$

式中: $\{Q(i)|i \in 1, 2, \dots, n\}$ 为行业历史售电量数据; $\{Q'(i)|i \in 1, 2, \dots, n\}$ 为售电量趋势项; $\{Q''(i)|i \in 1, 2, \dots, n\}$ 为售电量季节项; $\{Q'''(i)|i \in 1, 2, \dots, n\}$ 为售电量随机项。某省2020年1月至2021年11月工业预测售电量通过季节调整算法分解得到的售电量序列的趋势项、季节项和随机项如图2所示。

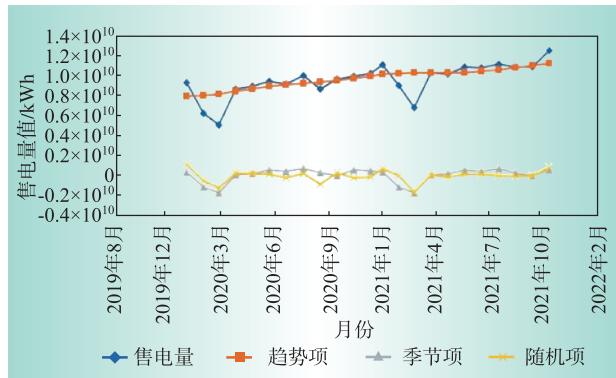


图2 工业售电量的分解

Fig. 2 Breakup of industrial electricity sales

图2所示,分解得到的趋势项较为平稳,发展变化主要受经济发展状况的影响。以下分析影响售电量趋势项的因素。

1.2 趋势项影响因素相关分析

利用各行业售电量趋势项与经济发展相关指

标进行相关性分析,可以得到各行业售电量发展趋势预测时需要考虑的影响因素分为即时性和前导性指标。即时性指标即当期影响因素影响当期售电量趋势发展,前导性指标即当期影响因素影响未来售电量趋势发展。售电量发展趋势预测考虑的指标汇总结果如表1所示。

表1 售电量发展趋势预测建模考虑因素

Table 1 Consideration factors in predictive model of electricity sales trends

产业	行业	前导性指标		即时性指标			
		业扩 净增 容量	制造 业 PMI	非制 造业 PMI	人 均 可支 配收 入	第二 产业 GDP	第三 产业 GDP
城乡居民	居民	√			√		
第一产业	农林	√					
第二产业	工业	√	√		√		√
	建筑	√			√		
第三产业	交通	√		√		√	
	信息	√		√		√	
	批发	√		√		√	
	住宿	√		√		√	
	金融	√		√		√	
	地产	√		√		√	
	租赁	√		√		√	
	公共	√		√		√	

本文采用动态时间规整(dynamic time warping, DTW)算法^[16]分析前导性指标与售电量趋势发展的前导关系。该算法衡量两个长度不同的时间序列 $X=(x_1, x_2, \dots, x_m)$ 和 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 的相似度。DTW 通过把时间序列进行延伸和缩短,来计算两个时间序列之间的相似性。DTW 是一个典型的优化问题,求解两模板匹配时累计距离最小所对应的规整函数 $D(i,j)$,表示如下

$$D(i,j)=Dist(i,j)+\min\{D(i-1,j), D(i,j-1), D(i-1,j-1)\} \quad (2)$$

式中: $Dist(i,j)$ 为 X 上点 i 和 Y 上的点 j 之间的欧式距离。通过计算可知业扩净增容量趋势项前导售电量趋势项 3 个月,制造业采购经理指数(purchasing managers' index, PMI)前导售电量趋势项 3 个月,非制造业 PMI 前导售电量趋势项 6 个月。

1.3 行业发展趋势预测

月度售电量趋势项主要受到经济因素的影响,对各行业趋势项预测的步骤如下:

(1) 售电量趋势项数据序列为 $\{Q'(i)|i \in 1, 2, \dots, N\}$ 。

(2) 从表1中取得行业对应的即时性因素,记为 $\{E(i)|i \in 1, 2, \dots, N\}$,若影响因素为两个,则 $E(i)=$

$\{E^1(i), E^2(i)|i \in 1, 2, \dots, N\}$,如工业即时性指标 $E^1(i)$ 表示第二产业 GDP 增速, $E^2(i)$ 表示工业增加值增速。

