[故障检测]

基于改进支持向量机的智慧变电站继电保护设备故障检测研究

文/茹建华
绍兴建元电力集团有限公司越城分公司

为提高故障检测结果的可靠性，以某智慧变电站为对象，引进改进支持向量机，开展关于继电保护设备故障检测方法的设计研究。实验结果证明，该方法可以实现对继电保护设备故障的精准检测。

继电保护设备是智慧变电站中不可或缺的一部分，此设备通过检测系统中发生的故障，采取自动或手动措施，防止故障蔓延，保证电力系统的安全可靠运行。然而，由于变电站设备的长期运行和环境的影响，继电保护设备故障的发生是不可避免的。这些故障可能导致电力系统的异常运行、停电甚至设备作业风险或损坏。

朱林[1]通过多小波变换技术处理继电保护设备信号数据中的噪声，以提升数据质量。然后利用模糊支持向量机（FSVM）算法对处理后的信号进行建模，通过计算隐性故障样本的类别隶属度函数并训练网络，实现对继电保护设备隐性故障的准确检测。但该方法对于复杂多变的故障类型，FSVM算法的泛化能力可能受限，需要进一步探索更有效的特征提取和分类方法。徐宇等人[2]利用小波包变换提取配电网三相电流的时频能量谱特征，通过鲸鱼优化算法优化核极限学习机（KELM）的参数，构建了一个高效的故障检测模型。通过此种方式，准确识别新能源配电网中的故障位置、类型及相序，为电力系统的稳定运行提供了有力保障。但在复杂电力系统环境中，其优化效果可能受到一定限制，需要进一步优化算法以适应不同场景。

为规范变电站运行，本文以某智慧变电站为例，引进改进支持向量机，开展关于继电保护设备故障检测方法的设计研究。

继电保护设备运行信号采集与降噪处理

本研究首先采集智慧变电站继电保护设备运行信号。

1）前端采集层。其中的数据采集模块负责实时采集与继电保护设备运行状态相关的各类数据。采集模块中包括电流传感器、电压传感器和温湿度传感器等，用于监测变电站内的各种物理量。采集到的数据主要涵盖市电、配电、UPS电源、红外、空调、温湿度、门禁、蓄电池及烟雾等监测内容的数据。

参数的变化可以直接反映电网的运行状态，对于预防潜在故障和及时响应故障至关重要。

2）数据传输层。包括智能聚合网关设备、无线连接设备和无线传输网络等，负责将前端采集层获取的数据安全、快速地传输至应用管理层。

然而，实际采集到的信号数据中难以避免存在噪声。为了提升故障检测的可靠性，引入多小波变换方法，对信号数据中的噪声进行预处理。将原始信号分解为多个不同频率的小波分量，通过针对性处理分量，可以在保持原始信号特征的同时，有效消除噪声公式为

$$c=\sum_{n}H(k)C_{n}\cdot 2k \tag{1}$$

式中，c为消除噪声后信号；H为小波系数；k为信号尺度系数；C为原始信号；n为信号分解次数。

将分解后的信号划分为高频、低频两种类型的信号，按照一维时序信号特征[3]，对完成处理后的信号进行扩增处理，形成多维度信号集

$$x = G(c) + d(n)\alpha_1 + d(z)\alpha_2 \tag{2}$$

式中，x为多维度信号集；G为信号共轭矩阵；d为信号扩增处理；α_1为低频信号系数；z为信号增量；α_2为高频信号系数。

基于改进支持向量机建立故障判定函数

以降噪处理后的信号为基础，利用改进支持向量机建立继电保护设备故障判定函数。在此过程中，将设备在运行中不同方向的电流作为判定依据，计算继电保护设备高压侧电流平衡系数为

$$f = \mathrm{sgn}\left((w \cdot x) + b\right) \tag{3}$$

式中，f为继电保护设备高压侧电流平衡系数；w为设备在运行中不同方向的电流；b为电流异常分量。

在此基础上，提取信号中的动作状态，并将其作为判断设备是否存在故障的核心。利用改进支持向量机中的核函数训练标记动作状态信号。通过选择核函数，使SVM更好地适应动作状态信号的非线性特性。在利用改进SVM进行训练时，需要准备标记好的动作状态信号数据集[4]。数据集应包括正常状态和各种故障状态下的信号样本，每个样本都应具有明确的标签（即正常或某种故障类型）。基于此，使用标记数据训练SVM模型，使其能够学习到不同动作状态之间的区别。当信号样本累积到一定量时，构建故障判定函数为

$$g = \sum_i \delta_i f + \gamma + b_i \tag{4}$$

式中，g为继电保护设备故障判定函数；δ为信号的非线性特性；i为信号样本量；γ为核函数。

隐性故障检测

利用上述建立的故障判定函数，完成对继电保护设备隐性故障的检测。

隐性故障通常隐藏在设备运行的正常表象之下，不易被常规检测方法识别。而故障判定函数通过实时采集的设备运行数据，提取关键的动作状态特征，包括设备电流、电压波动和频率偏移等可以反映设备运行状态和健康程度的参数信号。继电保护设备动作状态特征的提取结果为

$$Z = \xi \sum_{i>1}^{i} K \cdot g + M(i) \tag{5}$$

式中，Z为动作状态特征提取；ξ为频率偏移；K为电压波动系数；M为设备运行健康程度。

利用已经训练好的SVM模型，对特征进行分类处理。通过核函数的映射，在高维空间中找到最佳的超平面，将正常状态与故障状态区分开。在隐性故障检测中，故障判定函数会特别关注位于分类边界附近的数据点。此类点大多代表设备状态的细微变化，可能是隐性故障的前兆[5]。一旦边界点被识别出来，故障判定函数会立即发出预警信号，通知运维人员进行处理。故障判定函数识别边界点的公式为

$$s = \frac{\delta + r^+}{\lambda - Z} \tag{6}$$

式中，s为故障检测与识别；δ为分类边界附近的数据点；r^+为分类边界；λ为边界数据点标签。

按照上述方式，实现对继电保护设备隐性故障的检测，即可完成基于改进支持向量机的检测方法设计。

对比实验

继电保护设备对电力系统的正常运行起着至关重要的作用，随着电力系统的发展和智能化技术的应用，智慧变电站通过新型数字化技术实现自动化控制、精确监测与检测以及故障快速定位，极大程度控制了变电站运维成本。为此，本文开展了基于改进支持向量机的保护设备故障检测方法设计，为实现对该方法应用效果的测试，设计如下实验。

