

[继电保护]

基于FPGA和DMKmeans算法的继电保护误动行为异常检测

文/张惟

南京国电南自维美德自动化有限公司

电力系统中的继电保护装置涉及大量复杂的数据，这些数据可能受到各种外部和内部因素的干扰，使得异常检测速度缓慢。而FPGA和DMKmeans算法具有并行处理的能力，可以显著提升算法的执行速度并大大缩短数据处理时间，实现快速异常检测。对比实验结果表明，文章方法在继电误动行为自动化预警方面更具优势，预警的准确性与效率均较高，可有效减少无效继电保护误动行为发生的次数。

为保证电力系统的安全稳定运行，必须采取相应的措施对继电保护实施合理的定期维护^[1]。继电保护作为一种重要的变压器保护手段，不仅能够保护正常运行状态实施，当其发生故障时还能够准确高效地向其提供合理的解决方案。但是在实际的继电保护工作中，常常会发生继电保护误动行为，这在一定程度上会对继电保护装置功能的有效发挥产生不利影响，从而给用电客户带来一些不必要的麻烦^[2]。据相关调查显示继电保护误动产生的原因主要是配线与接线错误、二次回路以及电流互感器故障^[3]。因此，如果能通过合理的方式准确识别继电保护系统故障，及时对继电保护误动进行异常检测，就能及时采取相应措施对继电保护系统进行合理维护，从而最大限度降低由继电保护误动行为带来的损失^[4]。

针对上述问题，诸多学者对继电误动行为异常检测进行了研究。许宗光等^[5]提出了一种保证智能变电站保护装置跳闸可靠性的方法。以双处理系统为硬件基础，通过数据冗余校验的方式，提高保护装置防误能力，确保装置不会由于自身单一器件故障导致误发跳闸报文。但是该方法继电保护误动数据采集过程繁琐。吴迪等^[6]提出基于深度神经网络

与计算机视觉技术的变电站继电保护设备状态监测技术。利用图像相关性进行图像配准。使用深度神经网络进行图像分类，识别出设备的状态。可实现继电误动行为异常检测，但该方法在对继电保护装置电压、电流等数据进行采集时的数据采集准确性并不高，无效异常检测次数较高。吴园园等^[7]提出基于决策树的继电保护设备故障运行状态自动检测方法。利用网络训练分类器和回归预测器等机器学习算法，以提高诊断效率和准确性，并自动检测继电保护设备的故障运行状态。结果表明证明决策树算法在继电保护设备故障运行状态自动检测中具有较高的准确性。但数据集存在偏差、不完整或噪声较多，会影响最终的检测准确性。梁乐^[8]提出基于LM算法的继电保护装置稳定性自动化检测方法。选取Weibull分布函数作为老化失效模型的基本函数，构建继电保护装置老化失效模型。利用LM算法估计该模型的关键参数，以提高检测的准确性，实现继电保护装置稳定性自动化检测。结果表明所提方法检测准确性较高，可有效实现对继电保护装置的稳定性检测。LM算法作为一种优化算法，其计算复杂度较高。尤其是在处理大规模数据集时，这可能导致检测过程需要较长的计算时间，影响实时性。

为此, 本文提出基于FPGA和DMKmeans算法的继电保护误动行为异常检测。充分发挥FPGA在数据采集方面的优势, 并对采集到的电压、电流等信号进行去噪处理, 更好满足继电保护误动行为异常检测。

继电保护误动行为异常检测

1. 基于FPGA的状态数据A/D采样与转换

由于FPGA芯片具有强大的数据处理与控制性能^[9-10], 在数据信号采集方面优势显著, 因而本文利用基于FPGA的数据采集技术完成对继电保护装置电压、电流等数据的采集工作。在数据采集过程中, 主要利用FPGA芯片完成对A/D采样、FIFO数据缓冲以及USB传输模块的控制, 并将USB接口作为传输媒介, 完成采集数据的PC显示。数据采集架构如图1所示。

