

# 基于单分类结合模糊宽度学习的负荷辨识方法\*

王毅<sup>1</sup>,王萧阳<sup>1</sup>,李松浓<sup>2</sup>,陈涛<sup>2</sup>,侯兴哲<sup>2</sup>,付秀元<sup>3</sup>

(1.重庆邮电大学通信与信息工程学院,重庆400065;

2.国网重庆市电力公司电力科学研究院,重庆400014;3.国家电投集团数字科技有限公司,北京100080)

**摘要:**非侵入式负荷监测是智能用电的关键技术,有助于加强负荷侧管理,提高用电效率。随着电力负荷类型和数量的迅速增加,当模型中接入训练样本之外的未知电器时会导致模型误判,降低负荷识别的准确性。为了提高负荷识别模型的稳定性以及识别精度,提出一种单分类结合模糊宽度学习的电力负荷识别方法。首先,构建负荷特征库实现多负荷识别;然后,通过单分类K近邻方法进行样本筛选,排除未知电器的干扰;最后,提出一种基于模糊宽度学习系统的负荷识别方法解决识别模型复杂度高、识别速率慢的问题。实验结果表明,所提出的算法能够快速有效地识别电力负荷。

**关键词:**非侵入式负荷辨识;电流稳态特征;模糊宽度学习;单分类K最邻近;TS模糊系统

中图分类号:TN911.72;TM714

文献标识码:A

DOI:10.16157/j.issn.0258-7998.212334

中文引用格式:王毅,王萧阳,李松浓,等.基于单分类结合模糊宽度学习的负荷辨识方法[J].电子技术应用,2022,48(5):51-55,60.

英文引用格式:Wang Yi,Wang Xiaoyang,Li Songnong,et al. Load identification method based on one class classification combined with fuzzy broad learning[J]. Application of Electronic Technique,2022,48(5):51-55,60.

## Load identification method based on one class classification combined with fuzzy broad learning

Wang Yi<sup>1</sup>, Wang Xiaoyang<sup>1</sup>, Li Songnong<sup>2</sup>, Chen Tao<sup>2</sup>, Hou Xingzhe<sup>2</sup>, Fu Xiuyuan<sup>3</sup>

(1.Communication and Information Engineering College,Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2.Chongqing Electric Power Research Institute,Chongqing 400014, China;

3.State Power Investment Group Digital Technology Co.,Ltd.,Beijing 100080, China)

**Abstract:** Non-Intrusive Load Monitoring(NILM) is a key technology for smart electricity consumption, which helps strengthen load-side management and improve electricity efficiency. With the rapid increase of power load types and quantities, when unknown electrical appliances outside the training sample are connected to the model, it will cause the model to misjudge and reduce the accuracy of load identification. In order to improve the stability and accuracy of the load identification model, a power load identification method combining single classification and fuzzy broad learning is proposed. The one-class K-nearest neighbor method is used to screen samples to detect unknown electrical appliances and control the risk of misjudgment. Considering the recognition rate and model complexity, the fuzzy broad learning system is used to classify and recognize the screened samples. The experimental results show that the algorithm proposed in this paper can effectively detect unknown electrical appliances, prevent model misjudgment, and get better results for both single-load and multi-load switching.

**Key words:** non-intrusive load identification; steady-state feature of load current; fuzzy broad learning system; one class K-nearest neighbor; TS fuzzy system

### 0 引言

电力是推进工业社会发展的主要能源之一。在智能电网<sup>[1-2]</sup>的建设中,非侵入式负荷监测(Non-Intrusive Load Monitoring, NILM)<sup>[1-2]</sup>具有较高的研究价值和广阔的

应用前景。NILM通过用户负荷信息挖掘,可以有效缓解能源危机,节能减耗,提高经济效益。不同于侵入式方法,NILM技术通过在主电能输入端安装监测设备来获取总用电信息从而识别用户的负荷类型和工作状态,提高了测量设备安全性,具有成本低、维护方便等优点。因此,NILM将会是今后电力测量方向发展的主流趋势,在

