

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于瞬时幅值的光伏系统电流传感器微小故障检测及估计

许水清, 陶松兵, 柴毅, 黄大荣, 程庭莉

引用本文:

许水清, 陶松兵, 柴毅, 等. 基于瞬时幅值的光伏系统电流传感器微小故障检测及估计[J]. *控制与决策*, 2022, 37(3): 583–592.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1261>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 基于多块信息提取的AUV资源勘查系统故障检测

Fault detection of AUV resource exploration system based on multi-block information extraction

*控制与决策*. 2021, 36(4): 790–800 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0732>

### 高超声速飞行器间歇故障改进自适应容错控制

Improved adaptive fault-tolerant control of intermittent faults in hypersonic flight vehicle

*控制与决策*. 2021, 36(11): 2627–2636 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0483>

### 含混合储能的互联电力系统传感器容错负荷频率控制

Sensor fault-tolerant load frequency control for multi-area interconnected power system with hybrid energy storage system

*控制与决策*. 2021, 36(5): 1069–1077 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1432>

### 基于动态观测器零极点优化的网络控制系统故障检测

Pole-zero optimization design of dynamic observer for fault detection of networked control systems

*控制与决策*. 2021, 36(6): 1351–1360 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1107>

### 基于核典型相关性-熵成分分析的工业过程质量监测方法

A quality monitoring method for industrial process based on kernel canonical correlation-entropy component analysis

*控制与决策*. 2021, 36(12): 2999–3006 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0548>

# 基于瞬时幅值的光伏系统电流传感器微小故障检测及估计

许水清<sup>1,2</sup>, 陶松兵<sup>1,2</sup>, 柴毅<sup>2†</sup>, 黄大荣<sup>3</sup>, 程庭莉<sup>1</sup>

(1. 合肥工业大学 电气与自动化工程学院, 合肥 230009; 2. 重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044; 3. 重庆交通大学 信息科学与工程学院, 重庆 400000)

**摘要:** 电流传感器是光伏系统中用于系统控制和状态监测的重要元件, 然而受运行环境影响, 电流传感器易出现性能退化, 影响系统运行安全. 为了准确检测和估计出电流传感器微小故障, 提出基于瞬时幅值的传感器微小故障检测和估计方法. 首先, 建立基于瞬时幅值的电流传感器微小故障模型, 利用 Hilbert 变换 (HT) 估计相电流瞬时幅值将测量的三相正弦电流转换为相互独立的三维直流信号分量; 其次, 利用快速移动窗主成分分析 (FMWPCA) 对三维直流信号组成的数据矩阵进行特征提取, 获得主元和残差子空间向量的概率密度分布函数; 然后, 利用 Kullback-Leibler (KL) 距离定量度量实际运行数据相对于无故障运行数据的微小变化, 在此基础上, 设置故障检测阈值, 构建故障幅值估计模型, 实现电流传感器微小故障检测和估计; 最后, 利用 RT-LAB 实验平台验证所提方法的有效性.

**关键词:** 微小故障; 瞬时幅值; 快速移动窗主成分分析; KL 距离; 光伏发电系统

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1261

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**引用格式:** 许水清, 陶松兵, 柴毅, 等. 基于瞬时幅值的光伏系统电流传感器微小故障检测及估计 [J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 583-592.

## Incipient fault diagnosis and estimation for current sensors of PV system based on instantaneous amplitude

XU Shui-qing<sup>1,2</sup>, TAO Song-bing<sup>1,2</sup>, CHAI Yi<sup>2†</sup>, HUANG Da-rong<sup>3</sup>, CHENG Ting-li<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment and System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 3. College of Information Science and Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400000, China)

**Abstract:** Current sensors are the important component for system control and state monitoring in PV systems. However, due to the influence of operation environment, the current sensor performance degradation often occurs, which affects the operation safety of the system. To detect and estimate the current sensor incipient faults, a novel incipient fault detection and estimation method based on instantaneous amplitude is proposed. Firstly, the incipient fault model of a current sensor based on instantaneous amplitude is established, and the Hilbert transform (HT) algorithm is utilized to estimate instantaneous amplitudes of the three-phase currents, which makes the sinusoidal current signal transformed into the three-dimensional direct current signal. Then the fast moving window principle component analysis (FMWPCA) is used to extract the features of the data matrix composed by the three-dimensional direct current signal, and the probability density distribution functions of principal components and residual subspace vectors are obtained. Subsequently, the Kullback-Leibler (KL) divergence is used to quantitatively measure the small change of actual operation data distribution relative to fault free operation data. Based on above, the fault detection threshold is set and the theoretical model of fault amplitude estimation is constructed to realize the incipient fault detection and estimation of current sensors. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified by the RT-LAB platform.

**Keywords:** incipient fault; instantaneous amplitude; fast moving window principle component analysis; Kullback-Leibler divergence; PV power system

收稿日期: 2020-09-10; 录用日期: 2021-01-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61803140, 61633005); 中国博士后科学基金面上项目(2020M682474); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(JZ2019HGTB0090); 牵引动力国家重点实验室开放课题(TPL1908); 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室开放课题(2007DA105127).

†通讯作者. E-mail: chaiyi@cqu.edu.cn.

## 0 引言

太阳能作为一种可再生能源,具有充分清洁性、绝对安全性、相对广泛性、资源充足性以及潜在经济性等优点,在长期能源战略中具有重要地位.以太阳能为基础的光伏发电目前已成为世界上装机容量增长最快的可再生能源发电<sup>[1-3]</sup>.光伏并网发电系统是将太阳能电池阵列输出的直流电转化为与电网电压同幅、同频、同相的交流电,实现与电网连接并向电网输送电能.然而,由于工作环境比较恶劣,光伏发电系统的运行安全遭受到严重威胁.电流传感器是光伏发电系统中的用于系统控制和状态监测的基本元件.统计数据表明,电流传感器故障是影响光伏发电系统运行安全的一类重要故障<sup>[4]</sup>.

微小故障诊断相对于传统故障诊断,是一种更精细的故障诊断,已经得到了越来越多国内外学者的关注<sup>[5-9]</sup>.光伏发电系统电流传感器的微小故障的故障特性不明显,易被噪声和扰动信号掩盖,经过时间的积累,易发展成为影响光伏系统运行安全的严重性故障<sup>[4]</sup>.若电流传感器的故障输出信号被用于系统控制器输入,则会对系统闭环反馈控制产生影响,导致控制性能下降甚至引发安全事故.此外,三相电流作为光伏系统运行状态监测的关键特征量,电流传感器故障将影响光伏系统运行状态监测结果的准确性和可靠性.因此,研究光伏系统电流传感器的微小故障诊断,不仅对光伏系统控制性能和并网电能质量等有着重要影响,对光伏系统健康管理及运行安全也具有重要意义.针对光伏系统电流传感器故障诊断,文献[10]通过设计虚拟通量估计器,根据相电流实际值与估计值的残差分析,实现了光伏系统电流传感器的故障诊断和容错;文献[11]提出了基于滑模观测器的光伏系统电流传感器故障诊断和容错,消除了测量误差对光伏系统运行的影响,能够保证光伏系统在传感器故障的情况下也能正常运行.然而,光伏系统电流传感器微小故障的故障幅值低、故障信息易淹没在各类噪声和误差中,使得微小故障难以被及时发现,故障诊断难度较大.目前,尚鲜有对光伏电流传感器微小故障进行研究.

