

# 加权 PCA 残差空间的加速度传感器故障诊断\*

李立力<sup>1,2</sup>, 刘 纲<sup>1,3</sup>, 张亮亮<sup>1,3</sup>, 李 青<sup>4</sup>

(1. 重庆大学土木工程学院 重庆, 400045) (2. 哈尔滨工业大学(深圳)土木与环境工程学院 深圳, 518055)  
(3. 重庆大学山地城镇建设与新技术教育部重点实验室 重庆, 400045) (4. 西北工业大学计算机学院 西安, 710072)

**摘要** 针对加速度传感器在健康监测系统中恶劣工作环境下易发生故障的问题, 提出一种基于残差空间主元加权计量的传感器故障诊断方法。首先, 将传感器故障采用故障方向和故障幅度向量来表征, 并求取传感器故障在残差空间的投影; 其次, 通过理论推导得出平方预测误差(squared prediction error, 简称 SPE)统计量与残差空间主向量中各元素呈平方关系, 将各元素作为 SPE 统计量的非线性加权系数; 然后, 结合贝叶斯推论, 采用加权后的 SPE 统计量计算累积贡献率, 并将其作为传感器故障定位的指标。三跨连续梁数值算例结果表明, 传统方法对两类常见的增益和偏差故障诊断率分别为 5.45% 和 3.43%, 所提方法的诊断率分别为 69.8% 和 100%, 且在两种传感器故障类型下均能准确定位故障传感器; 意大利帕尔马 Lamberti 实桥测试数据的算例表明, 所提方法对增益故障的诊断率达到 77.58%, 且能正确定位发生故障的传感器通道。

**关键词** 结构健康监测; 故障诊断; 残差空间; 平方预测误差统计量; 累积贡献率

**中图分类号** TH825; TU441

## 引 言

结构健康监测系统在较多重大土木工程结构中得到了推广与应用<sup>[1]</sup>。传感器作为监测系统中最前端设备, 是各种环境、结构响应信息获取的主要手段, 其性能好坏将直接影响后续的结构损伤识别和结构安全评估<sup>[2-3]</sup>。应指出的是, 结构的设计寿命往往长达百年, 而传感器多由电子元件构成, 其寿命仅为十几年甚至几年, 在服役中必因老化而出现故障。实践表明, 传感器故障将使结构健康监测系统出现误报警或漏报警<sup>[4-7]</sup>。因此, 实现传感器故障自诊断对保证结构健康监测系统自身的正常运营无疑具有重要的现实意义。

近年来, 传感器故障自诊断技术逐步引起学术界和工程界的重视, 且已开展初步理论研究。在传感器故障模型研究方面, Yi 等<sup>[8-12]</sup>根据传感器发生故障后输出数据的统计特征, 将传感器故障划分为 7 类: 固定偏差、线性偏差、恒增益、精度下降、卡死、白噪声卡死和零线漂移。在传感器故障自诊断算法研究方面, 可总体分为基于解析模型、知识经验和信号处理共 3 大类方法<sup>[13-16]</sup>。目前应用较多的是信号

处理方法, 其中又以主元分析(principal component analysis, 简称 PCA)方法应用最广泛, 这主要是因为该方法能良好地模拟、回归具有高斯分布的监测数据集, 已在控制、机械等领域传感器故障自诊断方面得到实际应用<sup>[17-19]</sup>。

PCA 方法常采用主元空间  $T^2$  统计量和残差空间平方预测误差统计量进行故障诊断。考虑到 PCA 前几阶主元所形成主元空间包含的数据特征较多, 且不同主元对传感器故障的敏感程度并不一致, 不同学者在主元空间内分别从确定最大故障灵敏度<sup>[20]</sup>、定性观察最敏感主元方向<sup>[21]</sup>、划分不同敏感子空间<sup>[22]</sup>、理论量化各主元对故障的敏感度<sup>[23]</sup>等方面展开了研究。在残差空间内, Wang 等<sup>[24]</sup>将 SPE 统计量成功应用于空气处理机(air handling unit, 简称 AHU)中传感器偏差故障的诊断。Chen 等<sup>[25]</sup>通过 SPE 统计量有效检测出高铁电驱动装置中传感器初始故障。Li 等<sup>[26]</sup>采用 SPE 统计量对现实核电厂设施系统中传感器进行故障诊断, 达到降低系统误报率的目的。证明 SPE 统计量可应用于不同领域传感器故障诊断, 但以上均缺少如何提升残差空间 SPE 统计量诊断率的研究。同时应指出的是,