\* 基金项目:重庆市自然科学基金项目(cstc2016jcyjA0214)

电力需求侧管理技术发展以及智能电网的建设上具有重要意义。

非侵入式负荷识别方法相比于侵入式方法由于其安装便利、成本低等特点引起了更多学者的关注,取得了较多的研究成果。文献[3]引入了总谐波失真识别功率相近的电力负荷;文献[4]通过提取负荷的暂态特征,计算贴近度进行负荷识别,但暂态特征对采样频率要求较高;文献[5]采用了V-I轨迹及深度学习的方法进行负荷识别,取得了较好的识别效果,但高频数据的V-I轨迹计算量较大;文献[6]通过将K最邻近方法与核Fisher判别相结合,控制误判风险,提高识别能力及识别速率;文献[7]通过提取负荷的有功功率与无功功率,并采用人工神经网络的方法进行识别,但识别率不高。

目前研究大都只考虑了基于已知样本的负荷识别,但未知负荷检测能力是非侵入式负荷设备在实际环境能够稳定运行的最低要求<sup>[8]</sup>;同时考虑到非侵入式负荷监测算法的可实现性,需要权衡分类模型的复杂度以及分类能力。针对以上问题,本文提出一种基于单分类结合模糊宽度学习的负荷识别算法。通过单分类K近邻(One Class K-Nearest Neighbor, OC-KNN)算法<sup>[9]</sup>进行未知负荷检测,保证模型在未知负荷干扰下的负荷识别正确率。将模糊宽度学习系统(Fuzzy Broad Learning System, FBLS)<sup>[10]</sup>作为分类算法,兼顾模型的复杂度与识别准确率,提升算法的可实用性。实验表明,本文算法能够有效提高动态环境下负荷识别模型的稳定性,并且具有较高的识别率和识别速率。

### 1 基于 OC-KNN 的未知电器检测方法

#### 1.1 单分类基本原理

当样本类别无穷多时,相比于传统分类器,单分类器具有更好的表现。单分类器是针对只包含正样本的数据集所使用的分类方法,它将已有样本归为正样本,未知样本全部归为负样本,并试图从训练集中寻找模式,从而从相对范围的假设空间中有效地将正样本和潜在的负样本分开。单分类方法只关注与样本的相似性或匹配程度,对于未知的部分不进行划分,在离群点和异常点检测方面有广泛的应用。

#### 1.2 基于 OC-KNN 的未知负荷检测原理

现有的负荷识别模型都只针对已知的负荷类型进行识别,如果在模型中接入未知电器极有可能导致错误的分类结果。由于此时未知电器的类别是无穷多的,传统分类器无法进行分类,因此本文基于单分类方法将已知的负荷样本作为正样本进行建模,负荷识别前,判断测试样本是否属于同类别的正样本,以此达到未知电器检测的目的。考虑到模型复杂度,本文选择K最邻近方法作为单分类方法,提出一种基于OC-KNN的样本筛选方法筛选未知负荷,提高负荷识别模型的稳定性。其算法步骤如下:

(1)对待测负荷样本  $A=[a_1, a_2, \dots, a_n]$ , 在训练样本中寻找一个距离最近的样本  $B=[b_1, b_2, \dots, b_n]$ , 计算出待测样本  $A$  与训练样本  $B$  之间的特征距离, 即待测距离  $d_1$ :

$$d_1 = \|A - B\|_1 \quad (1)$$

(2)在训练样本中找出与  $B$  最近的  $K_{NV}$  个样本点组成集合  $C=\{C_1, C_2, \dots, C_{K_{NV}}\}$ , 计算出样本点  $B$  与集合  $C$  中各个元素的特征距离的平均值, 即类内距离  $d_2$ :

$$d_2 = \frac{1}{K_{NV}} \sum_{i=1}^{K_{NV}} \|B - C_i\|_1 \quad C_i \in C; i=1, 2, \dots, K_{NV} \quad (2)$$