当前主流传感器微小故障诊断方法主要分为基于模型的诊断方法和基于数据的诊断方法<sup>[12-13]</sup>.基于模型的传感器微小故障诊断方法是通过机理建模或参数估计的方法建立数学模型,然后将系统实际测量值与系统理论模型输出构造残差,最后通过残差分析实现传感器故障检测.如:文献[14-15]利用Luenberger状态观测器建立了定子电流和转子电流的状态观测器,以同时实现定子和转子电流传感器故

障的检测,并在此基础上进行故障重构;文献[16]利用滑模观测器实现了高速列车牵引整流器和牵引逆变器传感器的微小故障诊断;文献[17]将滑模技术与非线性参数化自适应估计技术相结合,实现了高速列车牵引整流器电压传感器微小故障隔离;文献[18]提出了基于区间滑模观测器的高速列车牵引装置传感器微小故障诊断;文献[19]针对风电系统中双馈感应电机的电流传感器早期微小漂移和增益故障,提出了基于电机模型参数自适应的转子电流传感器故障诊断.基于模型的诊断方法效果显著,具有良好的实时性,但模型法易受模型精度及测量噪声等扰动的影响,并且光伏系统通常具有强非线性特性,机理建模复杂,使得模型法受限.

基于数据的传感器微小故障方法主要是对历史数据进行统计分析,利用正常样本估算出的监控指标置信限来分析当前样本运行状态,不需要对系统结构深入了解,算法较为简单,易于实现,已广泛应用于传感器微小故障诊断上.如:文献[20]研究了基于Kullback-Leibler(KL)距离的系统监测,证明了KL距离对微小异常的敏感性;文献[21]提出了基于KL距离和主元分析(principle component analysis, PCA)方法的传感器微小异常检测;文献[22-23]提出了基于KL距离的闭环系统传感器微小故障在线检测与估计算法;文献[24]通过引入平滑技术,提出了基于多元统计过程监测的传感器微小故障诊断方法;文献[25]基于递归变换分量统计分析(recursive transformed component statistical analysis, RTCSA),提出了子空间重构和子块检测的传感器微小故障隔离方法;文献[26]提出了基于条件独立贝叶斯学习RTCSA的传感器微小故障诊断;文献[27]提出了主成分分析与移动窗口重构贡献图(moving window reconstruction-based contribution, MWRBC)相结合的方法,实现了传感器微小加性故障的幅值估计;文献[28]提出了基于卡尔曼滤波和KL距离的压水堆稳压器单传感器和多传感器微小故障检测和隔离算法;在此基础上,文献[29]提出了基于扩展卡尔曼滤波和KL距离的压水堆核电站温度和中子通量传感器微小故障检测和隔离方法.然而,这些方法的诊断对象与光伏系统电流传感器在运行环境及故障发生原因等方面存在较大差异,其方法难以直接应用在光伏系统电流传感器微小故障诊断中.

本文根据光伏发电系统的结构和运行特点,提出利用相电流瞬时幅值构造故障特征的电流传感器微小故障检测和估计算法.该方法建立基于瞬时幅值的电流传感器微小故障模型,提出基于HT-快

速移动窗主成分分析(fast moving window principle component analysis, FWMPCA)-KL距离的光伏系统电流传感器微小故障检测和估计算法. 实验结果表明, 本文所提方法能够准确提取光伏系统电流传感器微小故障特征, 实现电流传感器微小故障检测和幅值估计.

### 1 基于瞬时幅值的电流传感器微小故障模型

典型的三相光伏并网发电系统拓扑结构如图1所示.

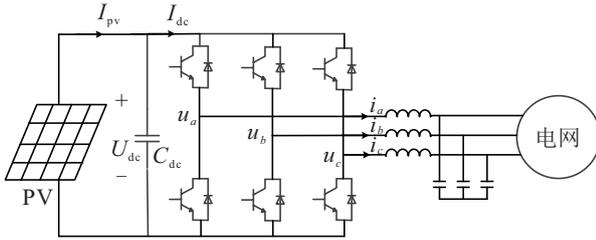


图1 三相光伏并网发电系统拓扑结构

记三相电流为  $i_m (m = a, b, c)$ , 以  $a$  相电流为例, 当电流传感器无故障时, 其相电流为

$$i_a = I_{\max} \sin(2\pi\omega t + \phi). \quad (1)$$

根据电气原理分析,  $a$  相电流有效值与最大值的关

$$\hat{I} = \frac{I_{\max}}{\sqrt{2}}. \quad (2)$$

其中:  $\hat{I}$  表示  $a$  相电流的有效值,  $I_{\max}$  表示  $a$  相电流的最大值.

根据功率守恒原理, 当输入电网全为有功时, 记输入的有功功率为  $P$ .

$$P = P_a + P_b + P_c = U_a I_a + U_b I_b + U_c I_c. \quad (3)$$

其中:  $P_a, P_b, P_c$  分别表示  $a, b, c$  每一相的输入功率,  $I_a, I_b, I_c$  和  $U_a, U_b, U_c$  分别表示电流有效值和电压有效值.

微小增益故障是相电流传感器的一种典型微小故障, 本文以传感器微小增益故障为例, 当  $a$  相电流传感器发生微小增益故障且故障幅值为  $e$  时,  $a$  相故障电流  $i'_a$  如下:

$$i'_a = I'_{\max} \sin(2\pi\omega t + \phi) = (1 + e) I_{\max} \sin(2\pi\omega t + \phi). \quad (4)$$

此时, 故障电流有效值为

$$\hat{I}' = \frac{I'_{\max}}{\sqrt{2}} = \frac{I_{\max}}{\sqrt{2}} + e \frac{I_{\max}}{\sqrt{2}}. \quad (5)$$

由功率守恒以及三相电路对称性可知,  $a$  相实际功率将降低  $e \cdot P_a$ , 而  $b, c$  相实际功率则分别增加  $(e/2) \cdot P_{b,c}$ .

由式(4)可知, 当电流传感器发生微小故障时, 三相电流的正弦特性不会发生明显变化, 直接采用相电流构造故障检测变量, 故障征兆微小, 故障特征易受噪声和扰动等因素影响. 而瞬时幅值作为正弦波参数中最为重要且最能反映波形本质特征的参数之一, 能够更好地反映故障发生时相电流的变化. 因此, 选取相电流瞬时幅值构造故障检测变量, 建立传感器微小故障模型.

在信号分析中, 正弦信号  $x(t)$  的瞬时幅值定义为

$$A(t) = \sqrt{x^2(t) + h^2(t)}, \quad (6)$$

其中  $h(t)$  为  $x(t)$  的HT, 有

$$h(t) = \frac{1}{\pi} K \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d(\tau), \quad (7)$$

且  $K$  为柯西主值.