(3) 从表1中取得行业对应的前导性因素,记为 $\{G(i)|i \in 1, 2, \dots, N\}$,若前导因素包括业扩净增容量和 PMI 两个前导指标,则 $G(i)=\{G^1(i), G^2(i)|i \in 1, 2, \dots, N\}$,如工业趋势项预测

$$G^1(i)=\{n_{et}(i-1), n_{et}(i-2), \dots, n_{et}(i-3)\} \quad (3)$$

$$G^2(i)=\{P_{MI}(i-1), P_{MI}(i-2), \dots, P_{MI}(i-3)\} \quad (4)$$

式中: $n_{et}(i)$ 为第 i 月净增容量趋势项; $P_{MI}(i)$ 为第 i 月 PMI, 其他行业趋势项预测以此类推。

(4) 指标去相关性。采用主成分分析(principal component analysis, PCA)算法^[17]得到即时性指标和前导性指标去相关性结果

$$P(i)=P_{ca}(E(i), G(i)) \quad i=1, 2, \dots, N \quad (5)$$

(5) 建立趋势项预测模型。采用支持向量机(support vector machine, SVM)法^[18]建立如下趋势项预测模型

$$\hat{Q}'(i)=f(P(i), Q'(i-1), Q'(i-2), \dots, Q'(i-12)) \quad (6)$$

式中: $\hat{Q}'(i)$ 为第 i 月的行业售电量趋势预测值。本文对 2021 年 3 月至 11 月某省工业发展趋势进行了预测,工业售电量发展趋势的预测和实际值如图 3 所示,每个月行业发展趋势预测误差在 10% 以内,预测精度较高。

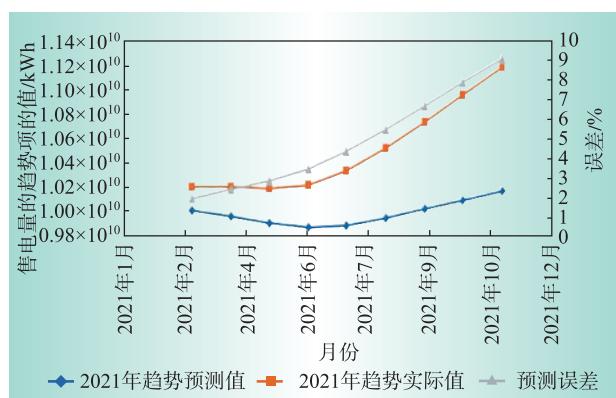


图3 某省工业售电量增长率预测结果

Fig. 3 Predicting results of growth rate of industrial electricity sales in a province

2 电费回收风险预警模型

为了有效识别存在电费回收风险的客户,建立电费回收风险预警模型,从而将回收风险转化为客观的、可量化的风险值是非常必要的。本文首先从两个方向构建了电费回收风险指标体系:用户所在行业售电量提取的行业发展态势;电费缴纳及业扩办电等数据提取的用户内部指标。在构建的指标

体系基础上,构建电费回收风险预警模型,流程如图4所示。

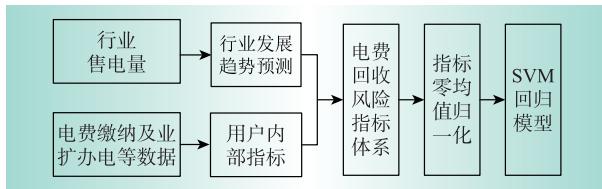


图4 电费回收风险预警模型构建流程

Fig. 4 Construction process of an early warning model of electric charge recycling risk

2.1 特征提取

用电客户相关的数据如表2所示。

表2 用电客户电费缴纳及业扩办电数据

Table 2 User's electric charge payment and business expansion data

数据类型	数据项名称
台账信息	营销行业分类
电费缴纳数据	电费金额
	是否产生电费滞纳金
	电费发行时间
	电费缴纳时间
业扩办电数据	业扩增容完成容量
	业扩减容完成容量
	业扩暂停容量
	业扩恢复容量
	合同容量
	运行容量