(3)通过距离大小进行类别判断, 当  $d_1 \leq d_2$  时, 待测样本划分为正类别; 反之, 待测样本归为负类别, 即未知电器。

### 2 宽度学习

神经网络在多分类任务上取得了较好的效果, 是非侵入式负荷辨识研究中常用的方法之一, 但由于其容易陷入局部最优使得分类效果不太理想。因此近年来越来越多的学者将深度学习<sup>[11]</sup>应用到负荷识别领域。虽然深度网络在分类效果及特征选择上效果显著, 但其复杂的网络结构、大量的网络参数导致模型训练极为耗时。针对这一问题, 宽度结构<sup>[12]</sup>由于没有多层连接, 不需要利用梯度下降来更新权值, 具有较快的计算速度, 并且在宽度学习系统(Broad Learning System, BLS)中引入 Takagi-Sugeno(TS)模糊系统<sup>[13]</sup>代替特征节点后, 在兼顾计算速度的同时提高了模型的分类能力。

#### 2.1 FBLS 模型

FBLS 结构如图 1 所示, 从图中可以看出其主要由模糊系统、增强节点、系统输出三部分组成。模糊宽度学习在宽度学习的基础上引入一组一阶 TS 模糊子系统代替特征节点, 与传统神经网络通过增加层数来获得对非线性问题更好的逼近效果不同, FBLS 充分利用模糊系统以及非线性激活函数的非线性近似能力来达到这一目的。因此, FBLS 在取得相同逼近效果的情况下具有更简单的网络结构, 大大降低了模型复杂度, 具有较强的可实现性。并且由于其网络参数可基于伪逆快速计算, 模型更新快, 能够更好地适应动态负荷环境中的新增负荷。

FBLS 的模糊系统如图 2 所示, 在接收输入数据后,

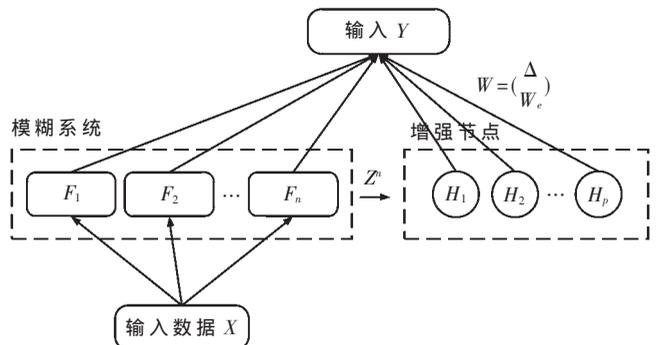


图 1 FBLS 模型

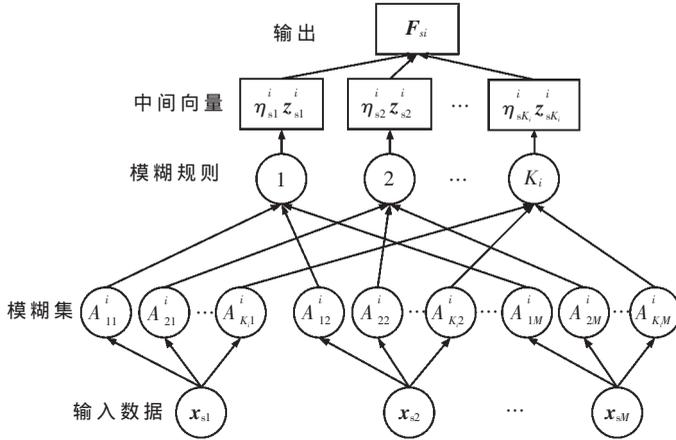


图2 TS模糊模型

经过模糊规则可产生临时向量  $z_{sk}^i$  和规则权重  $\eta_{sk}^i$  两个参量,  $z_{sk}^i$  表示输入数据经线性映射后的临时向量,  $\eta_{sk}^i$  表示模糊规则激活程度的加权权重, 其定义如式(3)、式(4)所示:

$$z_{sk}^i = f_k^i(x_{s1}, x_{s2}, \dots, x_{sM}) = \sum_{t=1}^M \alpha_{kt}^i(x_{st}) \quad (3)$$

$$\eta_{sk}^i = \frac{\prod_{t=1}^M \mu_{kt}^i(x_{st})}{\sum_{k=1}^{K_i} \prod_{t=1}^M \mu_{kt}^i(x_{st})} \quad (4)$$

