

基于改进 FCM 聚类的窃电行为检测

武超飞¹, 孙冲¹, 刘厦², 付文杰¹, 陶鹏¹, 石振刚¹, 张林浩¹

(1. 国网河北省电力有限公司营销服务中心, 河北 石家庄 050021; 2. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100192)

摘要:窃电行为检测的主要目的在于发现窃电用户,降低电力系统运营成本。在此背景下,提出基于改进模糊 C 均值聚类的窃电行为检测模型,包括因子分析、基于改进模糊 C 均值聚类的局部离群因子计算、ROC 曲线模型评价与调参及最佳检测阈值选取等模块,适用于无大量已知窃电用户样本的情况。首先,通过因子分析对用户用电特征(包括用电负荷数据和电能表异常事件)进行维度规约,提升模型检测效率。再利用遗传模拟退火算法对模糊 C 均值聚类算法进行改进,对用户用电特征进行检测。最后与现有成熟算法进行比较,验证该模型对窃电行为具有较高的检测准确度。检测模型可输出所有被测用户用电行为离群度得分和窃电概率排序,利用该文检测模型的输出,能够以较高精度检测出窃电行为用户,根据结果进行现场稽查,可提升反窃电工作效率。

关键词:窃电行为;异常检测;电能表异常事件;离群对象得分;无导师学习;改进模糊 C 均值聚类

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2021.06.020 中图分类号:TM715 文章编号:1673-9140(2021)06-0164-07

Detection of stealing electricity energy based on improved fuzzy C-means clustering

WU Chaofei¹, SUN Chong¹, LIU Sha², FU Wenjie¹, TAO Peng¹,
SHI Zhengang¹, ZHANG Linhao¹

(1. Marketing Service Center, State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Shijiazhuang 050021, China;
2. China Electric Power Research Institute Co., Ltd., Beijing 100192, China)

Abstract: Power stealing detection can find power stealing users efficiently and then reduce the operation cost of the power system. In this paper, a detection model of power stealing behavior based on improved fuzzy c-means clustering is proposed, which is suitable for the situation without many known power stealing user samples. The model includes factor analysis, local outlier calculation based on improved fuzzy c-means clustering, model evaluation and parameter adjustment with ROC curve, and the selection of the best detection threshold. Firstly, through factor analysis, the dimension specification of the user's power consumption characteristics (including power load data and abnormal events of electric energy meter) is carried out to improve the efficiency of model detection. Then, the FCM clustering algorithm integrated with a genetic simulated annealing algorithm is applied to detect the user's power consumption characteristics. Finally, compared with the existing mature algorithm, the result indicates that the model has a high detection accuracy for electricity theft. The detection model can output the power consumption behavior outlier and all the tested users' power stealing probability order. The output of the detection model can detect the power stealing users with high precision. The results can be employed into the field inspection, and the efficiency of anti-stealing work will be improved.

Key words: stealing electricity energy; anomaly detection; the abnormal event of electric energy meter; outlier score; unsupervised learning; improved FCM clustering

窃电行为不仅损害国家和电力经营企业的经济利益,还扰乱正常的供电秩序。窃电过程中违规、不法操作会引起设备损失、人员伤亡,甚至危及电网正常运行^[1]。随着科技的发展,窃电手段不断翻新,窃电案件出现设备智能化、行为隐蔽化、实施规模化、手段专业化等特点,窃电违法犯罪整体呈现蔓延和扩大趋势,成为电力系统一个亟待解决的难题。但现有查窃方法中存在难以定位窃电用户、过于依赖查窃人员经验、逐一排查工作量过大等问题。

目前,国内外研究人员针对窃电行为检测提出了多种解决方法并进行试验研究,现有窃电行为检测的方法主要是基于统计学、各类神经网络和聚类算法等,从样本是否具有结果标签来区分,窃电行为检测方法可以分成有、无导师学习两大类^[2]。其中,有导师学习需要具备结果标签的训练集,即需要事先掌握样本用户是否为窃电用户。文献[2]采用基于网格的聚类算法对用户用电数据进行挖掘分析,得到了样本用户的用电异常度;文献[3]利用离群点算法,对用电信息采集系统中用户用电数据进行测试分析,实现了窃电行为检测;文献[4]为了提高用户用模式的识别效率,利用 Map-Reduce 处理模型和优化的 k 均值算法进行了用电数据分析;文献[5]以支路线损变化率和三相电压、电流的不平衡度作为窃电,用具有双隐含层的 BP 神经网络提高窃电检测的准确性;文献[6]提出一种基于时间窗函数和稀疏随机森林模型的非法用电识别模型。