根据以上传感器微小增益故障分析, 基于瞬时幅值的传感器微小增益故障模型可表示如下:

$$A'_m = \begin{cases} A'_a = (1 - e)A_a^*, \\ A'_b = \left(1 + \frac{1}{2}e\right)A_b^*, \\ A'_c = \left(1 + \frac{1}{2}e\right)A_c^*. \end{cases} \quad (8)$$

其中:  $A'_m$  表示发生故障时  $a, b, c$  相电流瞬时幅值,  $A_m^*$  表示无故障时  $a, b, c$  相电流瞬时幅值.

图2给出了当  $a$  相电流传感器在  $0.15\text{s}$  发生微小增益故障时,  $a, b, c$  的三相电流及其瞬时幅值, 其中深色线表示三相电流的瞬时幅值.

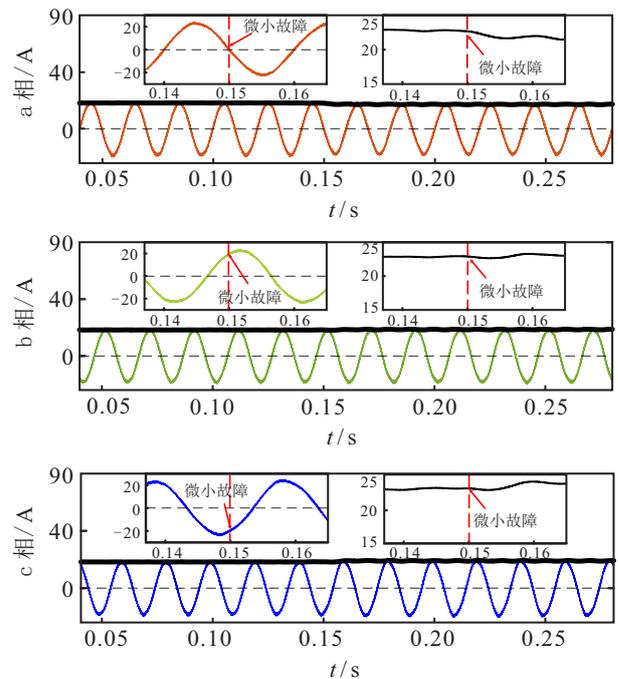


图2 a相电流传感器微小故障时的三相电流及其瞬时幅值

从图2可以看出, 当  $a$  相电流传感器在  $0.15\text{s}$  发生

微小故障后,三相电流基本没有发生明显的波形畸变,难以直接观察,而三相电流瞬时幅值出现了一定程度的畸变,故障特征较为显著.因此,建立基于瞬时幅值的传感器微小故障模型对实现光伏发电系统传感器微小故障检测及估计具有重要意义.

此外在电力系统中,三相电流的有效值常通过Park变换的恒幅值变换进行计算,其计算的前提是三相电流每一相的有效值相等.然而,基于Park变换的方法无法实现独立计算每一相电信号有效值而不受另外两相电信号的影响.而HT算法通过对每一相的电信号进行变换,构造只与该相电信号相关的解析信号,进而避免了Park矢量变换过程中其他相电信号的影响,最终实现每一相电流信号的独立时频估计.

## 2 基于HT-FWMPKA-KL距离的电流传感器微小故障检测与估计

根据光伏系统电流传感器微小故障分析,本文提出基于HT-FWMPKA-KL距离的电流传感器微小故障检测和估计,其算法原理如图3所示,其中,历史无故障运行数据用于计算无故障样本的数据分布特性以及故障幅值理论估计模型的相关系数.

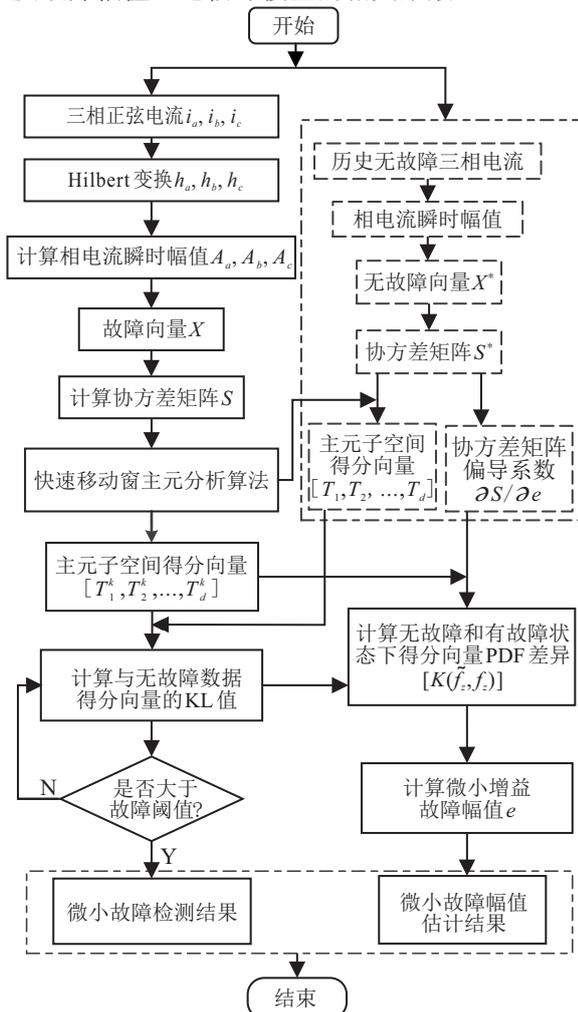


图3 电流传感器微小故障检测和估计原理

如图3所示,首先利用HT获取三相电流的瞬时幅值,将测量的三相正弦电流转换为相互独立的三维直流信号分量,然后利用快速移动窗主成分分析对三维直流信号组成的数据矩阵进行特征提取,即主元和残差子空间向量的概率密度分布函数(probability distribution function, PDF).以无故障运行下样本数据PDF为参考,计算无故障和有故障状态下得分向量PDF差异,获得故障数据相对于无故障数据的微小变化,然后利用KL距离定量度量微小变化.最后,结合预先设置的故障检测阈值和故障幅值估计模型实现电流传感器的微小故障检测和故障幅值估计.

### 2.1 电流传感器微小故障检测

为实现光伏系统电流传感器微小故障的在线快速检测,首先根据式(6)中相电流瞬时幅值的定义,构造如下相电流瞬时幅值无故障向量:

$$X^* = [x_a^*, x_b^*, x_c^*] = [\bar{A}_a^*, \bar{A}_b^*, \bar{A}_c^*] = [A_a^* - \mu_a^*, A_b^* - \mu_b^*, A_c^* - \mu_c^*]. \quad (9)$$

其中:  $\bar{A}^*$  变量表示瞬时幅值向量  $A^*$  中心化后的向量,  $\mu^*$  表示无故障向量的均值. 向量  $X^*$  的协方差矩阵为

$$S^* = \frac{1}{N-1} (X^*)^T X^* = \frac{1}{N-1} \begin{bmatrix} (x_a^*)^T x_a^* & (x_a^*)^T x_b^* & (x_a^*)^T x_c^* \\ (x_b^*)^T x_a^* & (x_b^*)^T x_b^* & (x_b^*)^T x_c^* \\ (x_c^*)^T x_a^* & (x_c^*)^T x_b^* & (x_c^*)^T x_c^* \end{bmatrix}. \quad (10)$$

其中:  $S^* \in R^{3 \times 3}$ ,  $X^* \in R^{N \times 3}$ , 变量  $N$  表示包含的样本数量.

