

doi: 10.7690/bgzdh.2025.01.008

基于神经网络算法的反间歇性窃电行为监测方法

黄根, 王大成, 张辉, 叶晟, 莫雨阳
(国网上海青浦供电公司, 上海 201799)

摘要: 针对当前反间歇性窃电行为监测方法准确性差用户用电数据识别平均精度较低等问题, 提出基于神经网络算法的反间歇性窃电行为监测方法。构建基础窃电分析模型; 使用中值滤波器剔除采集到的无用数据, 完成用电数据采集及预处理; 应用神经网络逆传播算法优化窃电行为监测神经网络模型, 并设定间歇性窃电行为识别函数, 实现对间歇性窃电行为的监测; 构建实验环节, 通过 F_1 值与平均精度 2 种指标分析应用效果。实验结果表明: 该方法使数据分析能力得到提升, 能提高反间歇性窃电行为监测准确性。

关键词: 神经网络算法; 反间歇性窃电行为监测; 用电信息采集系统; 高压电能采集; 反窃电技术; 线损计算
中图分类号: TM933 **文献标志码:** A

Anti-intermittent Electricity Stealing Monitoring Method Based on Neural Network Algorithm

Huang Gen, Wang Dacheng, Zhang Hui, Ye Cheng, Mo Yuyang
(Shanghai Qingpu Electric Power Company of State Grid, Shanghai 201799, China)

Abstract: In order to solve the problems of low average accuracy of power consumption data identification and poor accuracy of anti-intermittent electricity stealing behavior monitoring, an anti-intermittent electricity stealing behavior monitoring method based on neural network algorithm is proposed. Constructing a basic electricity-stealing analysis model, using a median filter to eliminate acquired useless data, completing the acquisition and preprocessing of power consumption data, applying a neural network back propagation algorithm to optimize an electricity-stealing behavior monitoring neural network model, setting an intermittent electricity-stealing behavior identification function, and realizing the monitoring of the intermittent electricity-stealing behavior; The experimental link was constructed, and the application effect of this method was analyzed by F_1 value and average accuracy. The experimental results show that this method improves the ability of data analysis, and further improves the accuracy of anti-intermittent electricity theft monitoring.

Keywords: neural network algorithm; anti-intermittent electricity stealing behavior monitoring; electric energy information acquisition system; high-voltage electric energy acquisition; anti-electricity stealing technology; line loss calculation

0 引言

电力作为我国经济发展的重要战略性资源, 其对社会进步起到不可或缺的作用。但近年来能源短缺问题频发, 随着电力单位费用的上涨, 电力用户的窃电行为加剧, 给电力企业造成了巨大的经济损失。目前, 电力用户窃电行为主要通过定期检测以及用电量报表分析获取, 这对电力企业工作人员的工作细致性以及专业性提出了较高的要求, 并且需要工作人员具有较多的实操经验^[1-2]。同时, 此监测手段过于依赖电力系统的周期性检查, 存在一定的人员浪费以及监测效率低下的问题。随着智能电表以及电能表集抄技术的发展, 电力用户用电信息得到充分的开放, 为反窃电技术的发展提供了可能。

现今, 电力用户的窃电行为存在间歇性, 仅通过智能抄表技术已经无法对其进行管控。当前部分

专家学者提出了一部分反间歇性窃电行为监测方法, 但整体监测效果不尽如人意^[3-4]。由于用电信息数据量相对较大, 此类方法工作量较大且分析结果准确性较差。此问题严重地影响了反窃电方法的应用效果, 针对此现状, 在本次研究中提出了基于神经网络算法的反间歇性窃电行为监测方法, 对反间歇性窃电行为进行精准监测。

1 构建基础窃电分析模型

在此次研究中, 为对间歇性窃电进行准确的监测与识别, 先构建基础窃电分析模型为后续的研究提供基础。根据文献[5-6]研究结果结合当前基础窃电分析, 将窃电分析模型大致的分割为下述部分:

1) 单相表分流异常诊断模型。

收稿日期: 2024-07-06; 修回日期: 2024-08-15

基金项目: 国网上海市电力公司科技项目(B30934210001)

第一作者: 黄根(1990—), 女, 湖南人, 硕士。

$$\left. \begin{array}{l} |I_g| \geq 0.1 \\ (|I_g| - |I_q|) / |I_g| \geq L \end{array} \right\} \quad (1)$$

式中： I_g 为零线电流； I_q 为火线电流； L 为单相表分流阈值。单相表分流异常多由于计量回路接线变化或故障造成，使用上述公式可完成故障诊断过程。

2) 分压异常诊断模型。

当前，将分压异常定义为三相表任意相电压超出下降的情况。根据此定义，将分压异常诊断公式设定如下：

$$L_{\max} * U_n \geq U_E > L_{\min} * U_n \quad (2)$$

式中： U_n 为三相电压中的额定电压； U_E 为三相电压中的任意相电压； L_{\max} 为电压不足条件下限阈值； L_{\min} 为电压不足条件上限阈值。

3) 分流异常诊断模型。

通常情况下，分流异常是指任意相电流绝对值小于额定电流，且其他 2 相电流绝对值接近额定电流的情况^[7-8]。此异常类型诊断函数设定如下：

$$\frac{3}{5} * U_n \leq U \leq \frac{4}{5} * U_n \quad (3)$$

$$\left. \begin{array}{l} \left\{ \begin{array}{l} I_a < 0.5\% I_n \\ I_t < 0.5\% I_n \end{array} \right\} \\ \left\{ \begin{array}{l} I_b < 0.5\% I_n \\ I_t < 0.5\% I_n \end{array} \right\} \\ \left\{ \begin{array}{l} I_c < 0.5\% I_n \\ I_t < 0.5\% I_n \end{array} \right\} \end{array} \right\} \quad (4)$$

式中： I_a 为 A 相电流； I_b 为 B 相电流； I_c 为 C 相电流； I_n 为三相额定电流； I_t 为其他 2 相中一相电流。

此次研究中，将上述 3 类诊断模型作为窃电分析基础，并在此部分模型的基础上，延伸出其他类型窃电分析函数，将其作为窃电行为监测的基础。

2 反间歇性窃电行为监测方法设计

2.1 用电数据采集及预处理

应用现有的用电信息采集设备，采集用电信息，并去除信息中的噪声数据以及无关数据。对比多种方法后，使用中值滤波器^[9-10]剔除无用数据，假设当前数据采集时刻为 t ，构建一个宽度为 b 的移动窗口，则有：

$$\{m_1, m_2, \dots, m_n\} = \{h(t-b), h(t-b+1), \dots, h(t-1), h(t)\} \quad (5)$$

式中： $h(t)$ 为用电信息有效性判定函数，如数据有效则输出此数据，反之用前 b 个处理后数据的中值，

代替此数据，并输出； m_n 为用电数据测量值，使用此公式计算出串口数据序列中值 D ，并使用此中值 D 构建新的尺度序列，则有：

$$\{w_1, w_2, \dots, w_n\} = \{|m_1 - D|, |m_2 - D|, \dots, |m_n - D|\} \quad (6)$$

式中 w_n 为尺度序列。根据此公式得到噪声数据的滤波值，则有：

$$\widetilde{h}(t) = \begin{cases} h(t), & \text{if } |h(t) - D(t)| < \alpha * \text{mad} \\ D(t), & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

式中： $\widetilde{h}(t)$ 为噪声数据滤波值； mad 为中值偏差值^[11-12]。应用此公式，对采集到的用电数据进行处理，并应用此数据提取用户用电信息。假设处理后的信息数据序列为 $R=(r_1, r_2, \dots, r_n)$ ，用户用电特征变量为 $\delta=(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n)$ 。将采集到的 n 组用电信息，将其组成多维度矩阵，并应用下述公式消除单位之间的差异：

$$P_{m^*n}^I = (P_{m^*n}^I - \widetilde{P}_{m^*n}^I) / F(t) \quad (8)$$

式中： $\widetilde{P}_{m^*n}^I$ 为多维矩阵均值； $F(t)$ 为对应的协方差矩阵，对此矩阵进行特征分析，得到相应的特征值，并将其用诊断模型进行诊断，完成初步的窃电行为判定。