然而,在窃电行为检测方面的已有研究还存在一些问题。首先,现有异常检测方法主要采用单一算法,在面对信息冗余程度高、用电模式复杂的用电数据时容易陷入局部最优,难以获得理想的检测精度;其次,现有异常检测方法数据来源不足,一般仅限于用户用电量数据。

在窃电行为检测实际应用中,很难获得大量的带结果标签的训练数据。该文重点研究无导师窃电行为检测方法,通过研究分析各用电样本之间的内在联系来识别异常用户,实现窃电行为检测。该文提出的窃电行为检测模型包括因子分析、基于改进聚类的局部离群因子计算、ROC (receiver operat-

ing characteristic curve) 曲线模型评价与调参及最佳阈值选择等模块。首先,针对电力系统客户侧用电行为,利用因子分析法 (factor analysis, FA) 从原始数据 (包括用电负荷数据、电能表异常事件信息) 中提取窃电特征,降低数据维度,简化模型运算复杂度。其次,利用遗传模拟退火算法 (simulated annealing and genetic algorithm, SAGA) 对模糊聚类进行改进,利用改进的模糊 C 均值聚类 (fuzzy c-means clustering, FCM) 对维度规约后的用户用电数据进行检测,计算用户离群得分,改进模型克服了传统单一算法面对信息冗余程度高、用电模式复杂的用电数据时容易陷入局部最优^[7] 的问题,提升了检测精确度。再次,利用检测阈值对应坐标点与完美点的距离选取窃电行为检测模型的窃电检测阈值,利用该窃电检测阈值和用户离群得分实现窃电行为检测。最后,采用 ROC 分析法对改进 FCM 算法与 K -means 聚类及 FCM 算法进行试验对比,验证改进 FCM 算法的检测性能。该文在原始数据中增加用户电能表异常事件 (包括开表盖、恒定磁场干扰、负荷开关拒动、清零) 信息,相较于已有研究大多仅利用用电量数据进行检测情况,丰富了检测维度,有利于提升检测效果。

1 基于遗传模拟退火算法改进的 FCM

1.1 FCM 算法工作原理

FCM 算法为一种广泛应用的聚类方法,是一种可实现每个样本对各聚类中心进行隶属度“打分”的软聚类,其原理如下。

对于一组数据样本 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 设分类数为 c , 相应的 c 个类别设为 $\{C_1, C_2, \dots, C_c\}$, 各类别的聚类中心为 $\{v_1, v_2, \dots, v_c\}$, 其隶属度矩阵 $U = [\mu_{ik}]_{c \times n}$, μ_{ik} 是样本 x_i 对于类 C_k 的隶属度。其目标函数为

$$J_b(\mathbf{U}, \mathbf{v}) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (\mu_{ik})^b (d_{ik})^2 \quad (1)$$

式中 b 为加权指数,一般取值为 $1.5 \sim 3.0$; d_{ik} 为聚类中心和样本间的欧几里得距离。

FCM 聚类利用目标函数对隶属度和聚类中心反复迭代,直至达到收敛条件,取取最优聚类中心矩阵和隶属度矩阵。但是,作为一种局部寻优算法,FCM 聚类对初始聚类中心比较敏感,不合适的初始聚类中心会降低聚类效果。

1.2 基于遗传模拟退火算法改进的模糊聚类

模拟退火算法(simulated annealing, SA)参考具有初始高温物体的自然冷却过程,实现对寻优算法的改进,从而更好的逼近全局最优^[8]。其描述为①设 FCM 初始聚类中心为 V_0 ,初始温度为 T ;②利用蒙特卡洛抽样规则输入 V_0 和 T ,得到当前聚类中心 $V(k)$ 并降温;③判断是否达到停止要求,达到则继续运行,未达到则跳回第 2 步;④输出 $V(k)$ 。

蒙特卡洛抽样规则:

①输入当前聚类 V 和 T ;

②从当前聚类中心 V 的邻域子集中随机抽取一个新解,接收新解的概率为

$$P(V(k) \Rightarrow V') = \begin{cases} 1, & f(V') < f(V(k)) \\ \exp\left[-\frac{f(V) - f(V(k))}{T}\right], & f(V') \geq f(V(k)) \end{cases} \quad (2)$$

