

基于动态核主元分析的电缆接头故障检测方法

张起¹, 李学渊², 李鹏^{*1}, 曹敏²

(1. 云南大学 信息学院, 云南 昆明 650500;

2. 云南电网有限责任公司, 云南 昆明 650011)

摘要: 针对环网柜电缆接头故障发生前后时刻的时间相关性较强,且故障的发生是一个非线性过程,将动态核主元分析应用于环网柜电缆接头故障检测并建立故障检测模型.该模型可以在解决非线性变量难以分离的同时提取变量之间的动态自相关特性,并通过建立动态核主元在线监测模型及时检测故障的发生.最后对采集的环网柜电缆接头故障数据进行实验分析,实验结果证明所提方法能有效地检测出环网柜电缆接头故障的发生,且检测精度和误报率均优于之前的算法.

关键词: 动态核主元分析(DKPCA);非线性;电缆接头;故障检测

中图分类号: TP273

文献标识码: A

doi: 10.7511/dllgxb202003011

0 引言

随着电力负荷终端规模的扩大和多样性发展,环网柜作为智能电网的主要设备,其运行状态和可靠性直接影响电网的正常供电.环网柜主要使用电缆线进行电力的传输和分配,由于环网柜所处的环境复杂以及电缆制造过程中的局部缺陷等因素,环网柜电缆接头容易产生电流集中,出现绝缘故障,进而引发火灾导致设备损坏,引起大范围的停电.鉴于环网柜在智能电网中的不可替代性及普遍性,研究环网柜电缆接头故障检测具有重要意义.

针对环网柜电缆接头故障检测的研究中,文献[1]详细分析了环网柜故障检测的研究现状及发展趋势;文献[2]分析数据的局部特征,提出了一种基于NPE算法的故障检测模型;文献[3]针对监测变量之间复杂的非线性关系,提出了基于KPCA算法的环网柜故障检测方法;文献[4]提出了一种自适应建模的故障检测方法,取得了较好的检测效果.

由于环网柜电缆接头故障的发生是一个时间序列过程,故障的发生通常伴随着温度的逐渐升

高.环网柜内的多个传感器采集的信号具有较强的时间相关性,其次非线性特征较为明显^[5].现有的故障检测方法忽视了故障的发生是一个慢时变过程,变量随时间变化并呈现较强的相关性,因此故障检测精度不够理想^[6].

近年来,以主元分析为代表的驱动统计过程监测方法在工业过程中取得了良好的应用^[7].主元分析方法通过数据降维和特征提取可以较好地处理复杂的工业数据,但是检测精度不够理想.文献[8]引入核函数映射在高维特征空间解决非线性问题,提出了核主元分析(KPCA)方法.文献[9]提出了动态主元分析(DPCA)方法,提取测量变量的过去与当前值之间的联系,通过时滞平移的方法将动态行为包含在PCA模型中.文献[10]提出了动态核主元分析(DKPCA)方法,在提取时间相关性的同时,解决非线性问题,有较好的检测性能.

本文考虑把动态核主元分析方法应用于环网柜电缆接头的故障检测,以提高现有精度.首先建立动态核主元分析的离线模型,使用本地观测的正常数据建立统计控制限;然后对实时采集的监测数据进行分析,及时检测出故障的发生.

收稿日期: 2019-11-19; 修回日期: 2020-03-30.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61763049);云南省应用基础研究计划重点项目(2018FA032).

作者简介: 张起(1994-),男,硕士生,E-mail: zhangqi19941@qq.com; 李鹏*(1976-),男,博士,副教授,E-mail: lipeng@ynu.edu.cn.

1 动态核主元分析方法概述

1.1 动态主元分析

主元分析(PCA)作为一种基本的多元统计方法,主要思想是通过线性空间变换将高维数据投影到低维主元空间以保留原始数据的特征.传统的主元分析作为一种线性技术,默认所有变量在时间上不相关,而在实际生产过程中,观测变量的线性静态关系通常表现为动态特性,为了提取数据的动态特性,对观测变量前后时刻的动态特性进行分析,解决PCA模型的动态匹配问题以提高监控性能.