式中,  $k=1, 2, \dots, K_i$ , 表示第  $i$  个子系统中的模糊规则数;  $\alpha_{kt}^i$  服从  $[0, 1]$  内的均匀分布;  $M$  为样本特征数;  $\mu_{kt}^i(x)$  为高斯隶属函数。对所有训练样本, 含有  $n$  个模糊子系统的模糊系统的输出为:

$$F^n = \sum_{i=1}^n F_i = \sum_{i=1}^n D \Omega^i \delta^i = D(\Omega^1, \dots, \Omega^n) \begin{bmatrix} \delta^1 \\ \vdots \\ \delta^n \end{bmatrix} \triangleq D \Omega \Delta \in R^{N \times C} \quad (5)$$

式中,  $D = \text{diag}\{\sum_{t=1}^M \alpha_{kt}^i x_{1t}, \dots, \sum_{t=1}^M \alpha_{kt}^i x_{Nt}\}$ 。对第  $i$  个子系统,  $\Omega^i$  为规则权重  $\eta_{sk}^i$  组成的矩阵,  $\delta^i$  为参数  $\delta$  构成的矩阵,  $\Omega$  为  $\Omega^i$  组成的矩阵,  $\Delta$  为  $\delta^i$  组成的矩阵, 即:

$$\Omega = \begin{bmatrix} \eta_{11}^i & \dots & \eta_{1K_i}^i \\ \vdots & & \vdots \\ \eta_{N1}^i & \dots & \eta_{NK_i}^i \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\delta^i = \begin{bmatrix} \delta_{11}^i & \dots & \delta_{1C}^i \\ \vdots & & \vdots \\ \delta_{K_i1}^i & \dots & \delta_{K_iC}^i \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\Omega = (\Omega^1, \Omega^2, \dots, \Omega^n) \in R^{N \times (K_1 + K_2 + \dots + K_n)} \quad (8)$$

$$\Delta = ((\delta^1)^T, (\delta^2)^T, \dots, (\delta^n)^T)^T \in R^{(K_1 + K_2 + \dots + K_n) \times C} \quad (9)$$

## 2.2 算法流程

本文提出的负荷辨识算法流程如图3所示, 可分为训练阶段以及识别阶段两部分。训练阶段通过在电力端口处采集单负荷的稳态电流波形, 基于稳态电流的叠加性, 提取1~9次奇次谐波<sup>[14]</sup>作为负荷特征, 构建包含单负荷类型及多负荷组合类型的负荷特征库, 用于训练分类模型, 并且模型可根据负荷特征库的扩展及时进行更新。识别阶段首先进行事件检测并对待测负荷提取特征, 然后通过OC-KNN算法进行未知负荷检测, 最后对检测为已知负荷的样本通过FBLS进行分类, 输出负荷识别的结果。