在表2所示数据基础上,提取以下特征:

(1) 由于电费缴纳数据在用户每次办理电费缴纳业务时产生,且行业发展态势感知结果以月度为频率,为统一算法建模时数据频度的一致性,将电费缴纳数据产生的次数按月进行统计,构建用户月度电费缴纳频率因素 f_m 。

(2) 对于生产运营正常、资金周转健康的用电客户来说,一般其电费发行时间与电费缴纳完成时间之间的间隔也相距较短,说明其电费缴纳相对及时。利用用户电费缴纳时间 t_p 与电费发行时间 t_r 的差,构建用户电费缴纳时长 d_p ,表示如下

$$d_p = t_p - t_r \quad (7)$$

(3) 用电客户会根据自身运行需求办理业扩容量增加、减少、暂停、恢复等业务,代表了其运营状态需要变化、生产计划需要调整。利用用户业扩增容完成容量 C_a 、业扩减容完成容量 C_e 、业扩暂停容量 C_s 和业扩恢复容量 C_r 构建用户月度容量变化量

$$\Delta C = C_a + C_r - C_e - C_s \quad (8)$$

(4) 通过用户电费缴纳历史数据,统计其历史

电费滞纳金产生次数 C_f 。

(5) 通过用户电费缴纳历史数据,统计其上次电费滞纳金产生时间 t_1 。

2.2 电费回收风险识别模型

以电费回收风险指标体系为输入,次月产生电费滞纳金的概率为输出,采用SVM回归算法建立电费回收风险预警模型。

SVM回归是支撑向量在函数回归领域的应用。

定义输入输出数据集 $D: \{x_i, y_i\}_{i=1}^N, x_i \in R^m, y_i \in R$, 回归问题的本质是寻找函数 $f(x) = w\phi(x) + b$, 其中, $\phi(x)$ 为核函数,可以将数据集 x 映射到高维特征空间,在此空间进行线性回归; w 是权值向量; b 是偏置量。回归得到的 $f(x)$ 即可预测任一个模式 x 对应的 y 值。

SVM回归通过定义硬 $-\varepsilon$ 带超平面如图5所示,即数据集 D 中所有样本点均满足: $-\varepsilon \leq y_i - f(x_i) \leq \varepsilon$ ($i = 1, 2, \dots, N$), 将回归问题转换成,寻找最优硬 $-\varepsilon$ 带超平面(ε 是回归允许的最大误差),即

$$\begin{cases} \min_{f(x)} \varepsilon \\ \text{s.t. } -\varepsilon \leq y_i - f(x_i) \leq \varepsilon \quad i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (9)$$

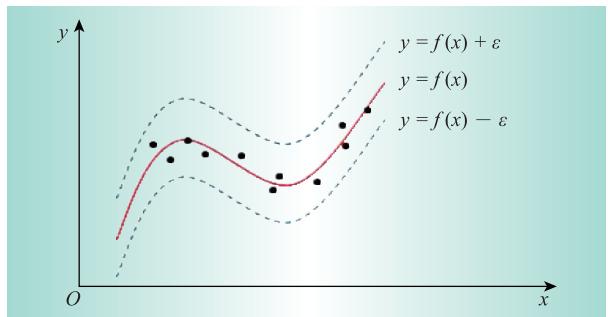


图5 硬 $-\varepsilon$ 带超平面示意

Fig. 5 Schematic of hard $-\varepsilon$ hyperplane

参数 w 和 b 可对式(10)最小化得到

$$E(w) = \frac{1}{2}w^2 + \frac{C}{N} \sum_{i=1}^N \max\{0, |y_i - f(x_i)| - \varepsilon\} \quad (10)$$

