

引用格式:徐军,齐蓬勃,李凡,等.一种基于KPCA-IF的配电网保护系统异常状况监测模型[J].电力科学与技术学报,2024,39(3):31-37.

Citation: XU Jun, QI Pengbo, LI Fan, et al. An anomaly detection method for protection relay system in distribution networks based on KPCA-IF models[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(3): 31-37.

# 一种基于 KPCA-IF 的配电网保护系统 异常状况监测模型

徐 军, 齐蓬勃, 李 凡, 王国荣, 弋富国

(国网宁夏电力有限公司固原供电公司, 宁夏 固原 750003)

**摘 要:** 由于配电网具有拓扑结构复杂、线路分支较多、空间分布密集等特性, 潜在运行扰动及故障难以完全避免, 故所配备的保护系统势必确保较高水平的可靠性及稳定性。因此, 针对配网保护系统潜在异常运行状态的监测与识别面临新的挑战。为此, 提出一种基于数据驱动的运行异常状态实时检测模型。首先, 采用核函数主成分分析 (kernel principal components analysis, KPCA) 流程, 针对原始数据实施维度压缩, 能够在高维数据环境下降低后续模型的运算复杂度; 其次, 应用孤立森林 (isolated forest, IF) 模型, 依据各正常运行状态取值范围, 挖掘潜在离群样本点, 能够在数据呈偏置或稀疏分布环境下保持较高的检测性能, 针对异常状况进行快速反应; 最后, 以某地区配电网继保系统运行数据作为仿真实例, 实验结果验证所提出模型在实际应用中较高的异常检测水平, 能够助力配网安全风险自动识别和应对。

**关 键 词:** 异常检测; 数据挖掘; 继电保护系统; KPCA-IF

**DOI:** 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.03.004 **中图分类号:** TM863 **文章编号:** 1673-9140(2024)03-0031-07

## An anomaly detection method for protection relay system in distribution networks based on KPCA-IF models

XU Jun, QI Pengbo, LI Fan, WANG Guorong, YI Fuguo

(Guyuan power supply company, State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Guyuan 750003, China)

**Abstract:** Due to the complex topology, multiple line branches, and dense spatial distributions of distribution networks, the potential disturbances and failures cannot be eliminated. Thus, a protection system is required to ensure a high level of both reliability and stability. In that case, new challenges in the monitoring and identification of these potential abnormal operation statuses must be worked out. To this end, a data-driven-based real-time anomaly detection model is proposed in this paper. To start with, the kernel principal components analysis (KPCA) process is deployed to compress the dimensionality of input data, which can reduce the computational complexity within such high-dimensional data environments. Next, the isolated forest (IF) model is applied to excavate potential outliers according to the numeric range of normal operating states of each feature. Thus, the IF can maintain a high detection performance in the biased or sparse distributions, and react swiftly to those outliers. Finally, the operation data of a relay system in one regional distribution network are utilized in the case study. The results verify the better performance of the proposed model in practical applications, and therefore can be utilized to assist in the automatic identification and response of the risks of distribution networks.

**Key words:** anomaly detection; data mining; protection relay system; KPCA-IF

收稿日期: 2022-03-28; 修回日期: 2022-06-15

基金项目: 国网宁夏电力有限公司科技研发项目 (5229GY2000FL)

通信作者: 徐 军 (1984—) 男, 硕士, 高级工程师, 主要从事电力系统自动化、继电保护、配电网调控运行及检修方面的研究; E-mail: dengfw971@163.com

在架构复杂化、负荷全面化、设备多样化的运行场景下,现行配电网为响应新型电力系统的建设需求,对自身安全性与稳定性水平提出了更高的要求。针对作为配电网安全主要防线之一的保护系统,确保其正常可靠运行状态的重要性日趋上升<sup>[1]</sup>。但随着用电需求和电网结构的不断复杂化,保护系统中的异常运行状况在所难免。一旦异常状况如果不能及时发现,不仅会给供电质量带来严重影响,甚至引发用电秩序的混乱<sup>[2-3]</sup>。为此,亟待研究有效可行的保护系统异常状态检测手段。