同时,在无故障时,计算协方差矩阵  $S^*$  的特征向量  $P = [p_1, \dots, p_2, \dots, p_n]$ , 计算特征值  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_j, \dots, \lambda_m)$  以及对应的得分矩阵为  $T = PX^T$ ,  $T \in R^{m \times n}$ . 利用累计方差贡献率确定主元个数为  $d$ , 得到  $d$  维主元子空间以及  $(m-d)$  维残差子空间, 同时记变量  $\mu \in R^d$  和  $\sigma \in R^d$  分别为无故障下主元子空间得分向量  $[T_1, T_2, \dots, T_d]$  的均值及协方差向量.

为提高微小故障检测的实时性,引入快速移动窗主成分分析算法<sup>[30]</sup>, 记移动窗宽为  $L$ . 首先, 当第  $k$  ( $k \geq L$ ) 组采样获得时, 第  $k$  个移动窗数据集  $Y \in R^{L \times m}$  的  $d$  维主元子空间得分向量为

$$[T_1^k, T_2^k, \dots, T_d^k] = [p_1 Y^T, p_2 Y^T, \dots, p_d Y^T]. \quad (11)$$

利用文献[31]中KL距离量化无故障下主元子空间得分向量  $[T_1, T_2, \dots, T_d]$  与故障下主元子空间得分向量  $[T_1^k, T_2^k, \dots, T_d^k]$  的概率密度差异, 其中第  $k$  个移动窗数据集主元子空间得分向量的均值及协方

差向量分别为  $\mu(k) \in R^{1 \times d}$  和  $\sigma(k) \in R^{1 \times d}$ .

此时, 在高斯分布假设下, 可通过下式求解第  $k$  个移动窗数据与无故障数据得分向量的 KL 距离值:

$$\text{KL} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^d \left( \ln \left( \frac{\sigma(k)_i^2}{\sigma_i^2} \right) + \frac{\sigma_i^2}{\sigma(k)_i^2} + \frac{(\mu(k)_i - \mu_i)^2}{\sigma(k)_i^2} - 1 \right). \quad (12)$$

其中: 当第  $k+1$  组采样获得时, 在高斯分布假设下, 主元子空间得分向量均值及协方差的快速更新如下.

首先利用无故障下的特征向量  $P$  计算更新的主元子空间得分向量

$$t(k+1) = [p_1 Y(k+1), \dots, p_d Y(k+1)],$$

$$t(k+1) \in R^{1 \times d}. \quad (13)$$

得到更新的得分向量后, 对第  $k+1$  组移动窗主元子空间得分向量的均值进行更新.

$$\tilde{\mu} = \frac{1}{L-1} (L\mu_k - t(k)), \quad (14)$$

$$\Delta \tilde{\mu} = \mu_k - \tilde{\mu}, \quad (15)$$

$$\mu_{k+1} = \frac{1}{L} [(L-1)\tilde{\mu} + t(k+1)]. \quad (16)$$

最后对得分向量的协方差进行更新, 即

$$\Delta \mu_{k+1} = \mu_{k+1} - \tilde{\mu}, \quad (17)$$

$$\sigma_{k+1}^2 = \sigma_k^2 + (\Delta \mu_{k+1})^2 - (\Delta \mu_k)^2 + \frac{(t_{k+L} - \mu_{k+1})^2 - (t_k - \mu_k)^2}{L-1}. \quad (18)$$

得到更新后的得分向量均值与协方差后, 利用式 (12) 即可得到第  $k+1$  个移动窗内数据与无故障数据分布的偏差程度, 即本文用于表征两个 PDF 之间差异的 KL 距离. 由以上分析可知: 理论上当电流传感器处于正常状态时, KL 距离为 0; 当电流传感器发生故障时, KL 距离不再为 0. 因此, 可以预先设置合理的故障检测阈值  $\varepsilon$ , 当 KL 距离大于故障检测阈值  $\varepsilon$  时, 即判定光伏系统电流传感器发生故障, 实现光伏系统电流传感器微小故障检测.

## 2.2 电流传感器微小故障幅值估计

为实现光伏发电系统电流传感器微小故障幅值估计, 首先假设故障幅值为  $e$ , 当相电流传感器受微小增益故障影响时, 其对应的故障向量及协方差矩阵分别记为  $X$  和  $S$ , 即

$$X = [x_u, x_v, x_w] = [\bar{A}_u, \bar{A}_v, \bar{A}_w] = \left[ A_u^* - \mu_u^* - eA_u^*, A_v^* - \mu_v^* + \frac{e}{2}A_v^*, A_w^* - \mu_w^* + \frac{e}{2}A_w^* \right]. \quad (19)$$

$$S = \frac{1}{L-1} X^T X = \frac{1}{L-1} \begin{bmatrix} (x_u)^T(x_u) & (x_u)^T(x_v) & (x_u)^T(x_w) \\ (x_v)^T(x_u) & (x_v)^T(x_v) & (x_v)^T(x_w) \\ (x_w)^T(x_u) & (x_w)^T(x_v) & (x_w)^T(x_w) \end{bmatrix}. \quad (20)$$

其中:  $S = R^{1 \times 1}$ ,  $X = R^{L \times 3}$ ,  $x_u \in R^{L \times 1}$ ,  $x_v \in R^{L \times 1}$ ,  $x_w \in R^{L \times 1}$ , 变量  $L$  表示当前移动窗内包含的样本数量.

根据文献 [31] 可知, 微小故障幅值  $e$  的变化函数可以表述为关于 KL 距离的函数. 为了获得电流传感器微小故障幅值与 KL 距离之间的理论模型, 首先计算协方差矩阵  $S$  的一阶导数, 即

$$\frac{\partial S}{\partial e} = \begin{bmatrix} \partial S_{11} & \partial S_{12} & \partial S_{13} \\ \partial S_{21} & \partial S_{22} & \partial S_{23} \\ \partial S_{31} & \partial S_{32} & \partial S_{33} \end{bmatrix}, \quad (21)$$

$$\partial S_{11} = 2(A_u^*)^T A_u^* \cdot e - 2(A_u^*)^T A_u^* + 2(\mu_u^*)^T A_u^*, \quad (22)$$

$$\partial S_{22} = \frac{1}{2}(A_v^*)^T A_v^* \cdot e + (A_v^*)^T A_v^* - 2(\mu_v^*)^T A_v^*, \quad (23)$$

$$\partial S_{33} = \frac{1}{2}(A_w^*)^T A_w^* \cdot e + (A_w^*)^T A_w^* - 2(\mu_w^*)^T A_w^*, \quad (24)$$

$$\partial S_{12} = \partial S_{21} = -(A_u^*)^T A_v^* \cdot e - \frac{1}{2}(A_u^*)^T A_v^* - \frac{1}{2}(\mu_u^*)^T A_v^* + (\mu_v^*)^T A_u^*, \quad (25)$$

$$\partial S_{13} = \partial S_{31} = -(A_u^*)^T A_w^* \cdot e - \frac{1}{2}(A_u^*)^T A_w^* - \frac{1}{2}(\mu_u^*)^T A_w^* + (\mu_w^*)^T A_u^*, \quad (26)$$

$$\partial S_{23} = \partial S_{32} = \frac{1}{2}(A_v^*)^T A_w^* \cdot e + (A_v^*)^T A_w^* + \frac{1}{2}(\mu_v^*)^T A_w^* - \frac{1}{2}(\mu_w^*)^T A_v^*. \quad (27)$$