\* 国家自然科学基金青年基金资助项目(62102316); 国家重点研发计划资助项目(2018YFC0705604); 中国博士后科学基金资助项目(2021M690838)

收稿日期: 2019-07-03; 修回日期: 2020-05-29

PCA故障自诊断的思路是对比故障发生前后主元的变化,故除主元空间外的其余PCA残差空间主元在故障前后也会发生变化,但目前在残差空间内展开增强传感器故障敏感性的研究较少<sup>[27]</sup>。

笔者从残差空间角度出发,从理论上推导残差空间主元的故障敏感因子,提出一种基于PCA残差空间主元非线性加权统计的传感器故障自诊断方法,为结构健康监测系统进行传感器故障自诊断提供一种新的技术手段。

## 1 基于残差空间传感器故障自诊断原理

以结构健康监测系统中常用的加速度传感器为研究对象,假定传感器故障和结构损伤不同时出现,或在传感器发生故障期间结构的损伤程度无明显增长,并假设监测系统中两个加速度传感器不会同时发生故障。

### 1.1 故障敏感因子推导

当有 $m$ 个加速度传感器同步测量了 $n$ 次后,记原始测试数据为 $x^*_{ij}(i=1,2,\dots,n;j=1,2,\dots,m)$ 。基于主元分析原理,残差空间的SPE统计量可表示为

$$\text{SPE} = X^T \bar{p} \bar{p}^T X = \sum_{i=k+1}^m X^T (\bar{p}_i \bar{p}_i^T) X = \sum_{i=1}^m c_i \text{SPE}_i \quad (1)$$

其中: $X$ 为将 $x^*_{ij}$ 标准化处理后的 $n \times m$ 维的矩阵; $\bar{p}$ 为其协方差矩阵的特征向量; $k$ 为主元个数。

第 $i$ 个主元方向上定义的SPE统计量为 $\text{SPE}_i = X^T \bar{p}_i \bar{p}_i^T X$ 。当 $i=1,2,\dots,k$ 时, $\text{SPE}_i$ 的权重 $c_i=0$ ;当 $i=k+1,k+2,\dots,m$ 时, $c_i=1$ 。由此可见,传统SPE统计量没有采用主元空间的信息,各主元的权重系数为0;在残差空间内,各主方向的权重系数均为1,没有区分各主元对故障的敏感程度。文献[28-29]研究表明,对传感器发生同一类故障,PCA每个主元方向对故障的灵敏度往往差异较大。因此,可通过分析残差空间内各主元对故障的敏感程度,对敏感主元所对应的 $\text{SPE}_i$ 统计量进行加权,从而可提高对传感器故障的诊断能力。

当第 $j$ 个传感器发生故障时,定义其数学模型为

$$X_j = x_j^* + \delta_j \xi_j \quad (2)$$

其中:下标 $j$ 为第 $j$ 个传感器;上标\*为正常传感器的

测试值,包括结构真实响应值和测量噪声; $\delta_j$ 为传感器故障幅值; $\xi_j$ 为 $m$ 维单位矩阵的第 $j$ 列向量。

因此,当第 $j$ 个传感器的故障时,第 $i$ 个主元方向上的SPE统计量 $\text{SPE}_i$ 使用矩阵乘法后可进一步表示为

$$\text{SPE}_i = x^{*T} (\bar{p}_i \bar{p}_i^T) x^* + [\xi_j^T (\bar{p}_i \bar{p}_i^T) \xi_j] \delta_j^2 + 2 [\xi_j^T (\bar{p}_i \bar{p}_i^T) x^*] \delta_j \quad (3)$$

令

$$\text{SPE}_i^* = x^{*T} (\bar{p}_i \bar{p}_i^T) x^* \quad (4)$$

$$\Delta \text{SPE}_i = [\xi_j^T (\bar{p}_i \bar{p}_i^T) \xi_j] \delta_j^2 + 2 [\xi_j^T (\bar{p}_i \bar{p}_i^T) x^*] \delta_j \quad (5)$$