目前,研究者们针对电网保护系统的数据监测提供了多种途径。首先是依据外设设备的检测方法,文献[4-5]利用输电线路设备运行检修中红外测温技术进行保护设备异常监测;文献[6]通过气体监测仪检测SF<sub>6</sub>保护设备故障;文献[7-8]通过巡检机器人来进行继电保护系统异常监测。这些方法能够实现及时检测与快速处理,但通常需要附加专门的设施实施监测,成本较高,现行条件下难以实现配电网的全方位覆盖。

一般来说,继电保护系统运行过程中异常往往源自状态参量的改变。因此,针对异常运行状态量的准确识别能够有效辨识保护系统中已有或潜在劣化现象。因此,基于数据驱动的运行异常状态检测成为另一可行方向。文献[9]通过引入近邻传播(affinity propagation, AP)聚类方法,并结合局部离群因子(local outlier factor, LOF)算法对簇心进行离群点检测,从而准确识别异常状况;文献[10]根据历史数据拟合保护系统故障率模型,并依据中长期和短期等因素影响修正实际故障率模型,以设立累积故障率阈值;文献[11]依托缺陷数据的随机截尾特征,采用极大似然估计法,并基于威布尔分布模型实施参数估计,建立装置整体缺陷分布的联合分布模型,实现对系统各模块及整体缺陷概率分布模型的参数估计;文献[12]基于广域信息方法,通过电网调度系统、保信主站和故障录波器主站等信息来源,对单次继电保护动作行为进行全局性实时状态评估。上述文献方法取得了较好的异常检测结果,但在多类型、高维度数据环境下的方法性能还有进一步提升的潜力。

为此,本文整合核函数主成分分析(kernel principal components analysis, KPCA)模型以及孤立森林(isolation forest, IF)异常检测模型,针对配网保护提出一种数据驱动下的系统运行异常状态检测模型。其中,利用数据降维预处理KPCA,将原始数

据映射至高维空间中,通过数据投射实现维度压缩,显著提升模型在高维异构数据环境下的处理性能;其次,IF能够依据不同特征正常运行状态下的数值,挖掘离群样本点。其树状结构模型在高维或偏置数据环境下有较好的鲁棒性,能够在保持较高的检测性能和运算复杂度上也具有一定优势;最后,基于某区域配电网继保系统实际运行数据进行实例仿真分析。结果表明:该方法具有较好的异常检测性能,相较其他模型,该方法能够并行处理系统中不同设备、参数的异常排查,有效改善实际应用中的全面性和可行性。

## 1 基于KPCA的数据降维模型

为便于后续分析与应用,原始输入数据必须经过相应预处理以提供内容有效、规模较小、较为纯净的训练与测试数据。其中,数据降维是数据预处理的关键步骤。考虑到数据的非线性特性,采用基于核函数主成分分析的方法寻求数据最佳投射方式,求解相对重要的特征,以实现降低运算负担、加快反应时间、结果视觉化的目标。主成分分析(principal components analysis, PCA),是数据降维的最基本、最重要的方法之一。PCA能够考察多个原始变量之间的相关性,然后用少量的主成分进一步反映所有原始变量的内部结构关系<sup>[13]</sup>。

PCA主要通过正交基变换实现数据降维。假设输入数据集为

$$\{x_k \in \mathbf{R}^N | k = 1, 2, \dots, l\} \quad (1)$$

将估值后的协方差矩阵实施对角化:

$$C = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L x_i x_i^T \quad (2)$$

由式(2)可得,在特征向量基底中的相应参数即为该数据集的主成分。

为减少需要考虑的主成分数量,降低运算复杂度,PCA可用于解决线性数据降维问题:

$$A\alpha = \lambda\alpha, \|\alpha\|_2 = 1 \quad (3)$$

式中, $\alpha$ 为单位向量; $A = \frac{1}{n-1} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$ 为数据样本矩阵。PCA主要通过求解相应样本数据矩阵 $A$ 的特征值 $\lambda$ 和特征向量 $\alpha$ 。而求解得出的矩阵 $A$ 的特征向量方向就是PCA求解过程中数据点投影方向。