类似地, 协方差矩阵  $S$  的二阶导数如下:

$$\frac{\partial^2 S}{\partial e^2} = \begin{bmatrix} 2(A_u^*)^T A_u^* & -(A_u^*)^T A_v^* & -(A_u^*)^T A_w^* \\ -(A_v^*)^T A_u^* & \frac{1}{2}(A_v^*)^T A_v^* & \frac{1}{2}(A_v^*)^T A_w^* \\ -(A_w^*)^T A_u^* & \frac{1}{2}(A_w^*)^T A_v^* & \frac{1}{2}(A_w^*)^T A_w^* \end{bmatrix}. \quad (28)$$

从式 (28) 可以看出, 协方差矩阵  $S$  的二阶导数中已不包含增益故障变量  $e$ , 因此其高阶导数均为零.

与此同时, 记第  $k$  个主成分的载荷向量  $P_k^*$  为  $P_k^* = [p_{1k}, p_{2k}, \dots, p_{mk}]^T$ , 则故障特征值的求导结果可表示为

$$\begin{cases} \frac{\partial \lambda_k}{\partial e} = (P_k^*)^T \frac{\partial S}{\partial e} (P_k^*) = \\ \frac{1}{L-1} (P_k^*)^T \delta (P_k^*) + \frac{1}{L-1} (P_k^*)^T (\tau \cdot e) \delta (P_k^*), \\ \frac{\partial \lambda_k}{\partial e^2} = (P_k^*)^T \frac{\partial S}{\partial e^2} (P_k^*) = \frac{1}{L-1} (P_k^*)^T \tau \delta (P_k^*). \end{cases} \quad (29)$$

其中:变量  $\delta \in R^{3 \times 3}$  表示从式(22)到(27)提取的变量  $e$  的常系数矩阵,  $\tau \in R^{3 \times 3}$  表示不含变量的常数矩阵部分. 因此,协方差矩阵  $S$  的一阶导数可简写为

$$\frac{\partial S}{\partial e} = \tau \cdot e + \delta, \quad (30)$$

其中协方差矩阵  $S$  的特征值变换量  $\Delta \lambda_k$  为

$$\begin{aligned} \Delta \lambda_k &= \frac{1}{L-1} (P_k^*)^T \delta (P_k^*) e + \\ &\frac{3}{2} \cdot \frac{1}{L-1} (P_k^*)^T \tau (P_k^*) e^2. \end{aligned} \quad (31)$$

令

$$\begin{aligned} \Xi_1 &= \frac{1}{L-1} (P_k^*)^T \delta (P_k^*), \\ \Xi_2 &= \frac{1}{L-1} (P_k^*)^T \tau (P_k^*), \end{aligned}$$

则正常和故障状态下的得分向量PDF差异可计算为

$$K(\tilde{f}_z, f_z) = \frac{(\Xi_1 e + 3/2 \Xi_2 e^2)^2}{2 \lambda_k^* (\lambda_k^* + \Xi_1 e + 3/2 \Xi_2 e^2)}. \quad (32)$$

根据文献[31]中的KL距离在线计算方法,当采样值更新后,可通过得分向量的均值及方差更新KL距离,然后将其代入式(32)计算得到微小增益故障幅值. 因此,基于KL距离的微小增益故障幅值可计算如下:

$$\hat{e} = \frac{-\Xi_1 + \sqrt{\Xi_1^2 + 6 \Xi_2 \lambda_k^* (K + \sqrt{K^2 + 2K})}}{3 \Xi_2}, \quad (33)$$

其中  $K$  表示KL距离.

### 3 实验验证

为了验证本文所提微小故障检测和幅值估计方法的有效性,采用RT-LAB半实物仿真软件进行硬件在环实验验证. RT-LAB能够直接将Matlab/simulink的模型应用于实时仿真与测试,目前广泛使用于工程系统的集成、设计、验证和测试中. 在实验中,基于瞬时幅值的光伏系统电流传感器微小故障检测和估计流程如图4所示.