其中, $f(V)$ 为 V 的目标函数值;

③返回 $V(k)$ 。

遗传算法(genetic algorithm, GA)参考达尔文进化论中“适者生存”法则,通过复制、交叉、变异将问题解编码表示的“染色体”不断进化,最终收敛到最适应的群体,从而求解最优解,是一种多样本并行计算、自适应优化算法。其算法描述如下。

1)编码。初始化算法染色体,设 FCM 模型初始聚类中心数为 c ,待检测的用户集中用户数为 m ,则每个染色体的维度为 $c \times m$ 。

2)适应度函数。每个个体以式(1)得出的 J_b 为目标函数。

3)按照设置的算法的选择、交叉、变异参数依次实施 3 个过程。

4)判断是否达到停止条件(达到设置精度或最

大遗传代数),若达到则继续,未达到则返回步骤 2。

5)返回当前聚类中心。

GA 具有串集搜索特性。不同于传统优化算法从单个初始值迭代求最优解,GA 从串集开始搜索,利于全局寻优。

该文利用 SAGA 对模糊聚类进行改进,利用改进的 FCM 对用户用电数据进行检测。利用 SA 避免 GA 的早熟,同时,对 FCM 聚类算法进行改进,防止聚类模型掉入局部最优陷阱,从而提升窃电行为检测准确度。

2 基于改进 FCM 的窃电行为检测

2.1 用电数据集维度规约

对用户用电行为的学习辨识需要较长时间的用电量数据以及电能表用电异常事件信息,这会引发数据维度较高的问题,高维数据会增加窃电行为检测模型的学习难度,降低模型计算效率。为了减少用户用电数据中冗余信息、提高检测模型计算效率,该文利用因子分析法对用电负荷数据进行维度规约,因子分析法是从含冗余信息的原始用电数据中提取公共因子的降维技术^[9],其模型表达式为

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{F} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (3)$$

式中 \mathbf{X} 为原始用户用电数据集,设其维度为 p ; \mathbf{F} 为原始用户用电数据集的公共因子,其维度为从原始用电数据中提取的公共因子数 q ; \mathbf{F} 期望为 0,方差等于分量数; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为原始用户用电数据集的特殊因子,且满足 $E(\boldsymbol{\varepsilon}) = 0, D(\boldsymbol{\varepsilon}) = \text{diag}(\rho_1^2, \rho_1^2, \dots, \rho_p^2)$; $\mathbf{A} = [a_{ij}]_{p \times q}$ 为因子载荷矩阵。

2.2 用户用电模式聚类分析

选取 511 个用户连续 7 d 的用电负荷信息,采用基于遗传模拟退火算法改进的模糊聚类模型进行聚类,模型参数设置情况:聚类数为 5,幂指数为 3,最大迭代次数为 100,目标函数的终止容限为 10^{-6} 。

对聚类所得不同簇的用户进行分析,聚类结果共有 5 类,不同分类簇的用户用电负荷一时间曲线具有较明显特征,各类用户的典型负荷曲线如图 1 所示。

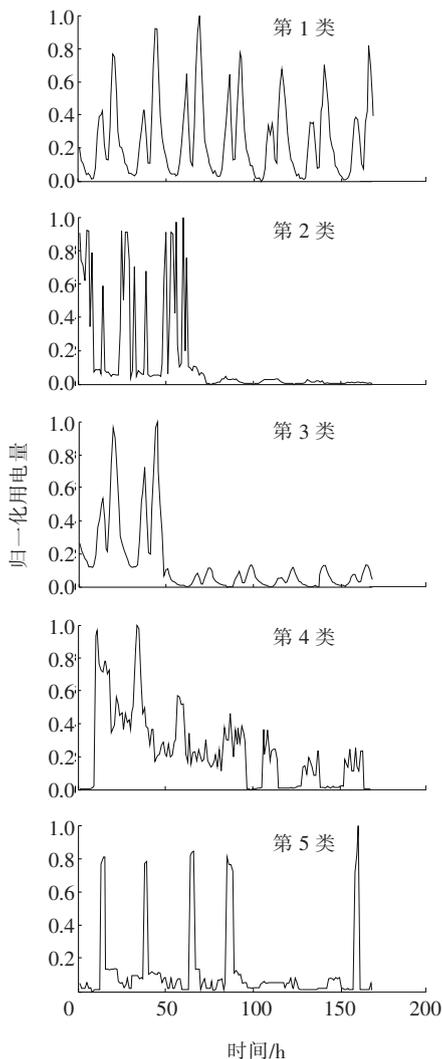


图1 聚类所得各类用户典型负荷曲线
Figure 1 Typical load curves of various users obtained by clustering