2.2 反间歇性窃电行为监测

在上文设定内容的基础上，应用神经网络算法对间歇性窃电行为进行监测。此次研究中，将对原有的神经网络模型进行优化，应用神经网络逆传播算法^[13-14]，实现对间歇性窃电行为的监测。

假设输入神经网络的训练集为 G ，神经网络学习率为 λ 。构建基础神经网络，在第 v 个隐藏神经元输入数据 s_k ，第 j 个神经元的输入可表示为 s_j 。输出值为：

$$C_i^k = f(s_j - \gamma) \quad (9)$$

此时，神经网络在此样本上的均方误差为：

$$L_k = \sum_{j=1}^l (C_i^k - c_i^k)^2 / 2 \quad (10)$$

为避免在神经网络算法计算过程中出现过度拟合的问题，构建误差目标函数对计算过程进行控制，则有：

$$E = \gamma \sum_{j=1}^l C_i^k (1 - \gamma) \sum_i o_i^2 / N \quad (11)$$

将诊断模型与此神经网络进行融合，并在此神经网络中增加时间窗^[15]，以此对间歇性窃电进行诊断，同时将诊断结果与用户用电特征进行比对，确

定诊断结果的可靠性。对用电数据进行标准化处理，则有：

$$z = \frac{z_i - z_{\min}}{z_{\max} - z_{\min}} \quad (12)$$

式中： z_{\min} 为数据下限； z_{\max} 为数据上限。将处理后的数据输入神经网络模型中，而后，设定神经网络激活函数，根据此函数得到间歇性窃电行为识别函数：

$$f(b) = \begin{cases} 0 & \text{for } b < 0 \\ 1 & \text{for } b \geq 0 \end{cases} \quad (13)$$

当 $f(b)=0$ 时，电力用户无窃电行为；当 $f(b)=1$ 时，电力用户存在窃电行为。对上述计算内容进行整理，将其与基础窃电分析模型充分融合，至此，基于神经网络算法的反间歇性窃电行为监测方法设计完成。

3 实验分析

在基于神经网络算法的反间歇性窃电行为监测方法设计结果的基础上，构建实验环节验证此方法的完整性与可靠性。

3.1 实验准备

为实际测试本文中方法的应用效果，在实验室中搭建类似间歇性窃电现场异常电表的工作环境。此实验环境组成如图 1 所示。

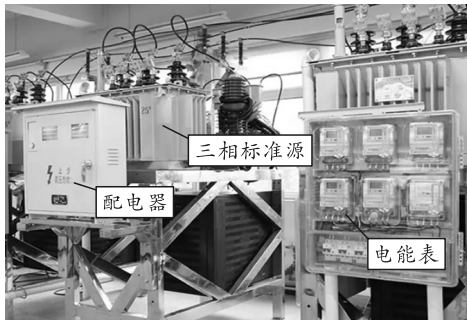


图 1 窃电环境模拟

由上图可知，此次实验中应用智能电表、集中器、三相智能电表以及三相标准源组成。此实验平台通过主平台调试软件模拟间歇性窃电过程。在实验平台中安装集中器，并应用主控终端实现集中器与电能表之间的通信。使用三相标准源为电能表提供不同的电压、电流以及功率参数，模拟不同窃电环境下电能表上显示的数据。为保证实验的可控性，将此次实验平台搭建过程中需要仪器的型号进行汇总，并按照上图所示结构进行连接，完成实验平台的搭建工作，并在此环境中完成实验操作过程。

3.2 实验数据集准备

由于我国电力用户的用电信息受到法律保护，不能向公众提供；因此，使用上述实验平台模拟间歇性窃电行为，采集此部分数据作为实验数据源。在实验平台中，模拟 400 个用户的用电数据，为缩小数据规模，从此数据中抽取 100 个用户一个月内每小时的用电数据构成实验数据集。对此部分数据进行挖掘，绘制每小时用电数据统计值分布图，具体如图 2 所示。