假设正常数据集 \mathbf{X} 中包含 m 个变量,每个变量有 n 个观测值,可以在每个变量后叠加 t 时刻前 s 个时刻的向量构成增广矩阵 $\mathbf{X}(s)$ 以反映变量之间的动态关系.

$$\mathbf{X}(s) = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_t^T & \mathbf{x}_{t-1}^T & \cdots & \mathbf{x}_{t-s}^T \\ \mathbf{x}_{t-1}^T & \mathbf{x}_{t-2}^T & \cdots & \mathbf{x}_{t-s-1}^T \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{x}_{t+s-n}^T & \mathbf{x}_{t+s-n-1}^T & \cdots & \mathbf{x}_{t-n}^T \end{pmatrix} \quad (1)$$

然后利用动态矩阵 $\mathbf{X}(s)$ 通过 PCA 方法建立动态主元模型,即可进行动态特性分析.

$$\mathbf{X}(s) = \mathbf{TP}^T + \mathbf{E} \quad (2)$$

式中: \mathbf{T} 为得分矩阵; \mathbf{P} 为负载矩阵; \mathbf{E} 为残差矩阵,是样本在残差空间中的投影.

为保证动态主元分析能够精确提取数据的动态关系,时滞 s 的选取尤为重要,文献[10]给出了确定时滞的方法.

1. $s=0$;
2. 执行 PCA 算法并计算所有的主元;
3. $j=n \times (s+1), r(s)=0$;
4. If 第 j 个主元是线性关系
5. Then $j=j-1, r(s)=r(s)+1$;
6. Else $r(s)=r(s) - \sum_{i=0}^{s-1} (s-i+1)r(i)$;
7. End If
8. While $r_{\text{new}}(s) > 0$
9. Do $s=s+1$, go to step 2;
10. Else output s ;
11. End

1.2 动态核主元分析

针对非线性问题,核主元分析的原理是将输入数据通过内积核函数 Φ 映射到高维特征空间

进行主元分析,从而将低维空间中线性不可分的两点变为线性可分的.非线性映射后,观测向量 $\mathbf{x}_i(t;t-s)$ 映射为 $\Phi_i(t;t-s)$,动态数据增广矩阵 $\mathbf{X}(s)$ 映射为 $\Phi(s)$ [11].

建立特征空间 F 下的数据协方差矩阵:

$$\mathbf{C}^F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Phi_i(t;t-s) \Phi_i^T(t;t-s) \quad (3)$$

设矩阵 \mathbf{C}^F 对应的特征值为 λ ,特征向量为 \mathbf{v} ,则对协方差矩阵特征方程 \mathbf{C}^F 进行特征矢量分解,可得

$$\mathbf{C}^F \mathbf{v} = \lambda \mathbf{v} \quad (4)$$

特征向量可由数据集线性表示,因此存在系数 α_i ,特征向量 \mathbf{v} 可由 Φ_i 线性表示为

$$\mathbf{v}_k = \sum_{i=1}^n \alpha_i^k \Phi_i(t;t-s) \quad (5)$$

在式(4)的两边同时点乘映射向量 Φ_k ,进行内积运算,可得

$$\lambda (\Phi_k(t;t-s) \cdot \mathbf{v}) = \Phi_k(t;t-s) \cdot (\mathbf{C}^F \mathbf{v}) \quad (6)$$

结合式(3)、(5)、(6)可得

$$\begin{aligned} & \lambda \sum_{i=1}^n \alpha_i^k \langle \Phi_k(t;t-s), \Phi_i(t;t-s) \rangle = \\ & \frac{1}{n} \alpha_i^k \langle \Phi_k(t;t-s), \sum_{j=1}^n \Phi_j(t;t-s) \rangle \cdot \\ & \langle \Phi_j(t;t-s), \Phi_i(t;t-s) \rangle \end{aligned} \quad (7)$$