分析图1用户用电数据聚类结果:第1类用户用电负荷曲线呈规律性震荡,每天负荷变化不大,为典型的正常用户负荷;第2、3类用户曲线在前期负荷呈不同频率震荡,但在几天后用电平均幅值突然下降至非常小,接近于零,经分析认为该类用户可能采用短接电能表电流采样电阻或短接互感器二次回路等方式进行非法用电;第4类用户负荷曲线与第3类相似,但平均负荷下降后维持在原负荷的一定比例而非接近于零,分析认为该类用户可能采用在电能表电流采样电路两侧并联分流电阻的方法进行非法用电;第5类用电负荷曲线为每日负荷平均幅值变化大,且为阶段性降低和恢复,分析认为该类用户可能采用电表内加装遥控开关进行窃电,但应注

意与节假日用户外出情况相区分。

2.3 模型评价方法

2.3.1 窃电检测混淆矩阵

用户窃电行为检测是一个二元分类问题,即将待检测的行为分成2类:窃电和非窃电用户。因此,对窃电用户检测模型的评估可采用混淆矩阵:

$$\mathbf{M}_c = \begin{bmatrix} P_T & N_T \\ P_F & N_F \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中 P_T 为窃电用户检测为窃电的用户数量; P_F 为非窃电用户被检测为窃电的用户数量; N_F 为窃电用户被检测为非窃电的用户数量; N_T 为非窃电用户被检测为非窃电的用户数量。

该文选取 ROC 曲线分析法中最重要的3个指标,对文中提出的窃电行为检测模型进行综合评价^[10],即 ROC 曲线下与坐标轴围成的面积(area under curve, AUC)、检出率 $P_{T,R}$ 和误检率 $P_{F,R}$,则

$$P_{T,R} = P_T / (P_T + N_T) \quad (5)$$

$$P_{F,R} = P_F / (P_F + N_T) \quad (6)$$

2.3.2 窃电检测阈值选取及 ROC 曲线

窃电检测阈值的选取是判别被检测用户是否窃电的关键。检测阈值选取过小会增加误检率,为现场稽查取证带来不必要的工作量;选取过大会降低检出率,漏检非正常用电用户。为了实现窃电检测阈值的合理选取,该文采用 ROC 曲线分析中的最佳检测阈值计算方法^[10]。该方法计算原理:对用户用电数据集代入检测模型进行检测,ROC 曲线的横坐标为检出率、纵坐标为误检率。当设定某一检测阈值时,检测模型可给出对应的检出率和误检率,即每个检测阈值对应于 ROC 曲线上的一个点。ROC 曲线上坐标(0,1)的点为完美点,该点意味着检出率为100%,误检率为0。因此,对于窃电行为检测模型,定义 ROC 曲线离坐标(0,1)距离最近的坐标点为最佳检测阈值。AUC 为 ROC 曲线与横坐标之间的面积^[11],代表对窃电用户检测为异常程度大于对非窃电用户判定的异常程度的概率,它是评价窃电行为检测模型准确度的重要指标。

2.4 检测模型

首先,该文提出的检测模型将待检测用户的用电数据(包括用电负荷数据、电能表异常事件信息)

利用因子分析法进行维度规约。其次,通过遗传模拟退火算法对 FCM 聚类算法的聚类中心进行优化,建立改进模糊聚类的窃电行为分类模型(SA-GAFCM),并利用该模型对维度规约后的用户用电数据进行检测分析,得到离群对象得分。再次,利用 ROC 曲线和 AUC 对窃电行为检测模型进行评价与参数调整。最后,利用检测阈值对应坐标点与完美点的距离选取窃电行为检测模型的窃电检测阈值,利用用户离群得分对照该窃电检测阈值,可识别待测用户的用电行为是否存在窃电。该检测模型具体流程如下:

1) 选取已知用户用电负荷数据历史 7 d 的每小时用电负荷功率,初始化待检测用户负荷数据集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$, 其中, 向量 $\mathbf{x}_i = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(m)\}$, n 为试验数据集中用户数, i 为用户编号, m 为每个用户中用电数据采样点数;

2) 利用因子分析法对待检测用户负荷数据集进行维度规约,提取 \mathbf{x}_i 的公共因子,将其降维 $\mathbf{X}' = \{x'_i(1), x'_i(2), \dots, x'_i(m')\}$, 其中, \mathbf{X}' 为降维后的用户负荷数据, m' 为降维后的用户负荷数据维度,满足 $m' < m$;

3) 利用 SAGA 对 FCM 分类模型的 c 个初始聚类中心 \mathbf{v} 进行优化,其中 $\mathbf{v} = (v_{ij})_{c \times m'}$;

4) 利用优化后的 FCM 对维度规约后的用户用电数据进行聚类分析,得到每个用户对相应聚类中心的隶属度 μ_i ,取隶属度倒数并进行归一化,定为用户的离群对象得分;

5) 将检测模型得到的检测结果 \mathbf{Y} 与用户实际结果标签 \mathbf{L} 进行比较计算,绘制检测模型的 ROC 曲线并计算 AUC,对窃电行为检测模型进行评价与调参;

6) 寻找 ROC 曲线上与 (0,1) 相距最近的点 p , 以其对应的阈值 γ 作为模型最佳检测阈值。

3 测试与分析

3.1 仿真实验

现有研究多采用美国能源部 2017 年公布的开源用电数据集,该数据集包含了用户连续 1 a 的用

电量数据。但该数据集信息比较单一,仅包含用电量数据。为了验证提出模型的有效性和精确性,该文选取 511 个用户连续 7 d 的用电负荷信息及用户电能表异常事件数据,分别建立随机森林算法、SVM 和 SAGAFCM 共 3 种模型,并分别编写程序对 3 种模型进行实验分析。其中,SAGAFCM 为该文所提出的改进 FCM 检测模型,各模型均采用因子分析对用户的用电量数据降维。

文中的原始用电数据集为连续 7 d、每天 24 个采样点(每个样本 168 个采集点)的用户负荷数据以及电能表开表盖、电能表失压、潮流反向等 8 种电能表异常事件数据,如表 1 所示。对原始用电数据集进行维度规约,利用因子分析法中式(3)进行计算,得到 80 个窃电行为因子,以贡献率最大的前 30 个因子作为检测模型最终的输入数据(贡献率为 0.927 1)。

表 1 电能表异常事件及其说明

Table 1 Abnormal events of electric energy meter and its description

电能表异常事件名称	解释说明
开表盖	电能表表盖被非法开启时记录
失压	电能表电压小于 78% 参比电压且电流大于 5% 额定电流,持续 60 s
过流	电能表电流大于 1.2 倍最大电流,持续 60 s
断相	电能表某一相电压大于 60% 参比电压,电流小于 0.5% 额定电流,持续 60 s
恒定磁场干扰	电能表周围磁感应强度高于 100 mT 时记录
负荷开关误动作	表内负荷开关误动作
清零	电能表事件和电量被清零
潮流反向	总有功功率反向、有功功率大于 0.5% 单相基本功率,持续 60 s

各窃电行为检测模型参数:

1) 随机森林模型的决策树数为 20,特征选择方法为 auto,最大深度为 5,最大份数 32;

2) SVM 模型的最大迭代数为 100,正则化参数为 1,核函数为径向基核函数,核参数为 0.07;

3) SAGAFCM 模型中模糊聚类算法中聚类数为 5,幂指数为 3,最大迭代次数为 100,目标函数的终止容限为 10^{-6} ;模拟退火算法中冷却系数为 0.8,初始温度为 100,终止温度为 10;遗传算法中个体数

目为 60,最大遗传代数为 200,代沟为 0.9,变异概率为 0.05,选择概率为 0.8。

3.2 主要参数分析

在用户用电异常检测分析算法中,主要参数:聚类数、冷却系数、初始温度、终止温度以及个体数目、最大遗传代数。该文对 511 个用户用电数据集进行模型检测,固定其他参数,仅改动某参数来输出检测结果。利用 ROC 分析法,通过计算 AUC 选取合适的参数。试验发现遗传个体数目和最大遗传代数对模型性能影响较大。经测试分析,当遗传算法中个体数目 $S_i=60$ 、最大遗传代数 $M_a=200$ 时,聚类效果较好,较好地识别出了窃电用户,不同参数的模型检测结果如图 2 所示。