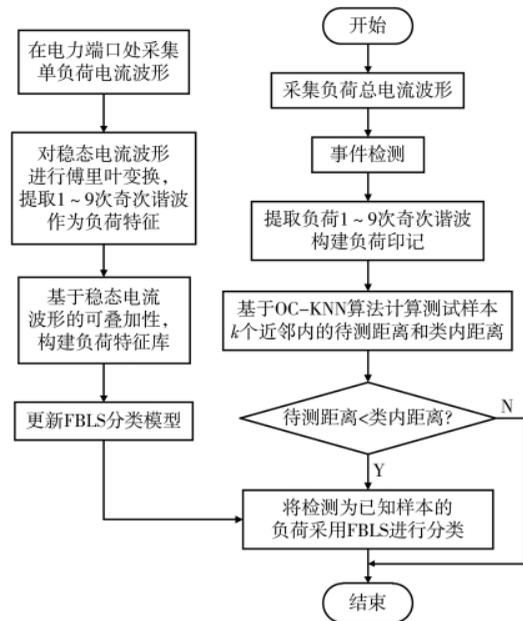


图3 算法流程图

## 3 实验分析

### 3.1 数据采集

本文采用 PicoScope 5442A 型示波记录仪采集负荷稳态电流波形, 用于负荷分析以及辨识研究。选取 25 W 调光灯、笔记本电脑、100 W 白炽灯、吹风机、烧水壶、烘干机等具有代表性的电器作为负荷识别对象, 其中调光灯以及笔记本代表低功率电器, 具有相似的电流波形; 吹风机具有多个挡位, 并且吹风机热风挡与烧水壶具有相近的功率和类似的电流波形, 可以增大负荷识别的难度。选取采样频率为 5 000 Hz, 基波频率为 50 Hz (周期为 0.02 s), 即每个周期采集 100 个点, 每组数据包含 10 个周期即 1 000 个采样点, 共采集 1 050 组单负荷数据, 以此为基础建立负荷特征库, 并采集各类负荷投切前后稳态电流波形各 100 组, 提取投切前后波形差值构成测试集。

### 3.2 实验数据集

通过采集已获得 1 050 × 1 000 的训练数据集, 包含 7 种负荷, 每种负荷 150 组数据, 共 1 050 组, 每组数据包

含 1 000 个时域数据点;测试数据集维度为 700×1 000, 每种负荷 100 组,共 700 组。

基于稳态电流的叠加性,由单负荷数据可构建出多负荷样本的数据集,本文仅考虑两负荷叠加的情况,叠加后训练集数据维度为 4 200×1 000,包含采集的 7 种单负荷以及 21 种多负荷组合数据,每种数据 150 组;同理,测试集为 2 800×1 000 共 2 800 组数据,每种负荷 100 组。

将采集的数据导入 PC 端进行特征提取,通过离散傅里叶变换提取负荷的奇次谐波作为负荷特征进行负荷辨识,本文选取 1~9 次谐波中的奇次谐波作为负荷特征,因此负荷训练数据集矩阵为 4 200×5,测试数据集矩阵为 2 800×5。

### 3.3 未知负荷检测

为了避免未知电器接入产生误判,提高动态环境负荷识别模型的稳定性,未知负荷检测是非侵入式负荷监测设备的必备能力。本文通过 OC-KNN 算法对未知电器进行检测。基于 OC-KNN 的未知负荷检测原理主要是考虑待测样本与局部样本的分布关系,因此  $K_{NV}$  值的选取不应过大,本文通过 4 折交叉验证的方式评估 1~30 范围内的  $k$  值对识别率的影响。当  $K_{NV} \in [1, 25]$  时,本文算法对  $k$  值具有较好的鲁棒性,为避免  $K_{NV}$  值过小陷入欠拟合,本文  $K_{NV}$  值设置为 20。从测试集中选择每种已知电器部分特征数据与未知电器共同构成未知电器检测测试集,每组测试集包含 80 个样本,前 70 样本为已知电器,其余为未知样本,未知样本包含各种类型的负荷以验证算法的适用性。

由图 4 可知,通过比较待测样本  $x_s$  的待测距离  $d_1$  和类内距离  $d_2$  能够检测出未知电器。当待测距离  $d_1$  小于类内距离  $d_2$ ,识别为正样本,即已知电器;对未知电器来说,待测距离  $d_1$  明显大于类内距离  $d_2$ ,能够有效检测出