实验选择某地区大型智慧变电站作为试点，变电站的结构简图如图1所示。

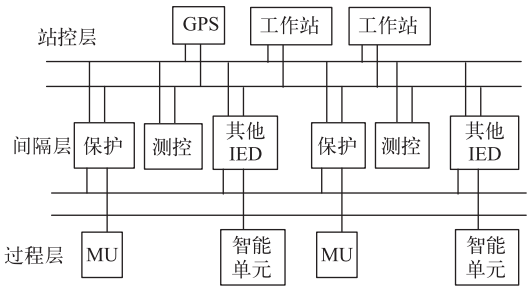

图1　智慧变电站结构

该变电站致力于提升运行的安全性和稳定性，引进了多种先进的继电保护设备故障检测方法。然而，在实际应用中，引进的方法却未能达到预期的效果。可能是由于设备类型的多样性、工作环境的复杂性以及故障类型的多样性等因素，导致现有的检测方法在某些特定场景下存在局限性。为了提升故障检测的准确性和效率，尝试将本文设计的方法进行设备故障检测。

为确保实验结果的准确性，对智慧变电站中的继电保护设备运行技术参数进行分析，见表1。

表1　智慧变电站中的继电保护设备运行技术参数

项目	参数
额定电压/kV	110
额定电流/A	2 000
过电流保护额定动作电流	1.5 I_n（I_n为额定电流）
过电流保护动作时间/ms	≤30
过电压保护额定电压/kV	126
过电压保护动作时间/ms	≤40
欠频保护额定频率/Hz	50
欠频保护动作时间/ms	≤50
相序保护相序错误检测	灵敏度±5°
外形尺寸/mm	400×300×200

在此基础上，将文献[1]方法、文献[2]方法分别作为对照组方法1、方法2，与本文方法行程对比，对继电保护设备模拟故障进行检测。

现已知此设备在运行中第0.5 s出现异常，将阻抗幅值作为检验该方法运行标准的关键指标，对三种方法的检测结果进行分析，如图2所示。

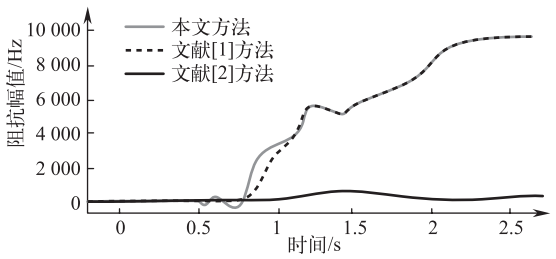

图2　继电保护设备故障状态下阻抗幅值检测结果

分析图2可以看出，使用本文方法检测继电保护设备故障状态下阻抗幅值后，在第0.5 s识别到设备运行存在异常，此时，终端阻抗幅值发生波动，并随着时间的推移，阻抗幅值急剧增高，表示继电保护设备在第0.5 s后一直处于故障状态。

而使用文献[1]方法检测继电保护设备故障状态下阻抗幅值后，在第0.75 s识别到设备运行存在异常。尽管该方法也能实现对故障的检测，但检测结果与故障仿真情况存在偏差，即检测结果存在延时；使用文献[2]方法检测继电保护设备故障状态下阻抗幅值后，无法精确识别到设备运行阻抗幅值的异常变化，即无法精准辨识设备的故障状态。

综合可知：相比于文献[1]方法、文献[2]方法，本文方法应用效果良好，此方法可以实现对继电保护设备故障的精准检测。

结束语

支持向量机是一种基于统计学习理论的分类模型，可以实现以较小的结构风险获得较小的经验风险为目标，对分类问题进行有效处理。在故障诊断中，SVM具有诸多优点，包括高效地处理非线性、高维度以及高复杂度的问题；较高的泛化能力，能够有效地对未知的故障样本进行分类和识别；对于噪声数据和样本不平衡的情况也具有较强的容忍性。因此，本文引进改进支持向量机，通过继电保护设备运行信号采集与降噪处理、建立故障判定函数、隐性故障检测。本文的研究为故障预防、快速诊断和准确预测提供有效的技术支持。EA

（收稿日期：2024-06-06）

参考文献

[1] 朱林．基于模糊支持向量机的智能站继电保护设备隐性故障检测方法[J]．计算技术与自动化，2023，42 (4)：53-58．

[2] 徐宇，杨鹏杰，李磊．基于优化核极限学习机的新能源配电网继电保护故障检测技术[J]．自动化应用，2023，64 (23)：64-69．

[3] 谭金龙，熊小伏，陈军，等．基于改进孪生支持向量机的新型电力系统继电保护故障诊断模型[J]．沈阳工业大学学报，2023，45 (6)：631-636．

[4] 王达，高林，张爱平，等．基于调控云数据分析的二次故障智能诊断系统设计与应用[J]．山东电力技术，2023，50 (9)：73-80．

[5] 郑涛．基于深度学习模型的变电站继电保护二次回路运行状态监测[J]．光源与照明，2023(8)：159-161．