另一方面,当面临某些线性不可划分的数据集时,需实施非线性数据降维。KPCA主要通过一个

映射函数将数据从输入空间映射到一个特征空间,这种映射能够确保数据变得更加容易分离,继而促进 PCA 的降维效果。其运行示例如图 1 所示。

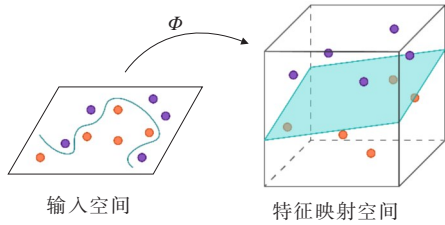


图 1 核函数示例

Figure 1 Example of a kernel function

为此,首先采用一个非线性映射将输入空间中的所有样本映射到一个高维甚至是无穷维的特征空间(feature space, FS) $H$ ,从而使其线性可分,然后在此高维空间中进行 PCA 降维。映射函数为

$$\begin{cases} \Phi: \mathbf{R}^n \rightarrow H \\ x \rightarrow \Phi(x) \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\mathbf{R}^n$ 为输入数据空间; $\Phi$ 为一个非线性的函数,对特征空间 $H$ 的唯一限制是它必须具有再生核 Hilbert 空间的结构。

KPCA 可用于解决如下特征值求解问题:

$$K\gamma = \lambda\gamma, \|\gamma\|_2 = \frac{1}{\lambda} \quad (5)$$

式中, $\gamma$ 为维数为 $n$ 的列向量; $K$ 为按以下方式构建的核矩阵,即

$$K = \begin{bmatrix} k(x^1, x^1) & k(x^1, x^2) & \cdots & k(x^1, x^n) \\ k(x^2, x^1) & k(x^2, x^2) & \cdots & k(x^2, x^n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x^n, x^1) & k(x^n, x^2) & \cdots & k(x^n, x^n) \end{bmatrix} \quad (6)$$

函数 $k$ 是 KPCA 的核心,它是输入空间中的一个正半定函数,用以应对非线性问题。该函数通常被称为核(kernel)。其中,常用 kernel 函数包括 polynomial、Gaussian 等,具体表达如下所示:

$$k(x, y) = (x^T y + c)^d \quad (7)$$

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

其中, $c \in \mathbf{R}^+$ ,  $d \in \mathbf{N}^+$ ,  $\sigma \in \mathbf{R}^+$ 。

依据数据在传递的过程中不容易发散这一特点,本文选择 Sigmoid,其数学表达如下:

$$k(x_i, x_j) = \arctan(mx_i^T x_j + c) \quad (9)$$

式中, $c$ 为常数,可控制低阶项的长度,本文取 1。

基于 PCA 原理,最大特征值对应的特征向量即

KPCA 需要投影的方向,计算方式如下:

$$\Phi^m = \sum_{i=1}^n \alpha_i^m k(x_i, x_j) \quad (10)$$

式(10)中,若 $K$ 尚未中心化,则采用以下公式实施中心化:

$$K_c = K - K\mathbf{1}_N - \mathbf{1}_N K + \mathbf{1}_N K \mathbf{1}_N \quad (11)$$

式中, $K_c$ 为经过数据中心化之后的 $K$ 矩阵; $\mathbf{1}_N$ 为 $N \times N$ 的矩阵。

## 2 基于 IF 的数据异常检测模型

孤立森林是一种用于检测异常数据的森林路径模型。其主要通过森林架构中根节点与叶节点之间的路径距离实施异常检测,即能够为距离正常数据范围更远的异常采集数据赋予更显著的根节点——叶节点距离,并将被更稀疏的数据分割范围所分离(孤立),最终通过对每一组数据根——叶节点集的路径平均长度进行分析,能够检测出数据集中更为突兀的采集数据,即异常数据。孤立森林构建的整体思路如图 2 所示。