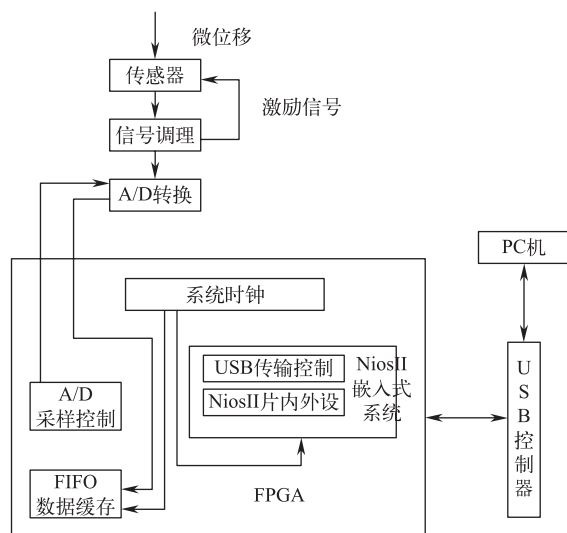


图1 数据采集架构

图1中, 包含传感器模块、信号调理模块、A/D转换模块和A/D采样控制模块等模块。传感器模块能够感知电压、电流等数据信号位移的变化状况, 同时在正弦波信号的鼓励下还能完成调幅波的发送^[11-12]。信号调理模块的职责是充分发挥其信号调理功能, 最终将获得的调幅信号转化为电压、电流等有效信号。

A/D转换模块的职责主要是负责将经过信号调理模块调理后的信号转化为满足FPGA芯片以及计算机识别需求的数字类型信号, 其在数据信号采集方面发挥的作用非常关键。

FPGA模块是使数据采集过程能够得以完成的关键, 其在数据处理与控制方面的强大优势使得其不仅能够对NisoII嵌入式系统提供可靠的技术支持, 还能有效控制A/D采样控制等模块。为使NisoII嵌入式系统能够以最快速度完成数据读取操作, 设立一个FIFO数据缓存模块用于完成A/D转换数据的数据存储操作。

2. 基于密度函数Kmeans算法的标准差估计

由于基于密度函数的Kmeans (DMKmeans) 算法与Kmeans算法相比, 可以对领域内数据点的密度值进行有效地求解操作, 并对所获数值进行合理的降序排列, 从而去除那些比密度平均值小的数据点, 选取更为合适的点作为数据聚类操作时原始聚类中心^[13-14]。因而, 根据标准差估计量化聚类内数据点的离散程度, 识别出与聚类中心距离显著偏离的数据点, 可以快速定位观察对象。利用DMKmeans算法对继电保护装置状态数据进行聚类获得的聚类结果, 对所有聚类簇中的每个继电保护装置状态数据点距离所处聚类中心的欧式距离以及平均距离执行合理的计算操作, 根据计算结果将平均距离低于欧式距离的继电保护装置状态数据点设置为待观察对象, 利用贝赛尔式, 进行标准偏差估计。

用 $d(x_i, B_i)$ 与 $\bar{L}$ 分别代表每个继电保护装置状态数据点距离所处聚类中心欧式距离与平均距离, $\bar{L}$ 的求解过程用公式可表示为

$$\bar{L} = \sum_{l_i = w_j} d(x_i, B_i) / t \quad (1)$$

式中, 聚类中心与数据簇分别用 B_i 与 w_j 表示; B_i 表示的 w_j 中的继电保护装置状态数据点个数用 t 表示; 继电保护装置状态数据 x 的样本元素用 l_x 表示。

依据贝赛尔表达式求解标准差估计值 s 为

$$s = \sqrt{\sum_{i=1}^n (l_i - \bar{L})^2 / (n-1)} \quad (2)$$

式中, l_i 为待估计的样本元素用; n 为继电保护装置状态数据的数据样本个数。

标准差估计揭示了数据点与聚类中心之间的紧密程度, 从而有效区分正常数据与异常数据。这不仅能够提升异常检测的准确性, 还能够加速检测流程。

3. 继电保护装置异常数据检测

如果利用贝赛尔表达式求解出的标准差估计值

满足如下关系，则可判定该继电保护装置状态数据聚簇样本为异常数据。

设待检测继电保护装置状态数据均值及元素值分别为 $\bar{x}$ 、 x_v ，则

$$3s \leq |x_v - \bar{x}| \quad (3)$$

继电保护装置状态数据异常检测的具体过程可归结为如下。

1) 用 R^d 代表空间， X 代表继电保护装置状态数据集， δ 代表 R^d 上 X 内继电保护装置状态数据点的邻域半径，对 δ 进行有效合理的设定。

2) 用 x_i 代表继电保护装置状态数据集中的继电保护装置状态数据点，对其执行邻域半径 δ 范围内的最近邻集合求解，并用 $G_k(x_i)$ 代表求得的最近邻集合。