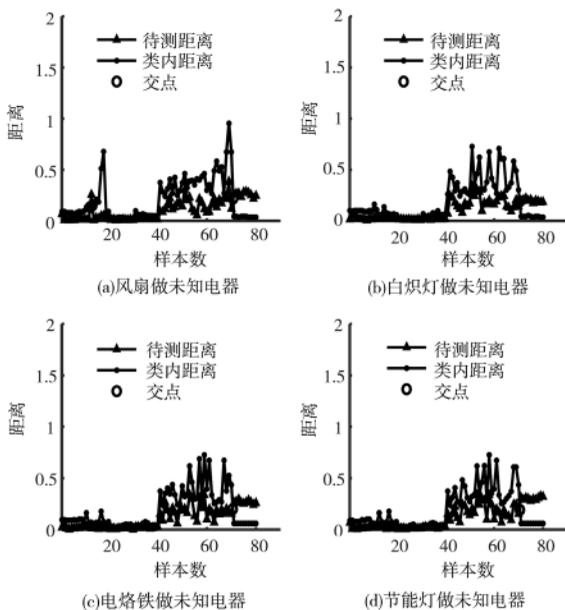


图 4 未知负荷检测

未知电器的接入。综上可知,本文算法对未知负荷具有很高的检测精度,并且对已知电器也有较高的识别率,有效解决了未知负荷检测时已知负荷的误判问题。

为了体现算法的有效性,在保证未知电器识别准确率的前提下,对比于支持向量域描述(Support Vector Domain Description, SVDD)单分类方法。两种方法对未知电器都达到 100% 的识别率,但 OC-KNN 相比于 SVDD 训练的固定边界具有更好适应性,因此在正样本上具有更高的辨识度,结果如表 1 所示。

表 1 SVDD 与 OC-KNN 识别率对比 (%)

算法	未知负载种类	正类别识别率	负类别识别率	总样本识别率
SVDD	风扇	91.4	100	92.5
	白炽灯	88.5	100	90
	电烙铁	85.7	100	87.5
	LED 灯	87.1	100	88.7
OC-KNN	风扇	97.1	100	97.5
	白炽灯	100	100	100
	电烙铁	100	100	100
	LED 灯	100	100	100

### 3.4 负荷辨识分析

本文采用过零点检测提取负荷投切前后的稳态电流波形差值进行谐波提取,构成负荷识别的测试集进行负荷辨识分析。FBLIS 的负荷分类模型需要设置模糊子系统数  $N_i$ 、模糊系统中的模糊规则数  $N_r$  以及增强节点数  $N_e$ 。本文参数参考文献[10]进行设置,其中  $N_i=10$ ,  $N_r=6$ ,  $N_e=6$ 。

首先测试单个负荷的识别情况,分类结果如图 5 所示。其中,1 为 25 W 调光灯、2 为笔记本电脑、3 为 100 W

实际类别	1	2	3	4	5	6	7	识别率
1	100 14.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	0 0.0%	100 14.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	100 14.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	98 14.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.3%	100 14.3%	0 0.0%	1 0.1%	97.1% 2.9%
6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100 14.3%	0 0.0%	100% 0.0%
7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	99 14.1%	100% 0.0%
总计	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	98.0% 2.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	99.0% 1.0%	99.6% 0.4%

图 5 单负荷识别

白炽灯、4 为吹风机、5 为吹风机热风挡、6 为烧水壶、7 为烘干机,由图可知,FBLs 在单负荷识别上能够取得较好的效果,多种电器都能达到 100% 的正确率,吹风机也有较高的识别率,由于本文算法是基于稳态电流提取特征,因此在时变的变频电器识别上存在一定问题。

为了验证本文算法识别多负荷组合的能力,对负荷特征库中的 21 种多负荷组合进行识别验证,其中 A1 为调光灯+笔记本,A2 为调光灯+白炽灯,A3 为调光灯+吹风机,A4 为调光灯+吹风机热风挡,A5 为调光灯+烧水壶,A6 为调光灯+烘干机,A7 为笔记本+白炽灯,A8 为笔记本+吹风机,A9 为笔记本+吹风机热风挡,A10 为笔记本+烧水壶,A11 笔记本+烘干机,A12 白炽灯+吹风机,A13 白炽灯+吹风机热风挡,A14 白炽灯+烧水壶,A15 白炽灯+烘干机,A16 为吹风机+吹风机热风挡,A17 为吹风机+烧水壶,A18 为吹风机+烘干机,A19 为吹风机热风挡+烧水壶,A20 吹风机热风挡+烘干机,A21 烧水壶+烘干机。识别结果如表 2 所示。