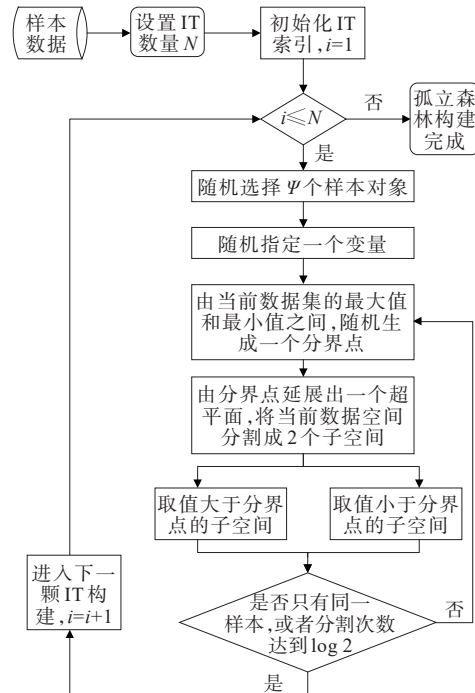


图 2 IF 异常检测原理

Figure 2 Illustration of outlier detection by the IF

设 $S_n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为包含 $n$ 个独立变量的训练数据集, $X = \{X^{(1)}, X^{(2)}, \dots, X^{(d)}\}$ 为相应变量在有限维度欧式空间 $\rho$ 中的数值。假设一个 IF 中的孤立树(isolation tree, IT)为 $\delta$ ,可看作一个数据深度 $J \geq 1$ 的能够表征特征空间中数据点划分集合嵌套序列

的二元树。其根节点对应整个检测空间  $C_{0,0} \subset \rho$ 。设其他 IT 节点以及对  $(j, k)$  进行标识, 其中,  $j (0 \leq j < J)$  为该节点的数据深度,  $k (0 \leq j \leq 2^j - 1)$  为相应节点的对应检测空间子集  $C_{j,k} \subset \rho$ 。一个不为末端的节点  $(j, k)$  拥有 2 个子节点, 对应 2 个不存在交集的检测空间子集  $C_{j,k} = C_{j+1,2k} \cup C_{j+1,2k+1}$ 。如果一个节点不存在任何子节点, 则被称为末端节点。

IF 可通过反复迭代筛选训练数据集子集实现构建。首先设置起始节点  $(j, k)$ , 则相应数据子集可写为  $S_{j,k}$ 。

在第  $k + 2j$  次迭代过程中的 IT 生长阶段, 任意选择一个生长方向  $m$ , 对应一个分离变量  $X^{(m)}$ ; 同时设立一个分离参数  $b$  用于对应  $S_{j,k}$  中数据点在  $m$  方向上坐标轴上的投影范围, 可写为

$$b \in [\min_{x \in S_{j,k}} x^{(m)}, \max_{x \in S_{j,k}} x^{(m)}] \quad (12)$$

生成的子集可写为

$$C_{j+1,2k} = C_{j,k} \cap \{x \in \rho: x^{(m)} \leq b\} \quad (13)$$

$$C_{j+1,2k+1} = C_{j,k} \cap \{x \in \rho: x^{(m)} > b\} \quad (14)$$

则对应的训练数据子集可写为

$$S_{j+1,2k} = C_{j+1,2k} \cap S_{j,k} \quad (15)$$

$$S_{j+1,2k+1} = C_{j+1,2k+1} \cap S_{j,k} \quad (16)$$

重复以上迭代直至所有训练数据集点被分离, 或达到数据深度  $J$ 。

由于构建完成的 IT 上的末端节点可对应一个特征空间的子集, 故可依据检测空间中定义一分段常函数  $h_\delta$ :

$$\begin{cases} \rho \rightarrow \mathbf{N} \\ h_\delta(x) = j \end{cases} \quad (17)$$