定义核矩阵

$$\mathbf{K}_{ij} = \langle \Phi_i(t;t-s), \Phi_j(t;t-s) \rangle \quad (8)$$

式(7)可化简为

$$n\lambda \alpha = \bar{\mathbf{K}}_{ij} \alpha \quad (9)$$

其中 $n\lambda$ 为 \mathbf{K} 的特征值,系数向量 α 是特征值 $n\lambda$ 对应的特征向量.

通常根据经验选择符合数据分布的核函数,本文使用高斯径向基核函数 $K = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 / 2\sigma^2)$ 构造核函数.

计算特征值 $n\lambda$,规范化系数向量 α_i^k ,计算观测向量在特征向量 \mathbf{v}_k 上的投影,可得第 k 个核主元得分向量为

$$\begin{aligned} t_k &= \langle \mathbf{v}_k, \Phi(t;t-s) \rangle = \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i^k \langle \Phi_i(t;t-s), \Phi(t;t-s) \rangle \end{aligned} \quad (10)$$

2 基于动态核主元分析的环网柜故障检测模型

在基于动态核主元分析的故障检测中,通常

用平方预测误差 (squared prediction error, E_{sp}) 和 Hotelling's T^2 来检测过程是否发生异常。

T^2 统计量是在 DKPCA 主元空间的变化, 是主元向量的标准平方和, 代表每个样本在变换趋势和幅值上的偏离程度, 表征模型内部变换的一种预测。

$$\mathbf{T}^2 = (\mathbf{t}_1 \quad \mathbf{t}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{t}_k) \mathbf{\Lambda}^{-1} (\mathbf{t}_1 \quad \mathbf{t}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{t}_k)^T \quad (11)$$

其中 $\mathbf{\Lambda}^{-1}$ 表示由主元特征值构成的对角矩阵的逆, \mathbf{T}^2 的控制限为

$$T_{k,n,\alpha}^2 \sim \frac{k(n-1)}{n-k} F_{k,n-k,\alpha} \quad (12)$$

E_{sp} 统计量是衡量样本向量在残差空间的投影变化, 表征模型外部变换的一种测度。

$$E_{sp} = \sum_{i=1}^M t_i^2 - \sum_{i=1}^n t_i^2 \quad (13)$$

其中 M 为非零特征值个数。

正常工况下数据的变化主要包含在主元空间, 而噪声主要包含在残差空间, 这也导致 E_{sp} 统计量对微小故障较为敏感, 因此有时候仅超过 E_{sp} 统计量控制限, 没有越过 T^2 统计量的样本未必是一个故障, 有可能只是过程的变化。

基于 DKPCA 的环网柜电缆接头故障检测模型, 需要经过两个阶段:

(1) 模型训练: 调用历史数据库对模型进行训练, 确定 T^2 统计量和 E_{sp} 统计量的控制限。

(2) 在线监测: 对采集到的实时数据进行标准化处理, 计算 T^2 统计量和 E_{sp} 统计量是否超过模型训练所得到的控制限, 以判断是否发生故障。

本文提出的基于 DKPCA 的故障检测方法的步骤如下:

(1) 采集正常工况下电缆接头测量数据进行标准化处理。

(2) 选取合适的时滞 s , 以便正确提取动态变量间的相关性。

(3) 计算时滞核矩阵 \mathbf{K}_{ij} 。

(4) 在特征空间 F 进行中心化处理, 使得 $\sum_{i=1}^n \Phi_i(t; t-s) = \mathbf{0}$, 核矩阵中心化为 $\bar{\mathbf{K}}_{ij} = \mathbf{K}_{ij} - \mathbf{I}_n \mathbf{K}_{ij} - \mathbf{K}_{ij} \mathbf{I}_n + \mathbf{I}_n \mathbf{K}_{ij} \mathbf{I}_n$ 。