表 2 多负荷识别 (%)

组合	正确率	组合	正确率
A1	100	A12	100
A2	100	A13	95
A3	100	A14	93
A4	96	A15	99
A5	91	A16	97
A6	93	A17	94
A7	99	A18	100
A8	98	A19	99
A9	97	A20	97
A10	93	A21	97
A11	98		

从实验结果可知,本文算法能够应对多负荷投切情况,所有负荷组合均能达到 90% 以上的正确率,并且总体识别率达到了 97%。

### 3.5 算法对比

为了进一步验证算法的有效性,在单负荷投切环境下与文献[15]中采用的 GRNN 分类算法、文献[16]中采用的随机森林算法,从识别率、训练时间、识别时间三方面进行对比,结果如表 3 所示。

表 3 识别效果对比

算法	识别率/%	训练时间/ms	识别时间/ms
文献[15]	98.9	310	182
文献[16]	98.7	2 610	208
本文算法	99.6	216	205

从表 3 中可以看出,本文算法在总体识别率上达到了 99.6%,高于 GRNN 和随机森林算法;在训练速度上,随机森林算法由于大量决策树参数导致模型更新较慢,

GRNN 只需计算平滑因子,本文算法通过伪逆快速计算模型参数,因此都具有较快的训练速度;在识别速度上,GRNN 最优但总体差距较小。通过对比可得,本文算法负荷识别率高,并且兼顾了训练时间与识别时间,使其不仅能够及时更新模型以适应动态环境中的新增负荷,而且能够实现对负荷环境的实时监测,使得模型更适合于负荷监测的实际应用。

### 4 结论

本文以负荷稳态电流的 1~9 次奇次谐波为基础构建负荷特征库,考虑面向动态环境的负荷识别算法。针对未知负荷的干扰,本文提出通过 OC-KNN 进行未知负荷检测,提升负荷识别算法的鲁棒性;考虑新增负荷的识别问题,本文将 OC-KNN 与 FBLs 相结合,只需更新新负荷特征库即可快速更新识别模型,提升算法的可扩展性。

经实验验证,本文算法能够有效检测出未知电器,并且随着负荷特征库的扩展,能够快速更新模型,同时具有较高的识别率。

### 参考文献

- [1] 曹美晗.几种典型负荷建模及其非侵入式监测研究[D].北京:华北电力大学,2018.
- [2] 邓晓平,张桂青,魏庆来,等.非侵入式负荷监测综述[J].自动化学报,2022,48(3):644-663.
- [3] 孙毅,赵璐,赵洪磊,等.基于动态自适应粒子群算法的非侵入式家居负荷分解方法[J].电网技术,2018,42(6):9-17.
- [4] 高云,杨洪耕.基于暂态特征贴适度匹配的家用户荷识别[J].电力系统自动化,2013,37(9):54-59.
- [5] 王守相,郭陆阳,陈海文,等.基于特征融合与深度学习的非侵入式负荷辨识算法[J].电力系统自动化,2020,44(9):103-110.
- [6] 宋旭帆,周明,涂京,等.基于 k-NN 结合核 Fisher 判别的非侵入式负荷检测方法[J].电力系统自动化,2018,42(6):73-80.
- [7] BIANSONGNERN S,PLANGKLANG B.Non intrusive load monitoring using an artificial neural network in embedded system with low sampling rate[C]//International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology,2016:1-4.
- [8] 郭红霞,陆进威,杨苹,等.非侵入式负荷监测关键技术研究综述[J].电力自动化设备,2021,41(1):135-146.
- [9] 张著英,黄玉龙,王翰虎.一个高效的 KNN 分类算法[J].计算机科学,2008,35(3):170-172.
- [10] FENG S,CHEN C.Fuzzy broad learning system:a novel neuro-fuzzy model for regression and classification[J].IEEE Transactions on Cybernetics,2020,50(2):414-424.
- [11] 燕续峰,翟少鹏,王治华,等.深度神经网络在非侵入式负荷分解中的应用[J].电力系统自动化,2019,43(1):126-132.