式中,  $x \in C_{j,k}$  且  $(j, k)$  为末端节点。

式(17)所示随机路径长度为相应变量的异常程度, 即若  $x$  异常程度越高, 则  $h_\delta(x)$  数据越小的概率越大。

因此, 重复上述步骤可生成一系列 IT, 从而组成一个完整的 IF。定义变量  $x$  的异常得分函数, 即

$$s_n(x) = 2^{-\frac{1}{Nc(\psi)} \sum_{i=1}^N h_i(x)} \quad (18)$$

式中,  $c(\psi)$  为  $\psi$  个变量点所构建双叉路 IT 路径长度的平均值, 其表达如下。

$$c(\psi) = \begin{cases} \frac{2H(\psi-1) - 2(\psi-1)}{n}, & \psi > 2 \\ 1, & \psi = 2 \\ 0, & \psi < 2 \end{cases} \quad (19)$$

$$H(k) = \ln(k) + \xi \quad (20)$$

式中,  $\xi$  为欧拉常数。

根据式(18)可得,  $s_n(x)$  得分范围为  $[0, 1]$ , 表示数据变量是异常点可能性从小到大。

### 3 异常运行状况整体框架

本文针对配电网保护系统潜在在异常运行状态, 提出一种基于数据驱动的运行异常状态实时检测模型, 其整体流程如图 3 所示。

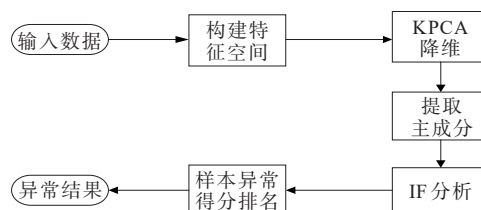


图 3 配电网保护异常检测流程

Figure 3 illustration of protection system outlier detection in distribution networks.

### 4 算例分析

本文依据位于中部某省某 10 kV 配电网中的继电保护系统进行示例仿真, 分别面向运行扰动以及异常状况的检测。所依据的继保设备状态的特征信息可划分为历史运行数据和实时运行数据两类, 具体如表 1 所示。

由于各数据指标的数值范围和单位各不相同, 为实施针对多类型数据的异常检测, 需进行标准化数据预处理步骤。为此, 本文将不同类型数据状态值规约化, 映射为 0 到 1 的数值范围。

一方面, 为验证所提出可靠性异常检测模型性能, 针对偏离正常范围的异常检测结果将与真实运行异常记录进行对比。混淆矩阵 (confusion matrix, CM)<sup>[14]</sup> 能够区分模型的判断结果是否正确, 其表现形式如表 2 所示。

基于表 2 的结果能够推导出 2 种常用的评价变量: 真阳率 (true positive rate, TPR)、准确值 (positive predictive value, PPV), 其数学表达可被表示为

表 1 算例数据

Table 1 Data of case study

特征类型	数据特征
历史运行数据	投运前状态、共同缺陷、检修状况、正确动作率
实时运行数据	运行电压、频率、内部温度、开入开出状态、电压 电流互感器连接状态、SV 与 GOOSE 报文 通信状态、软压板状态、CPU 利用率



$$T_{PR} = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (21)$$

$$P_{PV} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (22)$$

表 2 2×2 混淆矩阵

Table 2 2×2 confusion matrix

混淆矩阵(CM)		记录结果	
		正确(True)	错误(False)
判断	阳性(Positive)	真阳(TP)	假阳(FP)
结果	阴性(Negative)	假阴(FN)	真阴(TN)

精确度—召回度曲线 (precision-recall, PR) 可以描绘 PPV (又称 Precision) 和 TPR (又称 Recall) 之间的变化趋势。该曲线更适合在输入数据库中数据偏置性更强时衡量预测结果<sup>[15]</sup>。由于 PR 曲线主要通过将真阳性数据而不是真阴性数据与假阳性数据进行比较,故当阴性数据样本在输入数据库中占主导时,PR 曲线能够更好地评判不同预测模型的性能。由于一般情况下,算例数据指标中异常值占比较小,即数据集中的多数样本为阴性数据样本,使用 PR 曲线具有更好的分析效果。

本文采用 PR 曲线下面积 (area under the PR, AUPR) 作为评价指标,具体图例如图 4 所示。

由图 4 可知,PR 曲线下面积即为 PR 与坐标轴之间的几何面积。此外,对于一次完美的预测,其 PPV 和 TPR 数值将均为 1,故完美 PR 曲线必然经过坐标点 (1,1)。因此,若预测模型生成的 PR 曲线越接近右上角位置即 AUPR 越大,则该预测模型的性能越好。