(5) 求解 $n\lambda\alpha = \bar{\mathbf{K}}_{ij}\alpha$, 规范化特征向量使得 $\langle \mathbf{v}_k, \mathbf{v}_k \rangle = 1$ 。

(6) 由式(11)提取正常运行数据的非线性分量 \mathbf{t}_k 。

(7) 建立动态核主元模型。

(8) 计算正常操作数据的监控统计量 (T^2 和 E_{sp}), 并确定其控制限。

(9) 输入测量数据, 进行标准化处理。

(10) 处理后的数据输入建立的动态核主元模型。

(11) 监控 T^2 统计量和 E_{sp} 统计量是否超过控制限。

本文提出应用于环网柜电缆接头故障检测的动态核主元分析方法流程如图 1 所示。

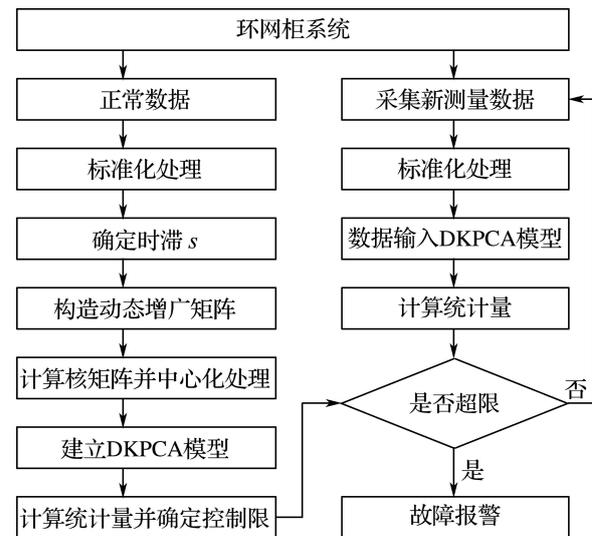


图 1 基于 DKPCA 的环网柜电缆接头故障检测流程

Fig. 1 Fault detection procedure for cable joint in ring main unit based on the DKPCA

3 仿真实验及分析

本节以环网柜系统为实验对象, 将 DKPCA 应用于环网柜系统的电缆接头故障检测, 并与基于 PCA 和 KPCA 的故障检测方法的仿真结果比较, 从而验证基于 DKPCA 的故障检测方法的优越性。

建模对象环网柜如图 2 所示, 内部都隔断成两部分, 每个隔断都有 A、B、C 三相进线电缆。每 2 min 分别采集一次隔断的 I 号柜和 II 号柜的数据, 包括 6 组电缆线芯温度、3 根电缆运行电流和隔断内的温湿度数据, 然后通过物联网通信层将数据传到监控中心。

为了对比 DKPCA、KPCA 和 PCA 的监控性能, 主元个数由累计方差贡献率准则 ($R_{cpv} >$

85%)确定,径向基核函数的核宽度 σ 设置为 16, 时滞 s 由 1.1 节中的方法确定,控制限设置为 95%.



图2 环网柜内部结构

Fig. 2 Internal structure of the ring main unit

3.1 正常数据检测实验

正常数据检测实验中以误报率作为性能指标对模型进行评价,选取两组不同的数据,数据长度分别为 6 000、8 000,并分别对其进行检测,两次实验的训练数据和检测数据区间如表 1 所示.

表 2 给出了两次实验正常数据的误报率,从实验结果可以看出随着训练数据的增加,正常数据的误报率有所增大,综合比较,DKPCA 有着更低的误报率.