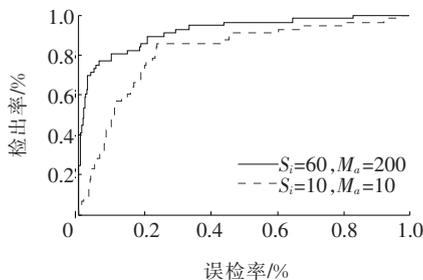


图 2 不同模型参数下 ROC 曲线

Figure 2 ROC curves under different model parameters

3.3 不同聚类方法测试结果对比分析

在基于聚类技术的窃电行为检测分析算法中,由于不同的聚类技术对用户用电行文的辨别存在差异,故选取合适的聚类算法对提高窃电行为检测准确度具有重要意义。因此,选择随机森林算法、SVM 作为该文检测模型的对比方法,采用 ROC 分析法和最佳检测阈值曲线对 3 种窃电行为检测算法进行试验对比,ROC、检测阈值曲线分别如图 3、4 所示,详细检测数据如表 2 所示。

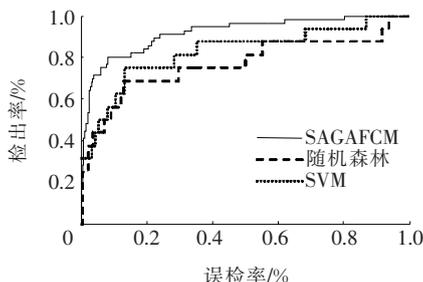


图 3 不同检测模型下 ROC 曲线

Figure 3 ROC curves under different detection models

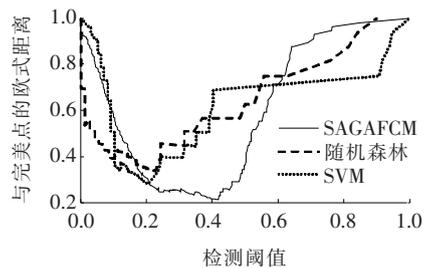


图 4 不同检测模型下检测阈值曲线

Figure 4 Detection threshold curves under different detection models

表 2 不同聚类算法测试结果

Table 2 Test results of different clustering algorithms

算法	检出率/ %	误检率/ %	AUC	最佳阈值与 理想点距离
随机森林	68.75	12.71	0.762 6	0.337 6
SVM	75.00	13.29	0.814 2	0.283 2
SAGAFCM	80.36	8.35	0.915 5	0.212 5

结合图 2、3 和表 2 综合分析可知:随机森林、SVM 和 SAGAFCM 模型对测试样本中窃电行为的检测均有不错的效果,SAGAFCM 的 AUC 指标略优于随机森林和 SVM,且 SAGAFCM 最佳阈值与理想点距离小于其他 2 种算法,故表明该文提出的 SAGAFCM 检测模型对窃电行为检测效果要优于随机森林和 SVM。这是由于 SAGAFCM 检测模型对初始聚类中心进行了优化,利用遗传模拟退火算法的全局寻优特点,克服了传统单一算法面对信息冗余程度高、用电模式复杂的用电数据时容易陷入局部最优的问题,取得了更好的窃电行为检测效果。

4 结语

该文主要研究了无导师学习检测方法,在无大量已知窃电样本的情况下,通过分析用户样本与总体之间的关系来找出离群对象,识别出窃电行为。提出的基于改进模糊聚类的窃电行为识别模型包括因子分析、基于改进聚类的局部离群因子计算、ROC 曲线模型评价与调参及最佳阈值选择等模块。

1)相较于原有用电量数据检测,在原始数据中增加用户电能表异常事件信息,有利于提高窃电检测准确度。

2)因子分析可实现用户用电特征的维度规约,减少原始用电数据之间的信息冗余。

3)利用 SAGA 对 FCM 聚类算法进行改进,通过 SAGA 优化聚类算法的初始聚类中心,可显著提升窃电行为检测准确度。个体数目和最大遗传代数 是模型的重要参数,其取值均会影响检测精度。