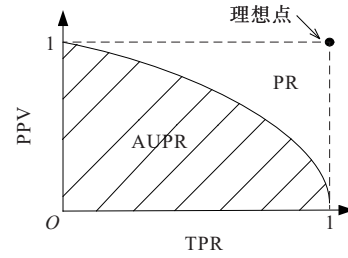


图 4 KLDA-INFLO 图例

Figure 4 example of KLDA-INFLO output

本算例针对两类数据实施仿真验证。其中,将每一组数据所在时刻是否实际出现异常状况作为验证指标,并分别定义为“1”和“0”。为测试所提出 KPCA-IF 方法的异常检测性能,将仿真结果分别与 IF 模型、基于密度的 LOF 模型以及基于距离的 K-Means 算法进行比对仿真。其中,以内部温度异常检测为例,拟合结果如图 5 所示。

4 种异常检测模型的检测性能对比汇总如图 6 所示,其中,纵坐标为相应 AUPR 得分数值。

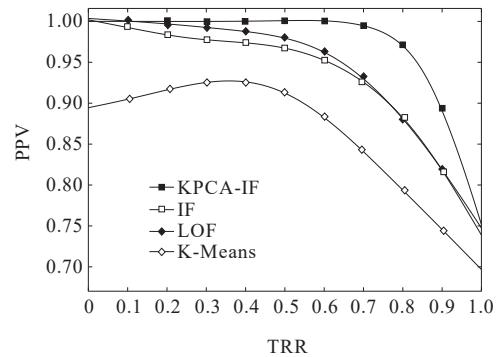


图 5 异常检测结果示例

Figure 5 Example of outlier detection by the AUPR

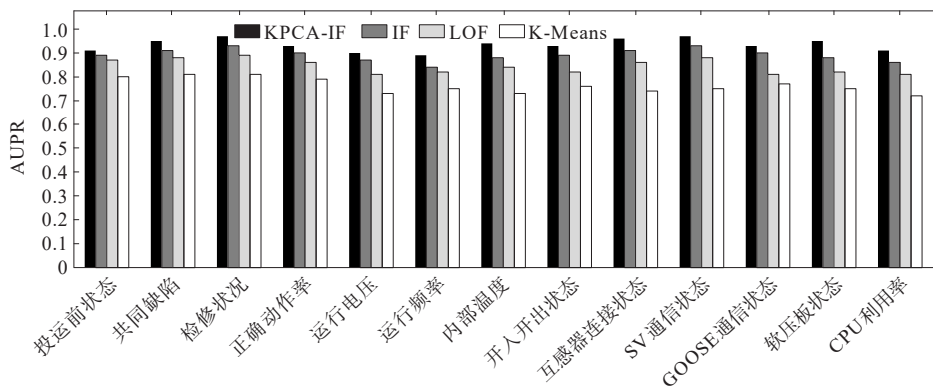


图 6 异常检测性能 ALPR 得分汇总对比

Figure 6 Performance comparison between outlier detection models via AUPR

由图 6 可知,针对保护系统中的不同场景、设备、参数,所提出的 KPCA-IF 方法均具有最高的检测性能。在所有算例数据特征中,检修状况、互感

器连接状态等由于整体安全性较高,偏离正常数值范围样本相对较少,相应的检测准确性较高;而诸如运行频率与 CPU 利用率等实时运行数据因为数

据样本较大,时间序列也较为密集,导致检测准确性相对较低,但其中多数并不能导致实质性故障。因此,针对此类型数据特征,可后期自主设立相对更高的检测阈值。此外,在3种对比异常检测模型中,IF、LOF、K-Means方法的检测准确度依次递减,论证了在模型构建完善度方面,树状结构相对密度、距离结构拥有相应的优势。最后,对比KPCA-IF和普通IF的检测结果,可以发现在面对潜在的高维度大容量数据时,所添加的降维步骤作用十分显著。