式中: C 为惩罚项常数。

利用拉格朗日乘数法、对偶原理及核函数,求解式(10),得到权值 w ,再根据库恩-塔克条件,求得偏置量 b 。提取某行业大用户第 i 月对应的电费回收风险指标

$$X_i = \{\hat{Q}(i), C(i-1), f_m(i-1), d_p(i-1), \Delta C(i-1), C_f(i), t_1(i)\} \quad (11)$$

式中: $\hat{Q}(i)$ 为第 i 月的售电量趋势预测值; $C(i-1)$ 为用户 $(i-1)$ 月产生的电费金额; $f_m(i)$ 为用户历史月度电费缴纳频率因素; $d_p(i)$ 为用户历史电费缴纳时长; $\Delta C(i-1)$ 为月度容量变化量; $C_f(i)$ 为历史电费滞纳金产生次数; $t_1(i)$ 为上次电费滞纳金产生时间。

按如下公式对 X_i 进行零均值归一化

$$z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (12)$$

式中: μ , σ 分别为原始数据集的均值和标准差, 其中 σ 的计算公式为

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \quad (13)$$

将处理后的指标作为电费回收风险模型的输入, 则用户在第 i 月产生电费滞纳金的概率为

$$P'(i) = f(\hat{Q}'(i), C(i-1), f_m(i-1), d_p(i-1), c(i-1), C_f, t_1) \quad (14)$$

定义阈值 η , 若 $P'(i) \geq \eta$, 则将回收风险置为 1, 认为该用户存在电费回收风险; 反之, 置为 0, 认为该户无电费回收风险。

3 实证研究

本文以国家电网有限公司某省行业类别为工业的大用户为例进行分析, 其他行业类别用户的电费回收风险预测过程类似, 不再详细描述。

取 2021 年 3 月至 2022 年 4 月期间工业大用户的行业售电量、业扩报装、缴费行为等数据作为样本数据。待预测月份前所有月份的数据作为模型的学习样本, 预测月份的数据作为模型的检验样本。

若预测工业大用户第 i 月的电费回收风险, 首先根据工业售电量提取售电量趋势预测值 $\hat{Q}'(i)$, 根据用户的月度电费金额、缴费金额、欠费金额、缴费时间、缴费频率、滞纳金情况等用户微观层面的缴费行为数据, 以及用户业扩新装、增容、减容、销户、暂停及恢复容量等数据, 提取用户缴费行为及容量特征, 构建模型的输入特征 $X_i = \{\hat{Q}'(i), C(i-1), f_m(i-1), d_p(i-1), c(i-1), C_f, t_1\}$, 然后对特征进行归一化处理, 作为 SVM 回归模型的输入, 并设定模型的惩罚项、核函数等参数。输出是预测月的电费回收风险概率 $P'(i)$ 。

本文应用 SVM 模型对大用户的电费回收风险进行了预测, 对应的混淆矩阵如表 3 所示。

表 3 混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix

真实类别	用户数		预测结果
	预测有回收风险数	预测正常数	
风险用户	N_{TP}	N_{FN}	
正常用户	N_{FP}	N_{TN}	

受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)如图 6 所示, 图 6 中的每个点代表不同阈值时的 r_{TPR} 和 r_{FPR} 。通过受试者工作特征 ROC 曲线对模型进行了评估, 该曲线的横轴是假正例率 r_{FPR} , 纵轴是真正例率 r_{TPR} , 计算公式如下

$$r_{FPR} = \frac{N_{FP}}{N_{TN} + N_{FP}} \quad (15)$$

$$r_{TPR} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (16)$$

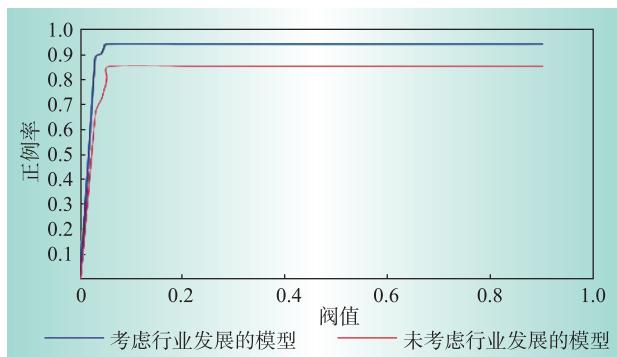


图 6 预测结果的 ROC 曲线

Fig. 6 ROC curves of predicted results

本文对 2022 年 3 月共 7 800 个工业大用户的电费回收风险进行了预测, 运用 3 月的实际数据核对预测的数据, 对模型进行评估。 $\eta = 0.6$ 时对应的混淆矩阵如表 4 所示。