(下转第 60 页)

## 参考文献

[1] 马振涛,李奇颖.基于数据湖的智慧电厂 IMS 平台建设及应用[J].中国信息化,2020(12):84-85.  
 [2] 赵东.火力发电厂中智慧电厂存在的问题和优化对策研究[J].电气技术与经济,2020(6):9-11.  
 [3] 梁涛,李宗琪,姜文.火电厂智能化远程管理云平台系统设计[J].中国测试,2020,46(2):103-109.  
 [4] 杨新民,曾卫东,肖勇.火电站智能化现状及展望[J].热力发电,2019,48(9):1-8.  
 [5] 王瞳,杨爽.火电机组智能发电控制系统架构简述[J].东北电力技术,2021,42(3):44-46.  
 [6] 赵志楠.电厂热控自动化系统稳定性研究[J].技术与市场,2021,28(1):144-145.  
 [7] 王志纲,范秋香,马高衔.火电厂燃料智能化采制样系统平衡风装置研究[J].电力科技与环保,2020,36(6):58-59.  
 [8] 王邓.基于数字化形势下的火电厂智能化转型分析[J].中国新通信,2017,19(2):81.  
 [9] 黄刘松.浅析大数据平台在火电机组的应用前景[J].科学技术创新,2019(32):58-60.  
 [10] 李林枫,黄晶晶,李琳.工业控制系统安全分析及渗透测试经验分享[J].自动化博览,2021,38(1):48-53.

[11] 刘蔚棣,郭乔进.工业控制系统安全发展综述[J].信息化研究,2021,47(1):1-9.  
 [12] 赵悦琪,赵德政,林浩.工业控制系统安全防护体系研究[J].电子技术应用,2021,47(1):69-72.  
 [13] 邵诚,钟梁高.一种基于可信计算的工业控制系统信息安全解决方案[J].信息与控制,2015,44(5):628-633.  
 [14] 倪旻,范菁,李晨光.工业控制系统信息安全防护技术研究综述[J].云南民族大学学报(自然科学版),2020,29(6):619-627.  
 [15] 丰大军,张晓莉,杜文玉,等.安全可信工业控制系统构建方案[J].电子技术应用,2017,43(10):74-77.

(收稿日期:2021-08-10)

## 作者简介:

王翔(1989-),男,博士,工程师,主要研究方向:工控信息化建设、网络安全等方面咨询设计。

申志伟(1980-),男,博士,正高级工程师,主要研究方向:云计算、网络安全、人工智能、大数据应用、移动互联网等产品研发。

朱肖曼(1979-),女,硕士,高级工程师,主要研究方向:网络安全、通信网络等。



扫码下载电子文档

(上接第 55 页)

[12] CHEN C, LIU Z. Broad learning system: an effective and efficient incremental learning system without the need for deep architecture[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(99): 10-24.  
 [13] 张红斌.电力系统负荷模型结构与参数辨识的研究[D].北京:华北电力大学,2003.  
 [14] LE T, KANG H, KIM H. Household appliance classification using lower odd-numbered harmonics and the bagging decision tree[J]. IEEE Access, 2020, 8(1): 55937-55952.  
 [15] 江帆,杨洪耕.基于广义回归神经网络的非侵入式负荷识别方法[J].电测与仪表,2020,57(3):1-6,18.

[16] TAVEIRA P, MORAES C, LAMBERT-TORRES G. Non-Intrusive identification of loads by random forest and fire-works optimization[J]. IEEE Access, 2020, PP(99): 1.

(收稿日期:2021-11-15)

## 作者简介:

王毅(1981-),男,博士,副教授,主要研究方向:宽带电力线载波通信、智能电网用电信息采集系统。

王萧阳(1996-),通信作者,男,硕士研究生,主要研究方向:非侵入式负荷监测, E-mail: tha031076@163.com。

李松浓(1980-),男,博士,高级工程师,主要研究方向:用电信息采集系统。



扫码下载电子文档

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所