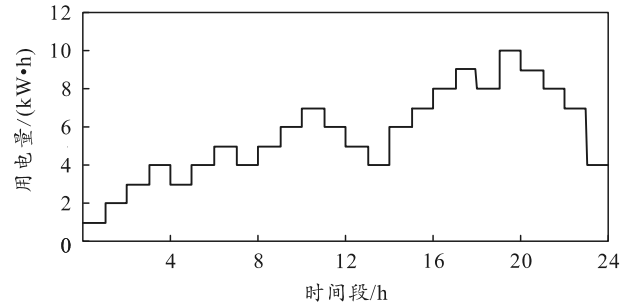


图 2 每小时用电数据统计值分布

使用此图像分析用户用电量的时段特征，并从 100 个用户中随机抽取 50 名用户作为窃电用户，并生成窃电数据。结合图 3，得到窃电期区间：

$$\mathcal{T} = \begin{cases} \text{random}(21, 5), & P' = 0.2 \\ \text{random}(5, 16), & P' = 0.3 \\ \text{random}(16, 21), & P' = 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

式中： $\text{radom}(\bullet)$ 为随机函数； P' 为发生窃电概率。根据此公式可得间歇性窃电数据模拟方程，获取窃电数据模拟结果，将其与正常用电数据组成混合用电实验数据集，具体数据如表 1 所示。

表 1 混合用电实验数据集

数据组序号	数据来源	数据类型	大小/MB	数量	窃电系数	窃电/d
1	原始用	训练集	200	5 000	无	无
2	电数据	实验集	200	1 500	无	无
3		训练集	200	3 500	0.2	(21, 5)
4	模拟间	实验集	200	1 500	0.5	(21, 5)
5	歇性窃	实验集	200	1 500	0.5	(5, 16)
6	电数据	实验集	200	1 500	0.3	(5, 16)
7		实验集	200	1 500	0.9	(16, 21)

应用此数据集作为实验数据基础，设定合适的实验指标对本文中方法的应用效果加以分析，确定其与当前应用方法的差异。

3.3 F_1 值实验分析

对大量的实验案例以及文献进行分析后，选取 F_1 作为衡量监测方法应用效果的重要指标，应用其表示监测方法对窃电时段监测的准确性。此指标计

算公式设定如下所示：

$$F_1 = 2W'Q'/(W' + Q'); \quad (15)$$

$$W' = \frac{W'_i}{W'_{\text{all}}} * 100\%; \quad (16)$$

$$Q' = \frac{Q'_i}{Q'_{\text{all}}} * 100\%。 \quad (17)$$

式中： W' 为间歇性窃电行为诊断精度； Q' 为用电数据召回率； Q'_i 为召回数据； Q'_{all} 为全部数据量； W'_i 为监测到的窃电数据； Q'_{all} 为窃电数据总量。 F_1 取值结果越大，说明此方法的监测效果越好。为提升实验的对比中，选择多源数据融合监测方法与深度学习方法为对比方法，进行 F_1 值验证，得到结果如图 3 所示。

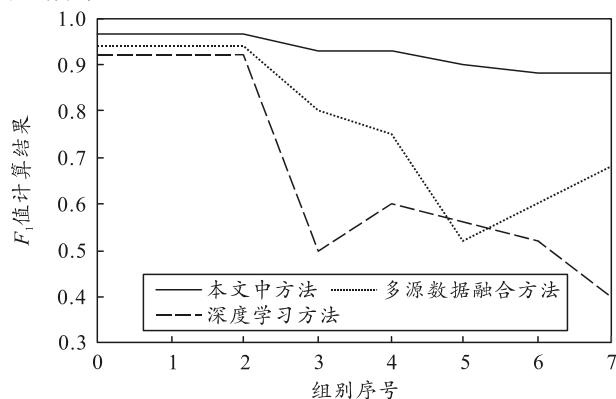


图 3 F_1 值实验结果

对上图进行分析可以看出：在多个实验组中，本文中方法所得 F_1 值相对较高且整体较为稳定。与本文中方法相比，其他 2 种方法的 F_1 值计算结果相对较低，且在不同组别中的差异相对较大。当实验组的窃电时段较短时，多源数据融合监测方法以及深度学习监测方法的 F_1 值计算结果较大，由此可以看出此 2 种方法对于窃电时段长度的依赖性相对较高。综合上述实验结果可以确定，本文中方法的应用效果较佳。