则式(3)可简写为

$$\text{SPE}_i = \text{SPE}_i^* + \Delta \text{SPE}_i \quad (6)$$

其中: $\text{SPE}_i^*$ 为传感器无故障时的统计量值; $\Delta \text{SPE}_i$ 为由第 $j$ 个传感器发生故障时引起统计量的改变值。

同时,由于 $\bar{p}_i^T \xi_j = \xi_j^T \bar{p}_i = \bar{p}_{ji}$ 和 $x^* \bar{p}_i = \bar{t}_i^*$ ,则 $\Delta \text{SPE}_i$ 可进一步表示为

$$\Delta \text{SPE}_i = \bar{p}_{ji}^2 \delta_j^2 + 2 \bar{p}_{ji} \bar{t}_i^* \delta_j \quad (7)$$

其中: $\bar{p}_{ji}$ 为 $\bar{p}$ 中第 $j$ 行、第 $i$ 列的元素; $\bar{t}_i^*$ 为 $x^*$ 到 $\bar{p}_i$ 上的投影。

已有研究表明,传感器测试数据符合零均值的正态分布<sup>[5]</sup>,则

$$E(\bar{t}_i^*) = \bar{p}_i^T E(x^*) = 0 \quad (8)$$

将式(8)与式(7)联立,可得 $\Delta \text{SPE}_i$ 的期望为

$$E(\Delta \text{SPE}_i) = \bar{p}_{ji}^2 \delta_j^2 + 2 \bar{p}_{ji} E(\bar{t}_i^*) \delta_j = \bar{p}_{ji}^2 \delta_j^2 \quad (9)$$

从式(9)可知,当第 $j$ 个传感器发生 $\delta_j$ 幅值的故障时,随着 $\bar{p}_{ji}^2$ 值增加, $\Delta \text{SPE}_i$ 期望值也将增加。因此,第 $j$ 个传感器在第 $i$ 个主方向诊断故障的能力取决于 $\bar{p}_{ji}^2$ ,故将其定义为故障敏感因子。当 $\bar{p}_{ji}^2$ 较大时,SPE统计量在第 $i$ 个主方向更易识别出故障<sup>[30]</sup>。考虑到对故障诊断率高的主方向给予更大加权系数时,可增大传感器故障的诊断概率,选用非线性加权规则来确定加权系数<sup>[23]</sup>,令

$$\bar{w}_{ji} = \frac{S(\bar{p}_{ji}^{st})}{\sum_{i=k+1}^m S(\bar{p}_{ji}^{st})} (m-k) \quad (10)$$

其中: $\bar{p}_{ji}^{st}$ 为故障敏感因子标准化后的结果; $S(\cdot)$ 为Sigmoid非线性函数。

第 $j$ 个传感器加权后的SPE统计量可表示为

$$\widetilde{\text{SPE}}_j = \sum_{i=k+1}^m \bar{w}_{ji} \text{SPE}_i \quad (11)$$

### 1.2 基于累积贡献率的故障定位方法

将式(1)中 $\text{SPE}_i$ 代入式(11)得

$$\widetilde{\text{SPE}}_j = \mathbf{x}^T \left[ \sum_{i=k+1}^m \tilde{\mathbf{p}}_i \tilde{\omega}_{j,i} \tilde{\mathbf{p}}_i^T \right] \mathbf{x} = \mathbf{x}^T \tilde{\Phi}_j \mathbf{x} \quad (12)$$

其中： $\tilde{\Phi}_j$ 为第  $j$  个传感器所对应的  $m \times m$  维矩阵，其表达式为

$$\tilde{\Phi}_j = \sum_{i=k+1}^m \tilde{\mathbf{p}}_i \tilde{\omega}_{j,i} \tilde{\mathbf{p}}_i^T \quad (13)$$

定义第  $q$  个传感器对  $\widetilde{\text{SPE}}_j$  的贡献  $\text{cont}_{j,q}^{\widetilde{\text{SPE}}}$  为

$$\text{cont}_{j,q}^{\widetilde{\text{SPE}}} = \mathbf{X}^T \tilde{\Phi}_j \boldsymbol{\xi}_q \boldsymbol{\xi}_q^T \tilde{\Phi}_j^T \mathbf{X} \quad (14)$$