3) 求解继电保护装置状态数据点 x_i 的密度 $\text{Density}(x_i)$ 。求解过程用公式可表示为

$$\text{Density}(x_i) = \sum_{j=1}^k -cd(x_i, x_j)^2 / 2\delta^2 \quad (4)$$

式中，最近邻继电保护装置状态数据点的数量用 k 表示； c 为常数。

用 x_{ij} 代表最近邻数据点，当满足式(5)时，则将其当作稀疏继电保护装置状态数据，对其进行去除，去除后可得到一个密集的继电保护装置状态数据点集合 X' 。

$$\sum_{i=1}^k \text{Density}(x_i) / n \geq \text{Density}(x_{ij}) \quad (5)$$

4) 在 X' 中，挑选具有最大密度的继电保护装置状态数据点当作原始聚类中心，并用 B_1 、 $\text{Density}_{\max}(x)$ 分别为原始聚类中心与最大密度数据点；第二继电保护装置状态数据聚类中心 B_2 选取与 B_1 距离最长的继电保护装置状态数据点。以同样的方法完成对所有聚类中心的选择。

5) 通过式(9)求解继电保护装置状态数据集中各个继电保护装置状态数据点到所有数据聚类中心点的欧式距离。

$$d(x_i, B_j) = \sqrt{\sum_{u=1}^h |x_{iu} - B_{ju}|^2} \quad (6)$$

如果 $d(x_i, B_j)$ 的值达到最小，那么便将其放入对应中心点的数据簇中，并完成最小平方误差与簇内全部继电保护装置状态数据欧式距离平均值的计算，从而完成聚类中心的更新^[15-16]，其中， u 表示待

观察继电保护装置状态数据点。

6) 不断执行步骤5)中的操作，当不再有新的聚类中心点出现，整个聚类过程完毕。

7) 用 w_p 表示最后获得的继电保护装置状态数据簇，并将隶属于 w_p 的数据点以及簇心表示为 x_i 与 B_p ，通过式(7)求解 x_i 与 B_p 间距离的平均值。

$$\bar{L} = \sum_{x_i \in w_p} d(x_i, B_p) / t \quad (7)$$

用 U 代表待观察继电保护装置状态数据集，把欧式距离高于平均距离的继电保护装置状态数据点放入 U 中进行存储。

8) 当 U 中的继电保护装置状态数据点 x_h 满足

$$3s \leq |d_h - \bar{L}| \quad (8)$$

式中， d_h 为 x_h 与簇心之间的距离。

那么该继电保护装置状态数据点为异常数据点，继续在 U 中对其进行存储，反之则放回原继电保护装置状态数据簇，连续不断地执行上诉操作，直至完成所有异常数据检测。

根据检测出的异常数据，能够及时发现继电保护装置存在的故障^[17]，出现故障后会触动由计算机控制的继电保护误动行为预警装置，发出继电保护行为误动预警信号。

实验与分析

实验以某市某大型电力企业使用的由某公司生产的某型号继电保护装置为实验对象，应用本文方法对其进行继电保护误动行为自动化预警，验证本文方法在继电保护误动行为异常检测方面的优势。

表1是分别应用文献[5]方法、文献[6]方法及本文方法对7组含有异常继电保护装置状态数据信号与4组不含异常继电保护装置状态数据信号的继电保护装置状态数据信号进行异常检测获得的继电保护误动行为异常检测效果表。