表 1 实验数据分配

Tab. 1 Test data distribution

实验	训练数据	检测数据
1	1~3 000	3 001~6 000
2	1~6 000	6 001~8 000

表 2 正常数据误报率

Tab. 2 Normal data false alarm rate

实验	误报率/%		
	PCA	KPCA	DKPCA
1	6.9	9.21	1.0
2	8.1	7.18	1.3

图 3、4 分别给出了实验 1 和实验 2 的故障检测结果对比,综合比较 3 种方法的实验结果,PCA 和 KPCA 都出现了多次误报,DKPCA 仅出现 1 次误报.由于环网柜内外环境的变化,可能会导致数据在某一时刻突然波动,监控超过控制限,这属于正常现象.所以 DKPCA 故障监测模型有更好

的泛化性,更适合在线监测.

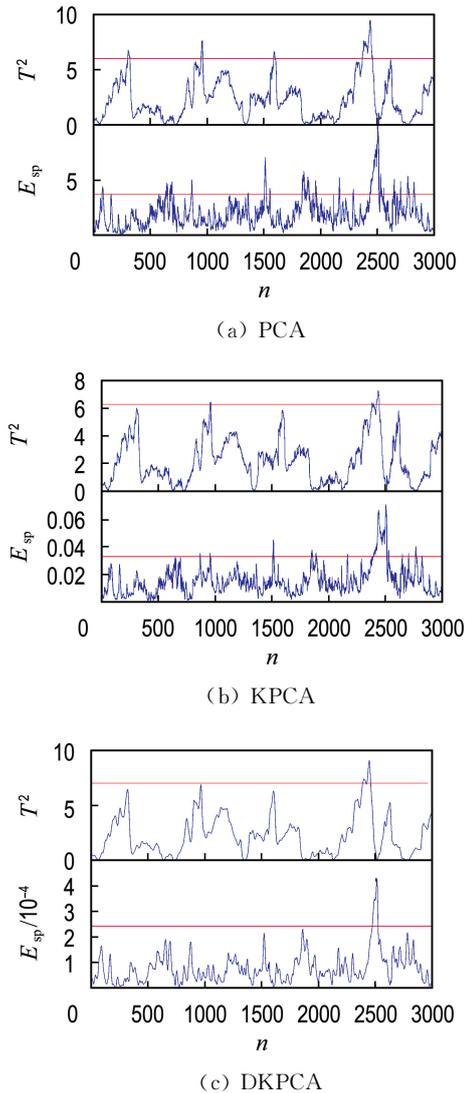


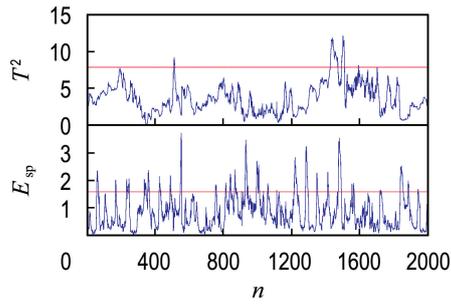
图 3 实验 1 检测结果对比

Fig. 3 Comparison of Test 1 result

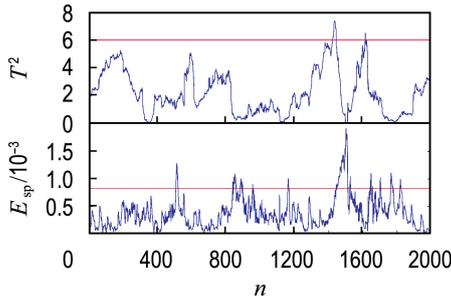
3.2 故障数据检测实验

对 5 000 组包含故障数据的样本进行测试,其中最后 1 000 组数据是故障发生时的数据.前 3 500 组作为训练样本,后 1 500 组作为测试样本来对比 3 种方法的故障检测率.