其中： $\boldsymbol{\xi}_q$ 为  $m$  维单位矩阵的第  $q$  列向量。

采用贝叶斯推论原理，可得第  $q$  个传感器对所有传感器加权后的 SPE 统计量的贡献值  $\text{cont}_q^{\text{SPE}}$  为

$$\text{cont}_q^{\text{SPE}} = \sum_{j=1}^m \left\{ \frac{P(\widetilde{\text{SPE}}_j|F)}{\sum_{j=1}^m P(\widetilde{\text{SPE}}_j|F)} \times \widetilde{\text{SPE}}_{j,q} \right\} \quad (15)$$

其中： $P(\cdot)$ 为故障条件下  $\widetilde{\text{SPE}}_j$  的条件概率，具体计算方法可参见文献[23]。

将式 (15) 中的贡献值转化为贡献率  $\text{CONT}_q^{\text{SPE}}$  为

$$\text{CONT}_q^{\text{SPE}} = \frac{\text{cont}_q^{\text{SPE}}}{\sum_{q=1}^m \text{cont}_q^{\text{SPE}}} \times 100\% \quad (16)$$

为突出对故障传感器的敏感度，且弱化其他干扰因素，采用  $N$  组测试数据来计算累积贡献率，并将其作为第  $q$  个传感器故障定位指标  $\text{RCONT}_q^{\text{SPE}}$

$$\text{RCONT}_q^{\text{SPE}} = \frac{\sum_{i=1}^N \text{CONT}_{q,i}^{\text{SPE}}}{N} \quad (17)$$

### 1.3 传感器故障模型

当传感器测量值与被测变量真实值存在无法接受的偏差时，认为传感器出现故障。虽文献[8-12]给出 7 种故障类型，以下仅讨论增益和偏差这两类加速度传感器最易发生的故障。

传感器增益故障的数学模型为

$$y(t) = G [y^*(t) + \omega(t)] \quad (18)$$

其中： $y^*(t)$ 为  $t$  时刻被测变量真实值； $\omega(t)$ 为传感器测量噪声； $G$ 为传感器增益故障幅度参数。

传感器偏差故障数学模型为

$$y(t) = y^*(t) + \omega(t) + b \quad (19)$$

其中： $b$ 为传感器偏差故障的幅度参数。

综上，所提传感器故障自诊断方法的步骤为

1) 在结构与传感器均健康的基准阶段，计算 SPE 统计量的控制值：①将测试数据标准化处理，

按式 (3) 计算所有传感器的 SPE<sub>*i*</sub> 统计量；②按式 (11) 计算各传感器加权后的统计量；③按欧氏距离确定各传感器加权后统计量的控制值。

2) 在传感器故障未知阶段：①对待测传感器的测试数据进行标准化处理；②计算各待测传感器的 SPE 统计量及加权后的统计量；③采用步骤 1 中所确定的控制值判断待测传感器是否发生故障；④检测到传感器故障后，按式 (17) 计算每个传感器的累积贡献率，并采用最大贡献率定位故障传感器。

## 2 算例验证

### 2.1 数值算例

采用 ANSYS 软件建立三跨连续梁模型，参数取值为：弹性模量  $E=3 \times 10^{10}$  N/m<sup>2</sup>，泊松比  $\mu=0.3$ ，密度  $\rho=2500$  kg/m<sup>3</sup>，梁长为 40 m，矩形截面的宽和高为 0.25 m×0.6 m。将梁均分为 200 个单元，10 个加速度传感器布置位置从左往右依次编号为 1~10# 传感器，其中，小圆圈标注的 2 个传感器 (4# 和 8#) 为模拟故障传感器，如图 1 所示。

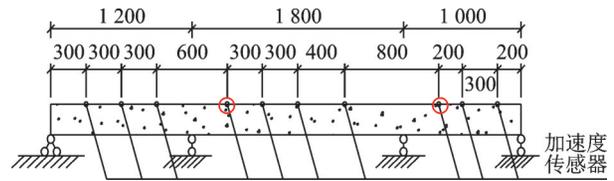


图 1 三跨连续梁模型 (单位:mm)

Fig.1 Three - span continuous beam model (unit: mm)