从表1可以看出，文献[5]方法检测继电保护装置异常数据量并不准确，对于故障a及故障e的预警也发生了错误。文献[6]方法检测继电保护装置异常数据量有误，对于故障c、故障d及故障e的预警均不准确。本文方法可以准确检测继电保护装置异常状态数据、诊断继电保护装置故障类型并对误动行为进行及时预警，更好满足实际工作需要。

表1 异常检测效果

编号	实际异常数据量	检测异常数据量			故障类型	是否实现检测		
		本文方法	文献[5]方法	文献[6]方法		本文方法	文献[5]方法	文献[6]方法
1	125	125	123	115	a	Y	Y	Y
2	0	0	0	0	无	N	N	N
3	216	216	216	213	b	Y	Y	Y
4	0	0	0	0	无	N	N	N
5	367	367	367	127	c	Y	Y	N
6	0	0	0	0	无	N	N	N
7	336	336	326	36	d	Y	Y	N
8	867	867	715	703	e	Y	Y	Y
9	131	131	22	122	f	Y	N	Y
10	0	0	0	0	无	N	N	N
11	432	432	198	126	g	Y	N	N

注：故障类型a为继电保护开关故障；b为配线故障；c为接线错误；d为二次回路故障；e为电流互感器故障；f为继电保护开关故障；g为电流互感器故障。

为验证本文方法在继电保护装置状态数据采集方面的优势，分析使用文献[5]方法、文献[6]方法与本文方法对继电保护装置状态数据进行采集后的数据点密度分配，绘制数据点密度分配对比图，具体如图2所示。

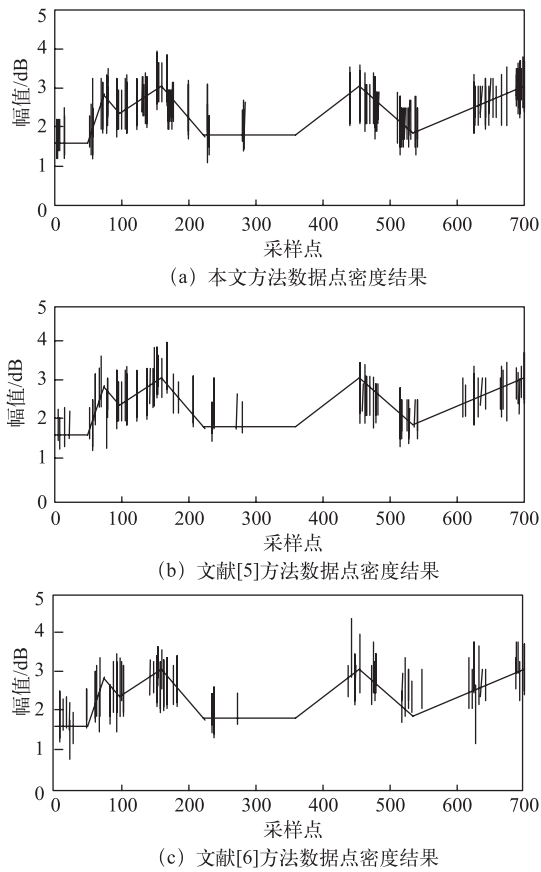


图2 数据点密度分配对比图

由图2可知，应用文献[5]及文献[6]方法对继电保护装置状态数据点密度较小，不能准确的诊断出继电保护装置故障所在。本文方法对继电保护装置状态数据点密度分配比较直观，可有效降低后续运算的复杂性，提升继电保护误动行为异常检测的准确性与效率。

图3统计的是2018—2021年四年间分别应用本文方法与文献[5]数据冗余校验异常检测、文献[6]深度神经网络自动化检测继电误动行为进行异常检测后每年发生无效检测的次数。