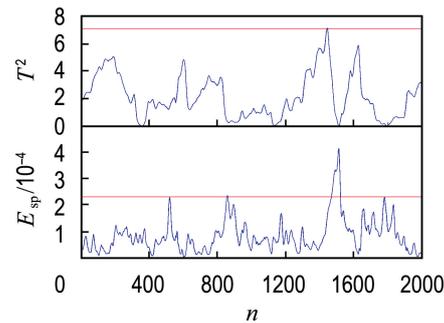
3 种方法的检测结果对比如图 5~7 所示,实验结果如表 3 所示.当故障发生时,3 种方法都可以检测到故障的发生,基于 DKPCA 的故障检测方法明显有着更高的检测率,在 T^2 和 E_{sp} 指标下均达到了 100% 的故障检测率.通过实验结果可知,DKPCA 在降低模型误报率的同时,并没有削弱故障的检测率.由此可见,DKPCA 适用于环网柜电缆接头的故障检测.



(a) PCA



(b) KPCA



(c) DKPCA

图4 实验2检测结果对比

Fig. 4 Comparison of Test 2 result

表3 故障数据检测率

Tab. 3 Fault data detection rate

指标	故障检测率/%		
	PCA	KPCA	DKPCA
T^2	100	94.2	100
E_{sp}	91.6	100	100

4 结语

针对环网柜电缆接头故障在线监测的问题, 本文将动态核主元分析应用于环网柜电缆接头故障检测, 并建立故障检测模型. 该方法利用环网柜内传感器记录的数据建立离线模型, 然后将实时采集的数据输入模型以检测电缆接头故障是否发

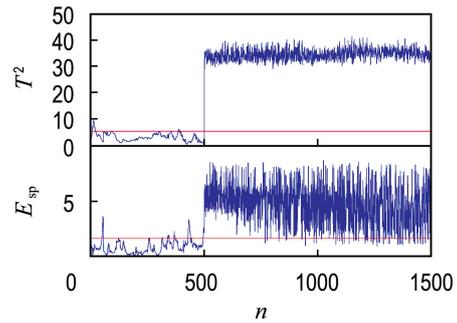


图5 PCA检测结果

Fig. 5 Fault detection results of PCA

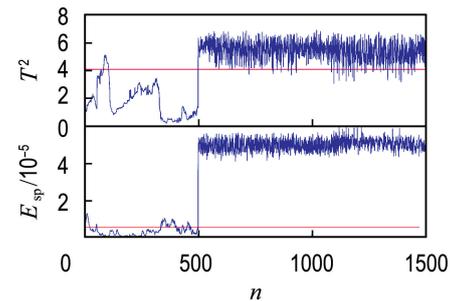


图6 KPCA检测结果

Fig. 6 Fault detection results of KPCA

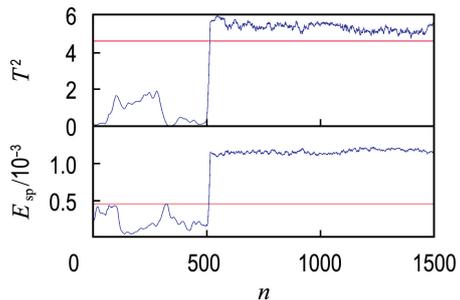


图7 DKPCA检测结果

Fig. 7 Fault detection results of DKPCA

生. 由于通过时序分析提取了变量前后时刻之间的关联性, 并通过非线性映射解决了变量难以分离的问题, 该方法在环网柜电缆接头的故障检测中有着卓越性能.

实验结果表明, 该方法在有效降低故障误报率的同时, 故障检测率达到 100%, 证明了 DKPCA 应用于环网柜电缆接头故障检测的有效性和优越性, 为配电网环网柜电缆接头故障检测提供了一种更有效的方法.