随机生成 115 条白噪声数据，每条白噪声数据均含有 120 个数据点，假定每个数据点间隔 0.01 s。将每条白噪声数据作为地脉动激励分别施加于结构支座处，并忽略阻尼影响，使用 Newmark-β 法<sup>[30]</sup> 计算连续梁的加速度时程响应，计算得到所布设传感器位置结构的加速度响应  $y_{i,j}^*(t)$ ，其中：下标  $i$  为传感器编号， $i=1, 2, \dots, 10$ ； $j$  为白噪声激励的编号， $j=1, 2, \dots, 115$ ； $t$  为时间步， $t=1, 2, \dots, 120$ 。为避免激励初期结构加速度响应的初始效应，将所有结构加速度响应记录  $y_{i,j}^*(t)$  前 20 个数据点舍去，即每条加速度响应数据仅保留后 100 个时间步。然后，针对各传感器的每条结构响应记录，添加信噪比为 20 的噪音，得到各传感器的“测试值” $y_{i,j}(t)$ 。

假设 4# 传感器发生增益故障，增益幅度  $G=2.0$ ，并在  $y_{4,j}(t)$  ( $j=101, 102, \dots, 105$ ) 的基础上，通过式 (18) 来模拟，将 4# 传感器发生增益故障记为工

况1;假设8#传感器发生偏差故障,偏差幅度 $b$ 为传感器8“测试值”的标准差,并在 $y_{8,j}(t)(j=106,107, \dots, 110)$ 的基础上,通过式(19)来模拟,将8#传感器发生偏差故障记为工况2;为检验所提方法在传感器完好时候,是否会将传感器错误诊断为故障的情况即故障诊断常出现的第2类错误,采用 $y_{i,j}(t)(j=111,112, \dots, 115)$ 共5条数据用于测试,记为工况3。

采用各传感器得到的前100条数据 $y_{i,j}(t)(j=1, 2, \dots, 100)$ 计算各传感器无故障时的控制限值。针对传统残差空间PCA,采用参考文献[17]的计算方法得到控制限值,并分别计算工况1,2下SPE统计量,如图2所示。为便于观察,在图2中分别将工况1,2下5条记录依次首尾相连,共得到500个数据点的检验结果。在图2(a)中,传统PCA针对4#传感器发生增益故障时,SPE统计量的诊断率(圆圈标记数量占数据点总量百分比)仅为5.45%。图2(b)显示8#传感器发生偏差故障时,SPE统计量的诊断率仅为3.43%,这表明传统方法的SPE统计量无法有效诊断出传感器故障。

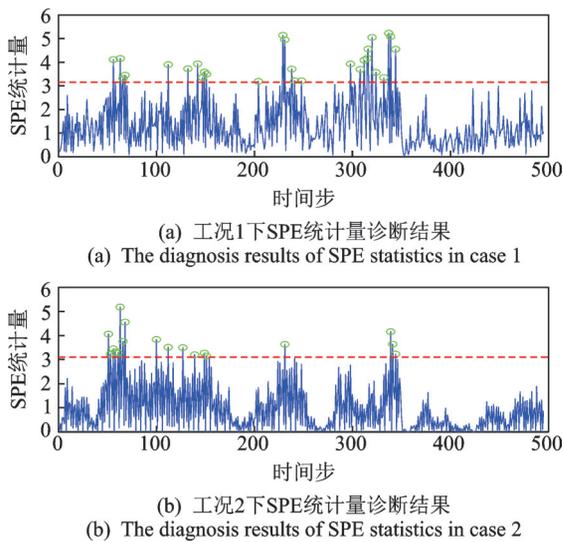
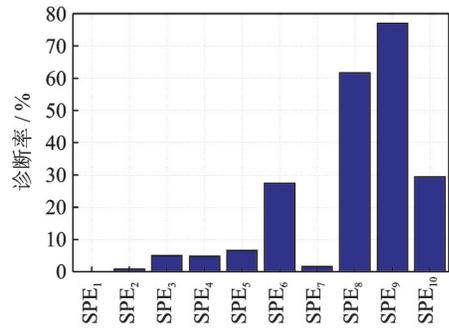
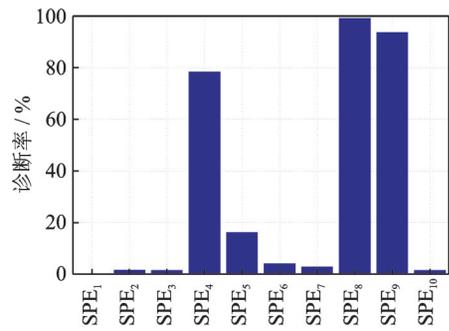