另一方面,针对所提出方法时效性进行验证。将所提出的KPCA-IF方法与PCA-IF以及IF方法进行运算时间对比,对比结果如表3所示。

表3 方法效率对比

Table 3 The efficiency comparison between methods

异常检测方法	运行时间/s	改进程度/%
KPCA-IF	0.7728	—
PCA-IF	1.0232	24.5
IF	1.8724	58.7

由表3可知,所提出KPCA-IF方法在时效性上仍具有一定优势。相较单模型IF检测方法,结合数据降维模型的IF能够有效减少数据复杂度,继而提升异常检测响应速度。此外,由于核函数的加入,KPCA相比标准PCA能够更好地适应高维数据环境,在运算效率上具有一定优势。

## 5 结语

针对配电网继电保护系统运行状态数据所具有的高维异构这一特性,本文提出一种基于数据驱动的多模型异常检测算法,能够有效挖掘系统潜在运行扰动与状态异常,从而实现实时异常监测与预警。本文的主要工作如下:

1) 构建KPCA数据降维模型,实现原始数据的映射剖析与维度压缩,能够有效应对高维异构数据环境,并实现降低运算负担、加快响应速度的功能;

2) 建立IF树状结构异常检测方法,直接依据运行状态数据正常范围识别异常样本,无须区分系统中的不同场景、设备、参数类型,可以全面有效地针对异常状况做出快速反应。

## 参考文献:

[1] 陈中,顾叮咚,郭庆.考虑全局相关性的主动配电网电压

安全优化控制[J].电力系统自动化,2023,47(21): 99-107.

CHEN Zhong, GU Dingdong, GUO Qing. Optimization and control of voltage security in active distribution network considering global correlation[J]. Automation of Electric Power Systems,2023,47(21): 99-107.

[2] 施路炜,徐潇源,严正,等.考虑配电网电压约束的光伏功率升维仿射控制[J].电力系统自动化,2023,47(19): 64-73.

SHI Luwei, XU Xiaoyuan, YAN Zheng, et al. Dimension-lifting affine control of photovoltaic power considering voltage constraints of distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems,2023,47(19): 64-73.

[3] 崔庆雪,李霞林,葛磊蛟,等.计及时滞的含风电配电网节点电压安全分析[J].电工技术学报,2023,38(5): 1299-1311.

CUI Qingxue, LI Xialin, GE Leijiao, et al. Analysis on node voltage security of distribution network with wind power considering time delay[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2023,38(5): 1299-1311.

[4] 杨帆,王梦璐,谭天,等.基于目标像素宽度识别的电力设备红外成像单目测距改进算法[J].电工技术学报,2023,38(8): 2244-2254.

YANG Fan, WANG Mengjun, TAN Tian, et al. An improved monocular ranging method for infrared image of power equipment based on the pixel width recognition of objects[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2023,38(8): 2244-2254.

[5] 刘君,邓毅,杨延西,等.基于深度学习的空预器转子红外补光图像积灰状态识别[J].发电技术,2022,43(3): 510-517.

LIU Jun, DENG Yi, YANG Yanxi, et al. Ash accumulation state identification for infrared compensation images of air preheater rotor based on deep learning method[J]. Power Generation Technology,2022,43(3): 510-517.

[6] 张向群,王晓静,刘婷婷,等.基于声速频散谱弛豫特征的油中溶解气体检测方法[J].电力系统保护与控制,2023,51(3): 173-180.

ZHANG Xiangqun, WANG Xiaojing, LIU Tingting, et al. Detecting dissolved gas mixtures in electrical equipment oil based on relaxation features of sound speed dispersion[J]. Power System Protection and Control,2023, 51(3): 173-180.

[7] 文刚,夏宋鹏程,周仿荣,等.面向巡检机器人多源融合鲁棒定位与高逼真仿真方法[J].智慧电力,2022,50(4): 110-116.