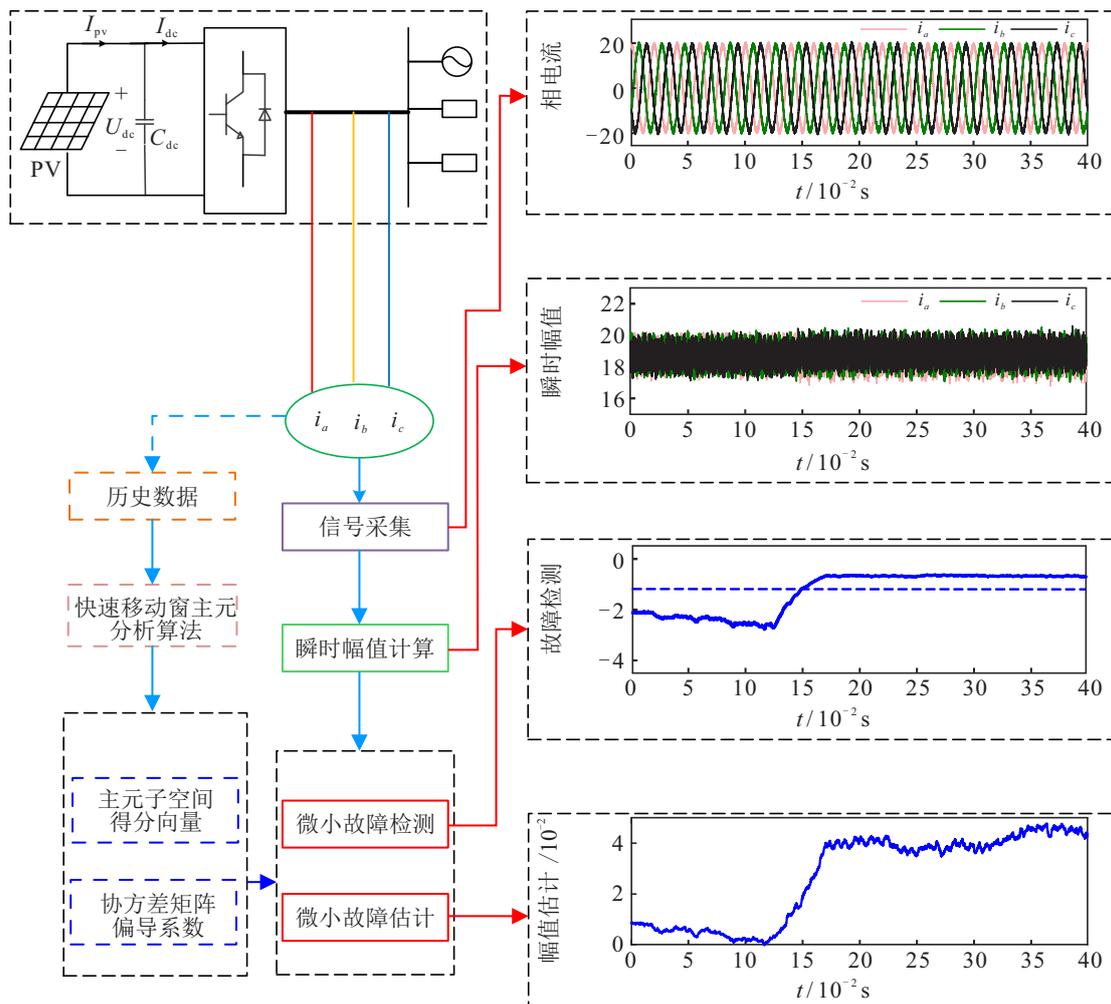


图4 电流传感器微小故障检测和估计流程

### 3.1 相电流瞬时幅值估计

为了评估基于瞬时幅值的故障特征对传感器微小故障的敏感性,本节以a相电流传感器微小故障为例,图5(a)~图5(c)分别给出了当故障增益 $e = 0, 0.01, 0.1$ 时的三相电流,图6(a)~图6(c)分别给出了相对应的三相电流瞬时幅值。

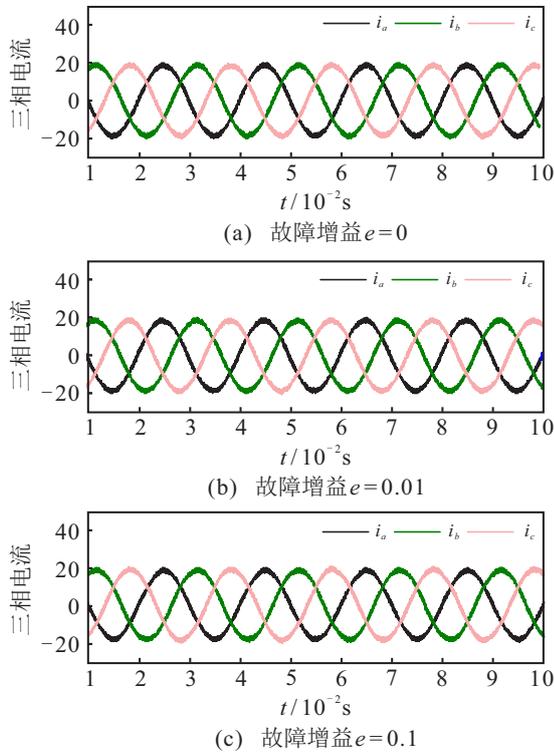


图5 三相电流波形

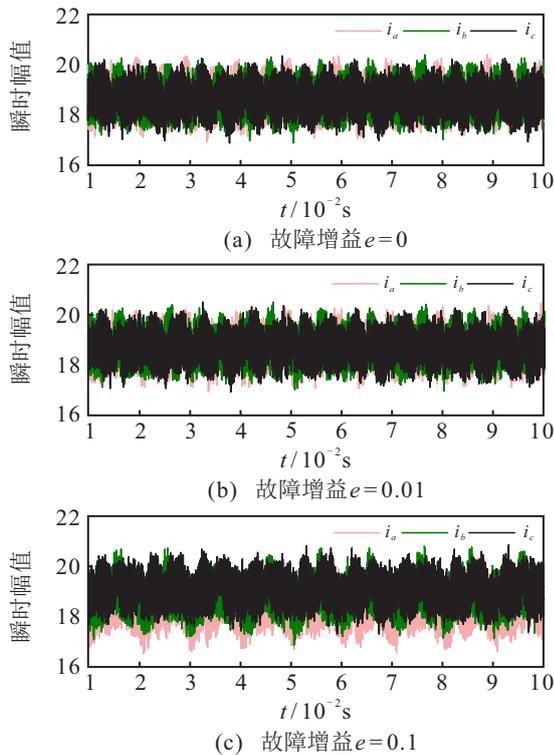


图6 三相电流瞬时幅值

特别指出的是,为了尽可能地保留被噪声淹没的

微小故障征兆,本文在利用HT算法对每一相相电流瞬时幅值进行计算时,没有对电流信号进行低通滤波等预处理,最大程度地保留了被淹没在噪声中的微小故障征兆.从图5中可以看出,当电流传感器发生微小增益故障时,其三相电流波形正弦特性没有发生明显变化,因此难以直接表征传感器微小故障的故障特征.在图6(b)中,虽然受噪声和谐波影响,但a相的瞬时幅值相对于图6(a)正常状态下的a相电流瞬时幅值仍发生一定程度上的改变.在图6(c)中可以明显地发现,b相与c相电流瞬时幅值基本相同,而a相电流的瞬时幅值明显低于b、c相电流瞬时幅值.因此选取相电流瞬时幅值构造故障特征,故障特征更为显著,更适用于光伏系统传感器微小故障检测和故障估计。

### 3.2 电流传感器微小故障检测和幅值估计

图7给出了光伏系统a相电流传感器在0.45s时分别发生增益故障 $e = 0.01, 0.05, 0.1$ 时的微小故障检测结果。

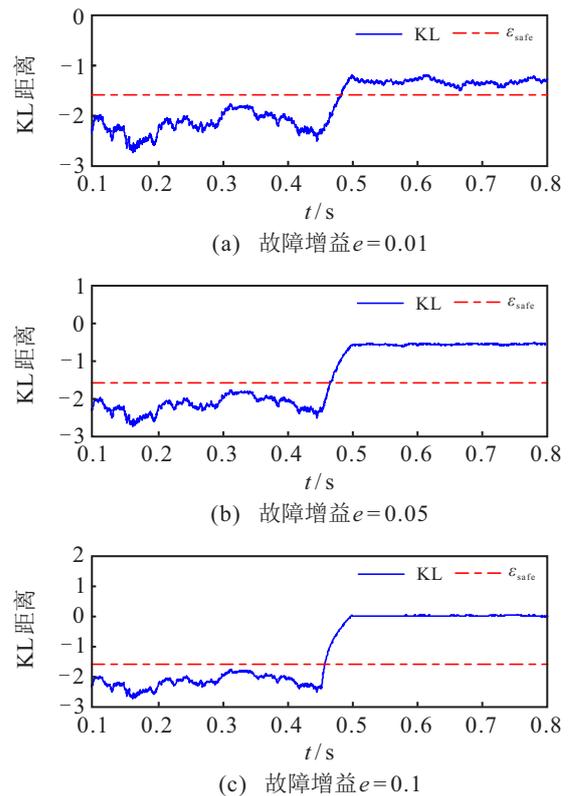


图7 微小故障检测结果

从图7可以看出,在微小增益故障发生之前,故障检测变量受噪声和谐波的影响,出现了一定的波动,但未超过故障检测阈值.不同程度微小增益故障在0.45s发生后,图7(a)~图7(c)的故障检测变量都超过故障检测阈值,表明光伏系统电流传感器发生了故障.虽然故障增益越大,故障检测变量越远离故障检测阈值,但是增益故障 $e$ 较小时,故障检测变量仍

大于故障检测阈值,准确检测出传感器故障,表明了本文方法对光伏系统传感器微小故障检测的敏感性.