图2 传统残差空间SPE统计量的故障诊断结果  
Fig.2 Fault diagnosis result of traditional PCA method of the residual space

采用所提方法,计算各SPE<sub>i</sub>统计量的诊断率如图3所示。从图3(a)可以看出,各个主方向的故障敏感度不同:SPE<sub>9</sub>的诊断率可达77.0%;SPE<sub>8</sub>诊断率为61.6%,SPE<sub>10</sub>诊断率为29.4%,SPE<sub>6</sub>诊断率为27.4%,其他主方向上诊断率均小于10%。因此,如果将SPE<sub>8</sub>和SPE<sub>9</sub>给予较大加权系数,则可提高故障诊断能力。从图3(b)可知,工况2下各主方向故障敏感度也不同,SPE<sub>8</sub>的诊断率可达99.0%;SPE<sub>4</sub>



(a) 工况1下各SPE<sub>i</sub>统计量的诊断率  
(a) The diagnosis rate of each SPE<sub>i</sub> statistic in case 1



(b) 工况2下各SPE<sub>i</sub>统计量的诊断率  
(b) The diagnosis Rate of Each SPE<sub>i</sub> Statistic in case 2

图3 各SPE<sub>i</sub>统计量的诊断率

Fig.3 Detection rate of each SPE<sub>i</sub> statistic

诊断率为93.6%,SPE<sub>4</sub>诊断率为78.2%。因此,将以上诊断率较大的SPE统计量给予较大加权系数,则可提高故障诊断能力。

通过式(10)分别计算工况1,2下各SPE<sub>i</sub>加权系数如表1所示。采用式(11)和式(17)计算加权后SPE统计量和各传感器累计贡献率,如图4所示。

表1 两种工况下的SPE<sub>i</sub>加权系数

Tab.1 The SPE<sub>i</sub> weighting coefficients of two scenarios

工况号	SPE <sub>2</sub>	SPE <sub>3</sub>	SPE <sub>4</sub>	SPE <sub>5</sub>	SPE <sub>6</sub>
1	0.045 0	0.461 0	0.061 0	0.058 1	0.131 8
2	0.249 4	0.079 9	1.450 9	0.057 4	0.036 0
工况号	SPE <sub>7</sub>	SPE <sub>8</sub>	SPE <sub>9</sub>	SPE <sub>10</sub>	
1	0.045 4	1.440 8	6.678 8	0.078 2	
2	0.030 1	4.135 2	2.933 3	0.027 9	

从图4(a)可知,加权后SPE统计量诊断率为69.8%,较传统方法诊断率5.45%的诊断能力显著提高。从图4(c)可看出,4#传感器的累积贡献率远大于其他传感器,故可准确诊断出4#传感器发生故障。图4(b)表明工况2下加权后SPE统计量诊断率为100%。从图4(d)可准确定位出8#传感器发生故障。