WEN Gang, XIA Songpengcheng, ZHOU Fangrong, et al. Multi-source fusion robust positioning and high-fidelity simulation method for inspection robots[J]. Smart Power,

- 2022,50(4): 110-116.
- [8] 徐波,宋爱国.基于点云配准改进的电力巡检机器人云台伺服技术[J].供用电,2023,40(3): 95-101.  
XU Bo, SONG Aiguo. PTZ servo technology of electrical power inspection robot based on point cloud registration ICP algorithm[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(3): 95-101.
- [9] 司方远,韩英华,赵强,等.基于AP-LOF离群组检测的配电网连接验证[J].东北大学学报(自然科学版),2020,41(8): 1070-1074.  
SI Fangyuan, HAN Yinghua, ZHAO Qiang, et al. Verification of distribution network connectivity based on AP-LOF outlier group detection[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2020, 41(8): 1070-1074.
- [10] 杨超,伏晓燕.智能变电站继电保护设备全防误状态监测技术研究[J].电网与清洁能源,2023,39(7): 73-79.  
YANG Chao, FU Xiaoyan. Research on the full error prevention state monitoring technology of relay protection equipment in intelligent substations[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(7): 73-79.
- [11] 李铁成,刘清泉,任江波,等.基于动态优化马尔可夫链的线路继电保护装置状态预测方法[J].电力系统保护与控制,2022,50(13): 97-106.  
LI Tiecheng, LIU Qingquan, REN Jiangbo, et al. State prediction method of line relay protection device based on the Markov chain with dynamic optimization[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(13): 97-106.
- [12] 王业,崔玉,陆兆沿,等.基于CNN图像识别算法的保护装置智能巡视技术[J].电力工程技术,2022,41(6): 252-257.  
WANG Ye, CUI Yu, LU Zhaoyan, et al. Intelligent inspection technology of protection device based on convolution neural network image recognition algorithm [J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(6): 252-257.
- [13] HARIRI S, KIND M C, BRUNNER R J. Extended isolation forest[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2021, 33(4): 1479-1489.
- [14] FAWCETT T. An introduction to ROC analysis[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(8): 861-874.
- [15] DAVIS J, GOADRICH M. The relationship between Precision-Recall and ROC curves[C]//Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning. Pennsylvania, ACM, 2006: 233-240.

(上接第30页 Continued from page 30)

- LI Xiaopeng, HE Zhengyou, WU Xiao, et al. Natural frequencies based fault location method for transmission network considering measurement device invalidation[J]. Power System Technology, 2013, 37(5): 1217-1222.
- [32] 陈双,林圣,李小鹏,等.基于系统阻抗自适应的行波固有频率测距方法[J].电网技术,2013,37(6):1739-1745.  
CHEN Shuang, LIN Sheng, LI Xiaopeng, et al. A traveling wave natural frequency-based single-ended fault location method adaptive to system impedance[J]. Power System Technology, 2013, 37(6): 1739-1745.
- [33] 张媛媛,朱永利.基于行波固有频率的多分支输电线路故障定位[J].电力科学与技术学报,2016,31(3):65-72.  
ZHANG Yuanyuan, ZHU Yongli. A fault location method for multi-terminal transmission lines based on traveling wave natural frequencies[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016, 31(3): 65-72.
- [34] 鞠玲,黄恫.基于EFPI的数字配电网超声检测传感器[J].中国电力,2023,56(6):194-201.  
JU Ling, HUANG Yi. Ultrasonic detection sensor of digital distribution network based on EFPI[J]. Electric Power, 2023, 56(6): 194-201.
- [35] 李小鹏.高压输电线路超高速纵联保护方法研究[D].成都:西南交通大学,2015.  
LI Xiaopeng. Research on ultra-high speed longitudinal protection method for high voltage transmission lines[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2015.
- [36] 李练兵,孙腾达,曾四鸣,等.基于多端行波时差的配电网故障定位方法[J].电力系统保护与控制,2022,50(3): 140-147.  
LI Lianbing, SUN Tengda, ZENG Siming, et al. Fault location method for distribution networks based on traveling wave time difference[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(3): 140-147.
- [37] 王阳,曾祥君,黎锐烽,等.基于图论的配电网故障行波定位新算法[J].电力系统自动化,2012,36(18):143-147.  
WANG Yang, ZENG Xiangjun, LI Ruifeng, et al. A traveling wave fault location algorithm for distribution network based on graph theory[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(18): 143-147.