参考文献:

- [1] 苗爱敏, 邹勋, 李鹏, 等. 环网柜故障监测方法综述 [J]. 电气应用, 2017, 36(20): 64-70.
MIAO Aimin, ZOU Xun, LI Peng, et al. Overview

- of fault monitoring method for the ring main unit [J]. **Electrotechnical Application**, 2017, **36**(20): 64-70. (in Chinese)
- [2] 胡凡君, 张勤, 李鹏, 等. 基于NPE算法的环网柜故障检测方法研究 [J]. **自动化仪表**, 2017, **38**(10): 69-73.
HU Fanjun, ZHANG Qin, LI Peng, *et al.*. Research on the NPE based fault detection for ring main unit [J]. **Process Automation Instrumentation**, 2017, **38**(10): 69-73. (in Chinese)
- [3] 李学渊, 张起, 胡海瑞, 等. 基于KPCA算法的环网柜故障检测方法 [C] // 第30届中国过程控制会议(CPCC 2019)摘要集. 昆明: 中国自动化学会过程控制专业委员会, 2019: 274.
LI Xueyuan, ZHANG Qi, HU Hairui, *et al.*. Fault detection method for ring main unit based on KPCA algorithm [C] // **Summary of the 30th Chinese Process Control Conference (CPCC 2019)**. Kunming: Technical Committee on Process Control, Chinese Association of Automation, 2019: 274. (in Chinese)
- [4] TAN Lei, LI Peng, TAO Fei, *et al.*. Cable joint fault detection for the ring main unit based on an adaptive TNPE algorithm [J]. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery**, 2020, **10**(1): e1336.
- [5] 邹勋. 基于NPE算法的环网柜过程监控 [D]. 昆明: 云南大学, 2017.
ZOU Xun. Process monitoring of ring main unit based on NPE algorithm [D]. Kunming: Yunnan University, 2017. (in Chinese)
- [6] 檀磊. 工业过程故障检测自适应流形学习算法研究及应用 [D]. 昆明: 云南大学, 2018.
TAN Lei. Research and application of an adaptive manifold learning algorithm for industrial process fault detection [D]. Kunming: Yunnan University, 2018. (in Chinese)
- [7] 王海清, 宋执环, 王慧. PCA过程监测方法的故障检测行为分析 [J]. **化工学报**, 2002, **53**(3): 297-301.
WANG Haiqing, SONG Zhihuan, WANG Hui. Fault detection behavior analysis of PCA-based process monitoring approach [J]. **Journal of Chemical Industry and Engineering (China)**, 2002, **53**(3): 297-301. (in Chinese)
- [8] LEE J M, YOO C K, CHOI S W, *et al.*. Nonlinear process monitoring using kernel principal component analysis [J]. **Chemical Engineering Science**, 2004, **59**(1): 223-234.
- [9] KU Wenfu, STORER R H, GEORGAKIS C. Disturbance detection and isolation by dynamic principal component analysis [J]. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, 1995, **30**(1): 179-196.
- [10] CHOI S W, LEE I B. Nonlinear dynamic process monitoring based on dynamic kernel PCA [J]. **Chemical Engineering Science**, 2004, **59**(24): 5897-5908.
- [11] ZHANG Qi, LI Peng, LANG Xun, *et al.*. Improved dynamic kernel principal component analysis for fault detection [J]. **Measurement**, 2020, **158**: 107738.

Fault detection method for cable joint based on DKPCA

ZHANG Qi¹, LI Xueyuan², LI Peng^{*1}, CAO Min²

(1. School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650500, China;

2. Yunnan Power Grid Corporation, Kunming 650011, China)

Abstract: Due to the time correlation and nonlinear characteristics of fault occurrence of cable joint in ring main unit, the dynamic kernel principal component analysis (DKPCA) is applied to the fault detection of cable joints in ring main unit and the fault detection model is established. The model can extract the dynamic autocorrelation between variables while solving the difficulty of separating nonlinear variables, and detect the occurrence of faults by establishing a dynamic kernel principal component online monitoring model. Finally, the proposed method is applied to the fault diagnosis of cable joints in ring main unit. The experimental results show that the method can effectively detect the cable joint failure of the ring main unit, and the detection accuracy and false alarm rate are better than the previous algorithm.

Key words: dynamic kernel principal component analysis (DKPCA); nonlinear; cable joint; fault detection