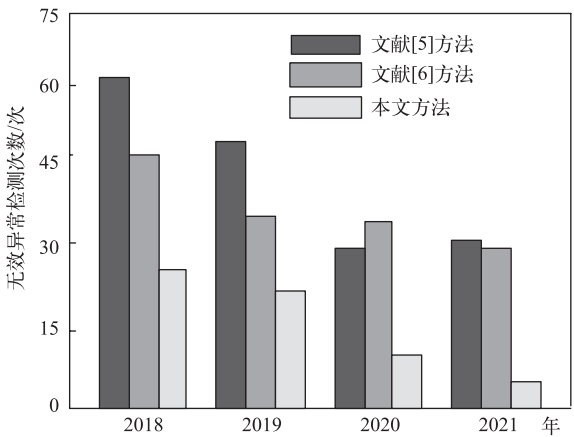


图3 不同方法无效异常检测次数

从图3可以看出，应用本文方法对光伏并网继电误动行为进行异常检测后每年发生无效异常检测的次数始终低于文献[5]、文献[6]方法，在2021年产生的无效异常检测次数仅约为5次。这说明，本文方法在继电误动行为异常检测方面更具优势。

结束语

本文提出的基于FPGA和DMKmeans算法的继电保护误动行为异常检测方法，通过利用FPGA的并行处理能力显著提升了数据处理速度，结合DMKmeans算法有效识别并去除了数据噪声，实现了对继电保护装置状态的快速异常检测，无效异常检测次数仅约为5次。该方法在减少无效检测次数、提高预警准确性和效率方面表现出色，为电力系统的稳定运行提供强有力的保障。EA

(收稿日期：2024-12-13)

参考文献

[1] 李一泉，王峰，吴梓亮，等. 基于方式变化影

- 响域辨识及故障量排序的继电保护定值在线预警[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(16): 108-114.
- [2] 张雷, 王光华, 曹磊, 等. 基于GAN模型与随机森林算法的保护系统智能状态评价与预警[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(6): 104-112.
- [3] 胡红利, 崔晨辉, 员鹏宇, 等. 电流互感器饱和检测以及畸变电流补偿[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2022, 52(1): 52-59.
- [4] 张程, 赵冬梅, 张旭. 计及继电保护装置可靠性评估的电网故障诊断方法[J]. 现代电力, 2018, 35(2): 80-86.
- [5] 许宗光, 文继锋, 李彦, 等. 一种基于数据冗余校验的数字化变电站继电保护装置防误方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 166-170.
- [6] 吴迪, 汤小兵, 李鹏, 等. 基于深度神经网络的变电站继电保护装置状态监测技术[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 81-85.
- [7] 吴园园, 杨琼琼. 基于决策树的继电保护设备故障运行状态自动检测研究[J]. 自动化应用, 2024, 65(11): 227-228, 231.
- [8] 梁乐. 基于LM算法的继电保护装置稳定性自动化检测方法[J]. 自动化应用, 2024, 65(9): 203-205, 208.
- [9] 刘谱光, 魏子令, 黄成龙, 等. 一种基于FPGA加速的高性能数据解压方法[J]. 计算机学报, 2023, 46(12): 2687-2704.
- [10] 全贺, 王红亮, 林宏, 等. 基于FPGA的超声波流量测量仪数据存储系统设计[J]. 仪表技术与传感器, 2023(12): 75-78, 110.
- [11] 王庆杰, 尚磊, 陈双印, 等. 分布式光伏电站接入配电网继电保护整定优化[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(4): 84-91.
- [12] 张强, 李字节, 祝爽, 等. 基于VS-IRL的继电保护装置测试研究[J]. 电子器件, 2023, 46(6): 1566-1571.
- [13] 张喜梅, 解滨, 徐童童, 等. 基于反向K近邻和密度峰值初始化的加权Kmeans聚类入侵检测算法[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2023, 47(1): 56-65.
- [14] 王飞鹏, 杨明翰, 夏冬琴, 等. 基于小批量Kmeans++聚类算法的液闪探测器 n/γ 甄别方法研究[J]. 核电子学与探测技术, 2022, 42(6): 1073-1081.
- [15] 徐长宝, 赵立进, 高吉普, 等. 基于灰色马尔科夫链的继电保护装置寿命研究[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(3): 114-119.
- [16] 徐岩, 王士铭, 刘婧妍, 等. 继电保护装置的一种新型评估方法[J]. 电测与仪表, 2018, 55(05): 119-124+136.
- [17] 叶远波, 李端超, 谢民, 等. 基于SSA-SVM的继电保护装置状态评估方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(8): 171-178.