3.4 平均精度实验分析

平均精度多用于衡量数据分析的质量，为应用此指标对本文中方法以及其他 2 种方法的用电信息分析能力进行评估。首先对实验数据集的数据进行标记排序，而后按照下述公式，对用电数据的分析精度展开计算，则有：

$$D@x = T_x / x。 \quad (18)$$

式中 T_x 为第 x 个标记中正确识别的窃电数据的数量。根据此公式，得到如图 4 所示实验结果。

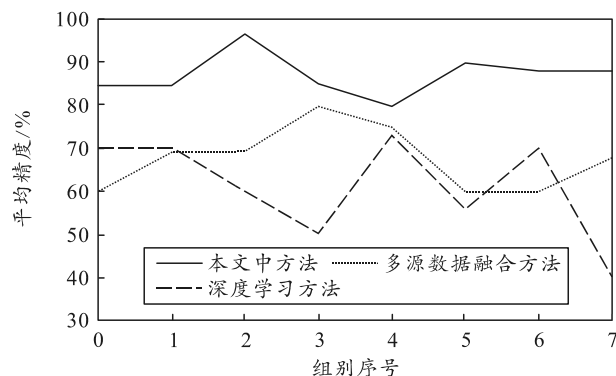


图 4 平均精度实验结果

对上图中的内容进行分析可以看出：本文中方法的平均精度明显高于其他 2 种方法，由此可以确定，本文中方法的数据分析能力优于实验中的其他 2 种方法，从侧面证实了神经网络算法提升了反间歇性窃电行为监测方法的数据处理能力，进一步提升监测精度。对以上 2 部分实验结果进行整理后可以确定，本文中方法的应用效果为 3 种方法中最佳方法。

4 结束语

针对当前反间歇性窃电行为监测过程中出现监测结果准确性较差的问题，提出基于神经网络算法的反间歇性窃电行为监测方法，构建实验环节对此方法的应用效果进行分析。此次研究仅对当前监测过程中的问题进行优化，并未对其他问题展开针对性完善，在日后的研究中还需对此方法进行多轮实验测定，以便于进一步提升此方法的应用效果，推动反窃电技术的发展。

参考文献：

- [1] 韩建富, 肖春, 宋小兵, 等. 基于 GA-BP 神经网络的能源互联网窃电行为识别方法[J]. 电气传动, 2022, 52(14): 38-44.
- [2] 阙华坤, 冯小峰, 刘盼龙, 等. Grassberger 熵随机森林在窃电行为检测的应用[J]. 计算机科学, 2022, 49(S1): 790-794.
- [3] 唐冬来, 刘友波, 熊智临, 等. 基于时空关联矩阵的配电台区反窃电预警方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(19): 168-176.
- [4] 赵云, 肖勇, 曾勇刚, 等. 一种相关性聚类自适应融合技术窃电检测方法[J]. 南方电网技术, 2021, 15(9): 69-74.
- [5] 马晓琴, 薛晓慧, 罗红郊, 等. 基于 t-LeNet 与时间序列分类的窃电行为检测[J]. 华东师范大学学报(自然科学版), 2021(5): 104-114.

[6] 万磊, 陈成, 黄文杰, 等. 基于 BRB 和 LSTM 网络的电力大数据用电异常检测方法[J]. 电力建设, 2021, 42(8): 38-45.

[7] 蔡嘉辉, 王琨, 董康, 等. 基于 DenseNet 和随机森林的电力用户窃电检测[J]. 计算机应用, 2021, 41(S1): 75-80.