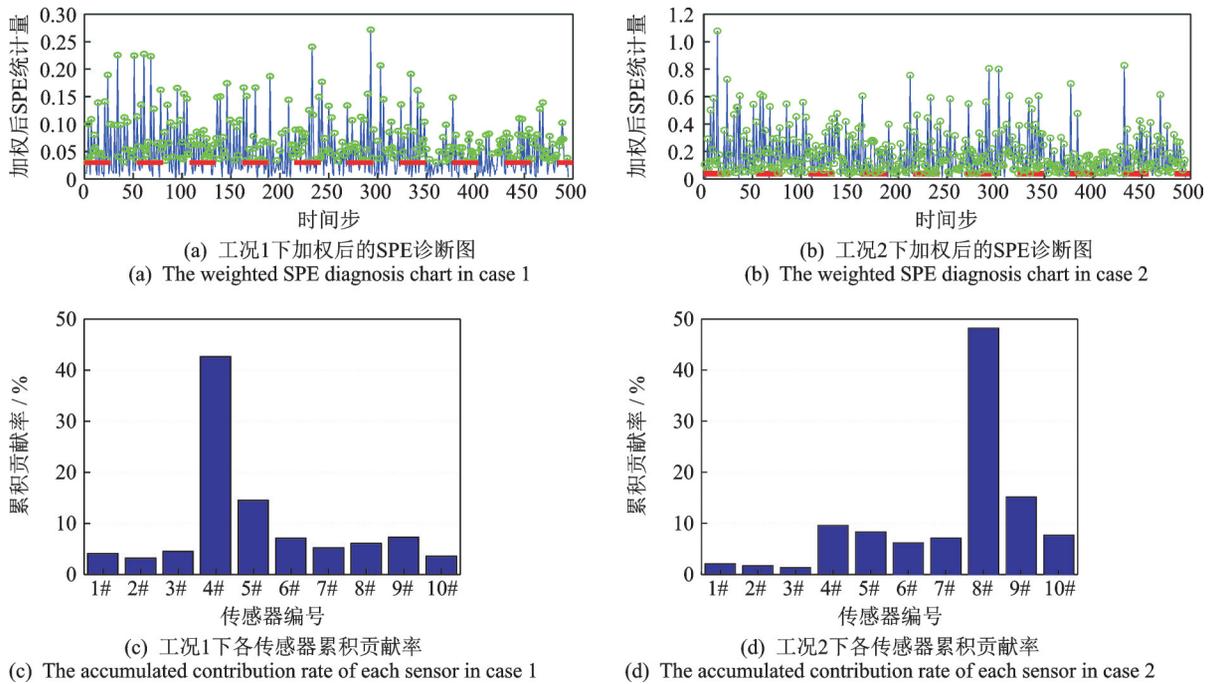


图4 工况1、工况2下的加权后SPE统计量诊断结果

Fig.4 The weighted SPE statistic diagnostic results of case 1 and case 2

工况3下计算加权后的SPE统计量如图5所示。从图5可知,所有完好传感器加权后SPE统计量均未超过阈值,这主要是因为工况1下测试值方差和工况2下测试值均值产生了较大变化,而工况3下测试值均值、方差均无变化,故3种工况下统计量有不同的变化,同时也表明所提方法不会将正常传感器误判为故障传感器,不会出现第2类错误。

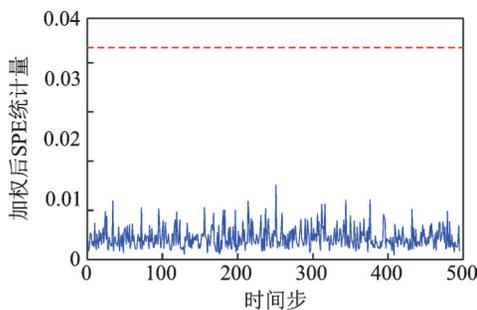


图5 传感器完好时加权后SPE统计量的诊断结果

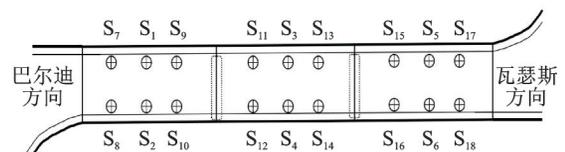
Fig.5 The weighted SPE statistic diagnostic results of healthy sensor

### 2.2 实桥算例

取意大利帕尔马Lamberti大桥2018年11月监测数据进一步验证所提方法。该桥为三跨钢筋混凝土拱桥,每拱跨度为38 m,总长为146 m,宽为18 m,全貌如图6(a)所示。大桥主梁上共布设了18个竖向加速度测点,如图6(b)所示。



(a) Lamberti拱桥全貌图  
(a) The overview of Lamberti arch bridge



(b) 竖向加速度传感器布置图  
(b) Layout of vertical accelerometer

图6 Lamberti拱桥全貌及加速度测点布置图

Fig.6 Lamberti arch bridge and accelerometer layout drawing

假设该拱桥结构处于健康状态,选择2018年11月14日12时~13时的10 000个加速度数据进行模型训练,求取控限值;2018年11月14日17点测试的5 000个加速度数据作为未知状态用于检验。因测试过程中传感器未出现故障,故假设主跨跨中的 $S_4$ 传感器发生增益故障,采用式(19)对 $S_4$ 传感器人工添加故障,故障幅度设为2.0。采用所提方法得到传感器故障自诊断结果如图7所示。图7(a)显示增益故障的诊断率达77.58%。在图7(b)中,横坐标从左至右依次为传感器 $S_1 \sim S_{18}$ 的累积贡献率, $S_4$ 传感器的累积贡献率远大于其他传感器,说明能成功定