为了进一步验证本文方法对光伏系统传感器微小故障估计的有效性,图8给出了a相电流传感器在0.45 s发生不同程度增益故障时的估计结果.

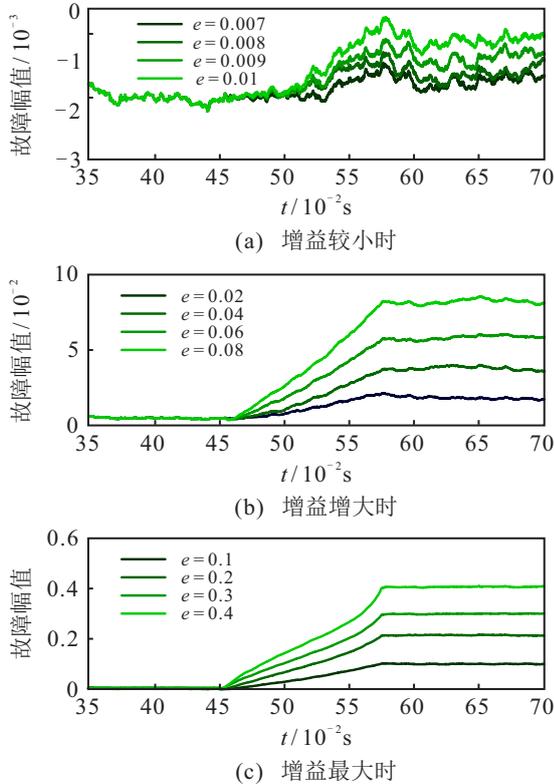


图8 微小故障估计结果

从图8(a)可以看出,当故障增益较小( $e = 0.007, 0.008, 0.009, 0.01$ )时,虽然受噪声和谐波的影响较大,估计的故障幅值有一定波动,但仍能较为精确地估计出故障幅值.在图8(b)和图8(c)中,当故障增益进一步增大,分别为 $e = 0.02, 0.04, 0.06, 0.08$ 和 $e = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4$ 时,本文算法也能较为准确地估计出故障幅值.从图8可以看出,在不同故障增益下,本文算法都能较好地实现微小故障幅值估计.为了进一步说明本文所提故障估计方法的准确性,图9给出了不同增益故障程度下电流传感器故障估计的相对误差.

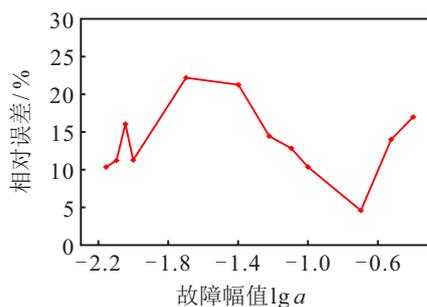


图9 微小故障估计结果相对误差

从图9中可以看出,本文的微小故障估计方法估计结果相对波动稳定,相对误差整体上低于25%,在不同的故障增益下,均能有效实现微小增益故障估计.因此本文所提方法能够较好地实现不同程度增益故障下的光伏系统电流传感器微小故障估计.

### 3.3 与常用检测方法比较

为了进一步验证本文所提方法在光伏系统电流传感器微小故障检测上的优势,本文选择与广泛应用的PCA残差子空间检测算法进行对比.与图7一样,图10以相电流瞬时幅值为输入特征,给出了a相电流传感器在 $e = 0.01, 0.05, 0.1$ 时的微小故障检测结果.在检验中,当置信度为0.005时,故障检测阈值设为10.6.

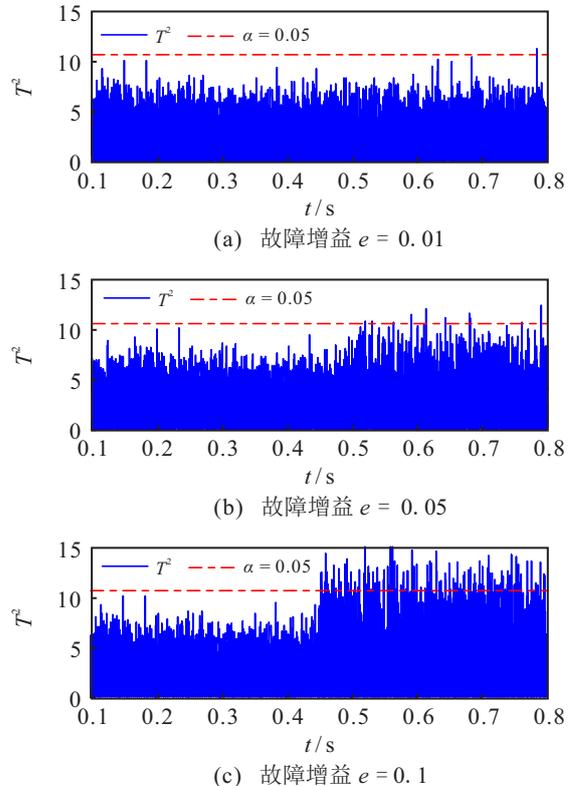


图10 基于 $T^2$ 统计的微小故障检测结果

从图10(a)和图10(b)中可以看出,当故障幅值较小时,基于PCA残差子空间的检测方法难以检测出电流传感器微小增益故障.而从图7(a)和图7(b)中看出,在相同的故障条件下,本文所提方法具有明显的优越性,能够精确地检测出电流传感器微小故障.

## 4 结论

本文针对光伏系统电流传感器微小故障征兆微弱、易受噪声和谐波影响、微小故障检测与估计难度大的问题,提出了一种基于瞬时幅值的电流传感器微小故障检测和估计方法.首先提出了基于瞬时幅值的传感器微小故障诊断模型,利用电流瞬时幅值

作为故障征兆,故障特征更为明显,对电流传感器微小故障更为敏感;然后提出了基于HT-FWMPKA-KL距离的电流传感器微小故障检测与估计方法,通过FWMPKA进行特征提取,利用KL距离定量度量故障数据的微小变化,实现电流传感器的微小故障检测和故障估计.实验结果表明,本文所提方法能够有效获取光伏系统电流传感器微小故障信息,准确检测和估计出电流传感器微小故障,并且在相同故障条件下,本文所提检测方法比经典PCA残差子空间检测算法更适用于光伏系统电流传感器微小故障检测.