表 4 预测结果混淆矩阵

Table 4 Confusion matrix

模型	实际情况	预测结果	
		有回收风险	正常缴费
考虑行业发展趋势	有回收风险	261	33
	正常缴费	225	7 281
未考虑行业发展趋势	有回收风险	208	86
	正常缴费	337	7 169

两种情况下, 真正例率 r_{TPR} 分别为 0.89 和 0.71, 假正例率 r_{FPR} 分别为 0.03 和 0.04, 真正例率提升了 25.3%, 假正例率降低了 25%。

通过计算 ROC 曲线与坐标轴围成的曲线下的面积(area under curve, AUC)的值, 来衡量两种情况下的预测模型性能, ROC 曲线越接近(0, 1), 表示模型的性能越优, 此时对应的 A_{UC} 越大。 A_{UC} 的计算公式如下

$$A_{UC} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m-1} (x_{i+1} - x_i)(y_i + y_{i+1}) \quad (17)$$

式中: m 为样本数量。

考虑行业发展情况时的 A_{UC} 为 0.83, 未考虑时, A_{UC} 为 0.745, A_{UC} 提高了 11.4%。综合 ROC 曲线和 A_{UC} 可得, 当考虑大用户所在行业的发展情况时, 电费回收风险预测模型的性能更优。通过对其他行业的大用户进行预测, 可得到同样的结果, 显然本文提出的考虑行业发展情况的模型的预测效果更好。

4 结束语

本文提出一种基于行业发展态势感知的电费回收风险预警方法,将影响行业发展的外部经济指标对行业历史售电量发展趋势的波动原因进行综合、定量分析,构建行业发展趋势预测模型并进行预测,利用行业发展趋势预测结果,并结合用户缴费行为数据和业扩数据,构建了电费回收风险预警模型,以识别存在电费回收风险的大用户。实证结果表明该模型具有较高的预测精度,具备可行性和实用性,实际工作中,可以根据应用场景的不同,通过设定不同的阈值,对有回收风险的用户进行查处。■

参考文献:

- [1] 戴璐平,瞿青,黄露,等. 基于机器学习模型的电费回收风险预测产品设计[J]. 信息系统工程,2021(3):92–94.
DAI Luping, QU Qing, HUANG Lu, et al. Product design of electricity charge recovery risk prediction based on machine learning model[J]. China CIO News, 2021(3):92–94.
- [2] 李天诗. 电费回收管理现状及风险防范措施的分析[J]. 科技资讯,2018(8):89–91.
LI Tianshi. Analysis of current situation of electricity charge recovery management and risk prevention measures [J]. Science & Technology Information, 2018(8):89–91.
- [3] 钱正浩,吴广财. 一种基于大数据挖掘的电费回收风险预测技术研究[J]. 电子世界,2017(19):149–150.
QIAN Zhenghao, WU Guangcai. Research on risk prediction technology of electricity charge recovery based on big data mining [J]. Electronics World, 2017 (19) : 149–150.
- [4] 陈明,秦耀文,袁业,等. 基于电力大数据的工业用户营商环境优化[J]. 供用电,2021,38(4):11–15.
CHEN Ming, QIN Yaowen, YUAN Ye, et al. Optimization of industrial user business environment based on electric power big data [J]. Distribution & Utilization, 2021, 38 (4):11–15.
- [5] 马国瀚,杨昕,卓俊宇,等. 基于电力数据的企业运营风险预警模型研究[J]. 供用电,2021,38(4):16–21.
MA Guohan, YANG Xin, ZHUO Junyu, et al. Research on early warning model of enterprise operational risk based on electric power data [J]. Distribution & Utilization, 2021, 38(4):16–21.
- [6] 李晓蕾,魏玲,王忠强,等. 基于改进随机森林的电力用户欠费风险分析预警[J]. 电测与仪表,2019,56 (9):56–62.
LI Xiaolei, WEI Ling, WANG Zhongqiang, et al. Arrears risk analysis and early warning of electricity customers-based on optimized random forest [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(9):56–62.
- [7] 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]. Telecommunication Science, 2019, 35(2):125–133.
- [8] 夏洪涛,施永益,凌卫家,等. 电费回收风险预测模型研究与实践[J]. 电力信息与通信技术,2016,14(8): 58–63.
XIA Hongtao, SHI Yongyi, LING Weijia, et al. Research and practice on risk prediction model of electricity tariff recovery[J]. Electric Power Ict, 2016, 14(8):58–63.
- [9] 厉建宾,吴彬彬,朱雅魁,等. 基于大数据分析的客户电费风险预测及防控[J]. 电力大数据,2019,22(2):1–6.
LI Jianbin, WU Binbin, ZHU Yakui, et al. Prediction and prevention of customer electricity risk based on big data analysis[J]. Power Systems And Big Data, 2019, 22(2):1–6.
- [10] 赵永良,秦萱,吴尚远,等. 基于数据挖掘的高压用户电费回收风险预测[J]. 电力信息与通信技术,2015, 13(9):57–61.
ZHAO Yongliang, QIN Xuan, WU Shangyuan, et al. Electricity recovery risk prediction of high-voltage customers based on data mining [J]. Electric Power Ict, 2015, 13(9):57–61.
- [11] 曾铮,刘光明. 集成学习方法在电费回收风险预测中的应用研究[J]. 机电工程技术,2020,49(12):148–150.
ZENG Zheng, LIU Guangming. Application of an ensemble learning method in the risk prediction of electricity tariff recovery [J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2020, 49(12):148–150.
- [12] 赵洪,沈建忠,王俊,等. 基于客户画像与机器学习算法的电费回收风险预测模型及应用[J]. 微型电脑应用,2020,36(2):93–96.
ZHAO Hong, CHEN Jianzhong, WANG Jun, et al. Prediction model of electric charge recycling risk based on customer portrait and machine learning algorithm and its application [J]. Microcomputer Applications, 2020, 36 (2):93–96.
- [13] 涂莹,林士勇,欧阳柳,等. 基于市场细分的逻辑回归模型在电费回收风险预测中的应用研究[J]. 电力需求侧管理,2016,18(4):46–49.
TU Ying, LIN Shiyong, OUYANG Liu, et al. Research on the risk prediction of electricity fee recovery using logistic regression based on the market segmentation theory [J]. Power Demand Side Management, 2016, 18(4):46–49.
- [14] 刘惠,麦展铭,赵海清. 居民客户电费回收风险的预测研究[J]. 统计与咨询,2019(6):39–42.
LIU Hui, MAI Zhanming, ZHAO Haiqing. Prediction research on the risk of electricity charge recovery of residential customers [J]. Statistics and Consultation, 2019 (6):39–42.
- [15] 马慧. 基于经验模态分解和季节调整的组合模型在电力负荷预测中的应用[D]. 兰州:兰州大学,2015.
MA Hui. A combined model based on EMD and seasonal exponential adjustment application in power load forecasting[D]. Lanzhou:Lanzhou University, 2015.
- [16] 夏寒松. 基于动态时间规整的时间序列相似性度量方法研究[D]. 重庆:重庆邮电大学,2021.
XIA Hansong. The method of similarity measurement based on dynamic time warping in time series data [D]. Chongqing:Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [17] 赵佩. 基于SVM与智能算法的智能电网电力负荷预测研究[D]. 青岛:青岛大学,2021.
ZHAO Pei. Research on power load forecasting of smart grid based on SVM and intelligent algorithm[D]. Qingdao: Qingdao University, 2021.

作者简介:

黄华胜(1978),男,安徽巢湖人,高级工程师,研究方向为电力营销数据分析、仿真计算等。

(责任编辑 于丽芳)