[8] 汉京善, 吕海平, 李丹煜, 等. 基于 GA-BP 神经网络算法的输电线路舞动预警方法[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(4): 1-7, 14.

[9] 游文霞, 申坤, 杨楠, 等. 基于 Bagging 异质集成学习的窃电检测[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(2): 105-113.

[10] 陈向群, 肖湘奇, 黄瑞, 等. 配电网窃电检测与预防策略[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2020, 35(4): 56-66.

[11] 吴君鹏, 唐少博, 李相磊, 等. 一种改进的基于卷积神经网络的绝缘子检测算法研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(5): 116-122.

[12] 邓高峰, 赵震宇, 王琨, 等. 基于改进自编码器和随机森林的窃电检测方法[J]. 中国测试, 2020, 46(7): 83-89.

[13] 刘海青, 李智桥, 李元诚. 基于 C-lightGBM 的用户窃电检测[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S1): 298-300, 303.

[14] 陈刚, 徐敏锐, 穆小星, 等. 基于改进神经网络算法的互感器在线监测和故障诊断技术[J]. 电测与仪表, 2020, 57(11): 49-54, 62.

[15] 王德文, 杨凯华. 基于生成式对抗网络的窃电检测数据生成方法[J]. 电网技术, 2020, 44(2): 775-782.

(上接第 7 页)

表 5 不同方案下部件等效可用度计算结果

方案	部件 1	部件 2	部件 3	部件 4
1	0.999 224	0.998 350	0.999 105	0.999 579
2	0.999 746	0.998 350	0.999 105	0.999 579
3	0.999 746	0.999 342	0.999 105	0.999 579
4	0.999 746	0.999 342	0.999 690	0.999 579
5	0.999 746	0.999 342	0.999 690	0.999 896
6	0.999 921	0.999 342	0.999 690	0.999 896
7	0.999 921	0.999 795	0.999 690	0.999 896
8	0.999 921	0.999 795	0.999 901	0.999 896
9	0.999 921	0.999 795	0.999 901	0.999 974
10	0.999 978	0.999 795	0.999 901	0.999 974
11	0.999 978	0.999 952	0.999 901	0.999 974
12	0.999 978	0.999 952	0.999 973	0.999 974
13	0.999 978	0.999 952	0.999 973	0.999 993

表 6 备件实际使用任务可靠度

部件	1	2	3	4
任务可靠度	0.992 8	0.991 0	0.994 6	0.996 4

3 结论

笔者分析了航母阻拦装置系统的构型特点, 构建了系统串联结构逻辑关系, 建立了满足库存平衡关系的部件马尔可夫状态转移过程, 求解出不同备件配备方案下的系统可用度。结果表明: 该方法是可行的, 能够定量地描述航母阻拦装置系统可用度

与备件库存方案之间的关系。

参考文献:

[1] 程文鑫, 王寄明, 郝兆钧. 基于马尔可夫理论的舰炮装备使用可用度预测方法[J]. 火炮发射与控制学报, 2022(6): 76-80.

[2] 曹晋华, 程侃. 可靠性数学引论: 第 2 版[M]. 北京: 高等教育出版社, 2012: 182-249.

[3] 李红霞, 孟宪云, 李宁. 可忽略部分维修时间的串联可修系统的可用度分析[J]. 燕山大学学报, 2007, 31(6): 572-544.

[4] HU L M, YUE D Q, LI J D. Probabilistic analysis of a series-parallel repairable system with three units and vacation[J]. Applied Mathematical Modelling, 2010, 34(10): 2711-2721.

[5] 冯晓, 郭霖翰, 宋常浩, 等. 基于 CTMC 族的多部件装备群稳态可用度建模[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(6): 1405-1410.

[6] 冯川, 汪文峰, 杨建军. 使用可用度分配模型研究[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2009(6): 49-53.

[7] TRIVEDI K S, KIM D S, GHOSH R. System availability assessment using stochastic models[J]. Applied Stochastic Models in Business and Industry, 2012(29): 94-109.