### 参考文献(References)

- [1] Huang Z J, Wang Z S, Zhang H G. Multiple open-circuit fault diagnosis based on multistate data processing and subsection fluctuation analysis for photovoltaic inverter[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 67(3): 1-11.
- [2] 杨博, 束洪春, 朱德娜, 等. 基于群灰狼优化的光伏逆变器最优无源分数阶PID控制[J]. *控制与决策*, 2020, 35(3): 593-603.  
(Yang B, Shu H C, Zhu D N, et al. Grouped grey wolf optimizer based optimal passive fractional-order PID control of photovoltaic inverters[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(3): 593-603.)
- [3] Ahmadi Mohammad, Samet Haidar, Ghanbari Teymoor. A new method for detecting series arc fault in photovoltaic systems based on the blind-source separation[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2020, 67(6): 5041-5049.
- [4] Mellit A, Tina G M, Kalogirou S A. Fault detection and diagnosis methods for photovoltaic systems: A review[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, 91: 1-17.
- [5] 曹祥宇, 胡昌华, 马清亮, 等. 考虑传感器故障的导弹姿态控制系统主动容错控制研究[J]. *控制与决策*, 2012, 27(3): 379-382.  
(Cao X Y, Hu C H, Ma Q L, et al. Research on active fault-tolerant control for sensor failures of missile attitude control systems[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(3): 379-382.)
- [6] 窦立谦, 季春惠, 张秀云, 等. 微小故障下的深空探测航天器闭环主动故障检测[J]. *控制理论与应用*, 2019, 36(12): 2085-2092.  
(Dou L Q, Ji C H, Zhang X Y, et al. Closed-loop active fault detection of deep space exploration spacecraft with minor faults[J]. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(12): 2085-2092.)
- [7] 施文, 陆宁云, 姜斌, 等. 数据驱动的地铁车门微小故障智能诊断方法[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(6): 192-201.  
(Shi W, Lu N Y, Jiang B, et al. Data-driven intelligent incipient fault diagnosis for subway vehicle door system[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(6): 192-201.)
- [8] 于晓庆, 姜斌, 张柯. 传感器微小故障诊断及在电机上的应用[J]. *南京航空航天大学学报*, 2018, 50(3): 321-328.  
(Yu X Q, Jiang B, Zhang K. Diagnosis of incipient sensor faults and application in motors[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2018, 50(3): 321-328.)
- [9] 尚骏, 陈茂银, 周东华. 基于变元统计分析的微小故障检测[J]. *上海交通大学学报*, 2015, 49(6): 799-805.  
(Shang J, Chen M Y, Zhou D H. Incipient fault detection using transformed component statistical analysis[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2015, 49(6): 799-805.)
- [10] Ben Youssef F, Sbita L. Sensors fault diagnosis and fault tolerant control for grid connected PV system[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2017, 42(13): 8962-8971.
- [11] Saha S, Haque M E, Tan C P, et al. Diagnosis and mitigation of voltage and current sensors malfunctioning in a grid connected PV system[J]. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 2020, 115: 105381.
- [12] 李娟, 周东华, 司小胜, 等. 微小故障诊断方法综述[J]. *控制理论与应用*, 2012, 29(12): 4-16.  
(Li J, Zhou D H, Si X S, et al. Review of incipient fault diagnosis methods[J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(12): 4-16.)
- [13] 文成林, 吕菲亚, 包哲静, 等. 基于数据驱动的微小故障诊断方法综述[J]. *自动化学报*, 2016, 42(9): 1285-1299.  
(Wen C L, Lu F Y, Bao Z J, et al. A review of data driven-based incipient fault diagnosis[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(9): 1285-1299.)
- [14] Rothenhagen K, Fuchs F W. Current sensor fault detection, isolation, and reconfiguration for doubly fed induction generators[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, 56(10): 4239-4245.
- [15] Jlassi I, Estima J O, EI Khil S K E, et al. A robust observer-based method for IGBTs and current sensors fault diagnosis in voltage-source inverters of PMSM drives[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2017, 53(3): 2894-2905.
- [16] Zhang K K, Jiang B, Yan X G, et al. Sliding mode observer based incipient sensor fault detection with application to high-speed railway traction device[J]. *ISA Transactions*,

- 2016, 63: 49-59.
- [17] Zhang K K, Jiang B, Yan X G, et al. Interval sliding mode observer based incipient sensor fault detection with application to a traction device in china railway high-speed[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(3): 2585-2597.
- [18] Zhang K K, Jiang B, Yan X G, et al. Incipient voltage sensor fault isolation for rectifier in railway electrical traction systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(8): 6763-6774.
- [19] Gálvez-Carrillo M, Kinnaert M. Sensor fault detection and isolation in doubly-fed induction generators accounting for parameter variations[J]. Renewable Energy, 2011, 36(5): 1447-1457.
- [20] Zeng J S, Kruger U, Geluk J, et al. Detecting abnormal situations using the Kullback-Leibler divergence[J]. Automatica, 2014, 50(11): 2777-2786.
- [21] Ji H Q, He X, Zhou D H. Diagnosis of sensor precision degradation using Kullback-Leibler divergence[J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2018, 96(2): 434-443.
- [22] Chai Y, Tao S B, Mao W B, et al. Online incipient fault diagnosis based on Kullback-Leibler divergence and recursive principle component analysis[J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2018, 96(2): 426-433.
- [23] 陶松兵, 柴毅, 王一鸣, 等. 基于 Kullback-Leibler 距离的闭环系统传感器微小故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(6): 909-914.  
(Tao S B, Chai Y, Wang Y M, et al. Incipient fault diagnosis of sensors in the closed-loop system utilizing Kullback-Leibler divergence[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(6): 909-914.)
- [24] Ji H Q, He X, Shang J, et al. Incipient fault detection with smoothing techniques in statistical process monitoring[J]. Control Engineering Practice, 2017(62): 11-21.
- [25] Shang J, Chen M, Ji H Q, et al. Isolating incipient sensor fault based on recursive transformed component statistical analysis[J]. Journal of Process Control, 2018(64): 112-122.
- [26] Shang J, Zhou D H, Chen M Y, et al. Incipient sensor fault diagnosis in multimode processes using conditionally independent Bayesian learning based recursive transformed component statistical analysis[J]. Journal of Process Control, 2019(77): 7-19.
- [27] Ji H Q, He X, Shang J, et al. Incipient sensor fault diagnosis using moving window reconstruction-based contribution[J]. Industrial & Engineering Chemistry research, 2016, 55(10): 2746-2759.
- [28] Gautam S, Tamboli P K, Patankar V H, et al. Sensors incipient fault detection and isolation using kalman filter and Kullback-Leibler divergence[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2019, 66(5): 782-794.
- [29] Gautam S, Tamboli P K, Kallol K, et al. Sensors incipient fault detection and isolation of nuclear power plant using extended Kalman filter and Kullback-Leibler divergence[J]. ISA Transactions, 2019, 92: 180-190.
- [30] Wang X, Kruger U, Irwin G W. Process monitoring approach using fast moving window PCA[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2005, 44(15): 5691-5702.
- [31] Basseville M. Distances measures for signal processing and pattern recognition[J]. Signal Processing, 1989, 18(4): 349-369.

### 作者简介

许水清 (1991—), 男, 副教授, 博士, 从事电气设备的在线监测与故障诊断等研究, E-mail: xsqanhu91@gmail.com;

陶松兵 (1991—), 男, 博士, 从事新能源发电系统及其故障诊断等研究, E-mail: taosongbing@gmail.com;

柴毅 (1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断与信息融合等研究, E-mail: chaiyi@cqu.edu.cn;

黄大荣 (1978—), 男, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断与容错控制等研究, E-mail: drhuang@cqjtu.edu.cn;

程庭莉 (1988—), 女, 讲师, 博士, 从事信号处理与故障诊断的研究, E-mail: tingli\_cheng@126.com.

(责任编辑: 闫妍)