4)模型的 ROC 曲线在误检率较小时具有很大的陡度,而随着误检率的增加逐渐平缓,模型 AUC 值为 0.915 5。说明利用该文检测模型的输出,可检测出大部分窃电用户,且只包含较少的正常用户。将该文模型输出结果应用于现场稽查,可提升反窃电工作效率。

后续随着窃电样本的收集,该文将研究有、无导师学习的组合检测模型,并研究分布式架构计算技术,以提高窃电行为检测精度和速度。

参考文献:

- [1] 杨学良,陶晓峰,熊霞,等.基于深度森林算法的窃电行为检测方法研究[J].智慧电力,2019,47(10):85-92.
YANG Xueliang,TAO Xiaofeng,XIONG Xia,et al. Detection method for electricity theft based on deep forest algorithm[J]. Smart Power,2019,47(10):85-92.
- [2] 庄池杰,张斌,胡军,等.基于无监督学习的电力用户异常用电模式检测[J].中国电机工程学报,2016,36(2):379-387.
ZHUANG Chijie,ZHANG Bin,HU Jun,et al. Anomaly detection for power consumption patterns based on unsupervised learning[J]. Proceedings of the CSEE,2016,36(2):379-387.
- [3] 程超,张汉敬,景志敏,等.基于离群点算法和用电信息采集系统的反窃电研究[J].电力系统保护与控制,2015,43(17):69-74.
CHENG Chao,ZHANG Hanjing,JING Zhimin,et al. Study on the anti-electricity stealing based on outlier algorithm and the electricity information acquisition system[J]. Power System Protection and Control,2015,43(17):69-74.
- [4] 赵莉,候兴哲,胡君,等.基于改进 K-means 算法的海量智能用电数据分析[J].电网技术,2014,38(10):2715-2720.
ZHAO Li,HOU Xingzhe,HU Jun,et al. Improved K-means algorithm based analysis on massive data of intelligent power utilization[J]. Power System Technology,2014,38(10):2715-2720.
- [5] 黄星知,杨奕纯,杨兰,等.基于 BP 神经网络的配电网防窃电降线损研究[J].电力科学与技术学报,2019,34(4):143-147.
HUANG Xingzhi,YANG Yichun,YANG Lan,et al. Study of anti-power theft and line loss reduction for power distribution network based on BP neural network [J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2019,34(4):143-147.
- [6] 许刚,谈元鹏,戴腾辉.稀疏随机森林下的用电侧异常行为模式检测[J].电网技术,2017,41(6):1964-1971.
XU Gang,TAN Yuanpeng,DAI Tenghui. Sparse random forest based abnormal behavior pattern detection of electric power user side[J]. Power System Technology,2017,41(6):1964-1971.
- [7] 曹敏,邹京希,魏龄,等.基于 RBF 神经网络的配电网窃电行为检测[J].云南大学学报(自然科学版),2018,40(5):872-878.
CAO Min,ZOU Jingxi,WEI Ling,et al. Detection of power theft behavior of distribution network based on RBF neural network[J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition),2018,40(5):872-878.
- [8] 段旭晨,彭道刚,姚峻,等.基于 SA-PSO-AHP 的火电厂控制系统信息安全威胁评估[J].中国电力,2019,52(5):29-35.
DUAN Xuchen,PENG Daogang,YAO Jun,et al. Assessment on the threat to the information security of power plant control system based on SA-PSO-AHP method[J]. Electric Power,2019,52(5):29-35.
- [9] 施佳君,秦川,鞠平,等.一种变电站负荷行业构成比例估算方法[J].电力自动化设备,2019,39(10):201-207+223.
SHI Jiajun,QIN Chuan,JU Ping,et al. Estimation method of industry composition of substation loads[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(10):201-207+223.
- [10] 张承智,肖先勇,郑子萱.基于实值深度置信网络的用户侧窃电行为检测[J].电网技术,2019,43(3):1803-1091.
ZHANG Chengzhi,XIAO Xianyong,ZHENG Zixuan. Electricity theft detection for customers in power utility based on real-valued deep belief network[J]. Power System Technology,2019,43(3):1803-1091.
- [11] 田力,向敏.基于密度聚类技术的电力系统用电量异常分析算法[J].电力系统自动化,2017,41(5):64-70.
TIAN Li,XIANG Min. Abnormal power consumption analysis based on density-based spatial clustering of applications with noise in power systems[J]. Automation of Electric Power Systems,2017,41(5):64-70.