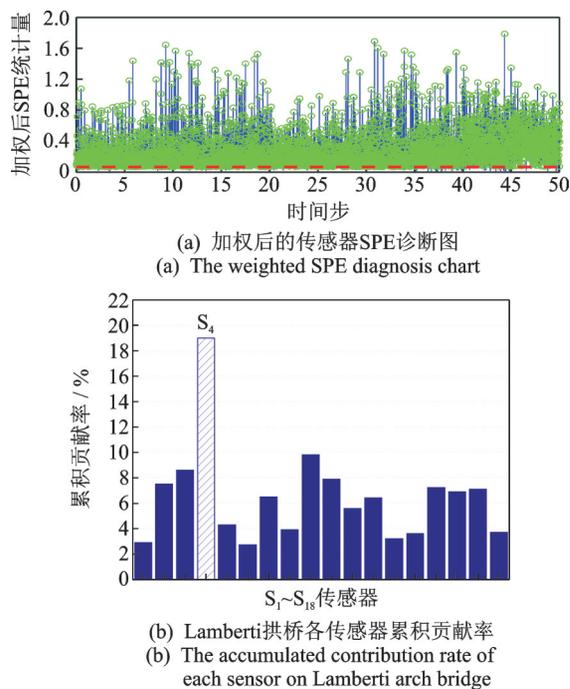


图7 增益故障下加权后SPE统计量诊断结果

Fig.7 The weighted SPE statistic diagnostic results of gain fault

位出 $S_4$ 传感器的故障,故所提方法能应用于实桥的结构健康监测系统。

### 3 结论

1) 针对传统PCA残差空间SPE统计量对传感器故障诊断率不高的问题,从理论上推导各主元SPE统计量所对应的故障敏感因子,并将其作为非线性加权系数,构建新的残差空间统计量进行传感器故障自诊断,并结合累积贡献率提出故障传感器定位方法,大幅提升传感器故障诊断率和定位效果。

2) 针对传感器常见的增益和偏差故障,三跨连续梁数值模型的传感器故障诊断率分别为69.8%和100%,表明所提方法的故障诊断能力较传统方法有明显提高,且能准确定位故障传感器所在部位,基本满足结构健康监测系统传感器故障自诊断的要求。

3) 针对传感器增益故障,采用意大利帕尔马Lamberti大桥测试数据表明故障诊断率达77.58%,为所提方法的实桥应用奠定了初步基础。

4) 所提方法进行传感器故障自诊断是在假设结构完好情况下实现的。当结构发生累积损伤时,通常需数年其损伤才有明显发展,此时可认为假设与实际情况较为吻合。对突发性结构损伤以及2个或2个以上传感器同时出现故障时,如何实现传感

器故障自诊断仍需进一步研究。

### 参 考 文 献

- [1] 马建,孙守增,杨琦,等.中国桥梁工程学术研究综述·[J].中国公路学报,2014,27(5):54-61.  
MA Jian, SUN Shouzeng, YANG Qi, et al. A summary of research on bridge engineering in China[J]. China Journal of Highway and Transport, 2014, 27(5): 54-61. (in Chinese)
- [2] 刘景良,高源,廖飞宇,等.移动荷载作用下时变简支钢桥损伤识别[J].振动、测试与诊断,2020,40(1):12-19.  
LIU Jingliang, GAO Yuan, LIAO Feiyu, et al. Damage detection of a time-varying simply supported steel bridge under moving load [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(1): 12-19. (in Chinese)
- [3] LI L L, LIU G, ZHANG L L, et al. Deep learning-based sensor fault detection using s-long short term memory networks [J]. Structural Monitoring and Maintenance, 2018, 5(1): 51-65.
- [4] 陈善瑶.传感器失效船舶定位控制重构容错方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2012.
- [5] LI L L, LIU G, ZHANG L L, et al. Sensor fault detection with generalized likelihood ratio and correlation coefficient for bridge SHM [J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 442: 445-458.
- [6] LI L L, LIU G, ZHANG L L, et al. Sensor fault localization with accumulated residual contribution rate for bridge SHM [J]. Cluster Computing, 2019, 22 (S4): 7821-7829.
- [7] KULLAA J. Distinguishing between sensor fault structural damage and environmental or operational effects in structural health monitoring [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(8): 2976-2989.
- [8] YI T H, HUANG H B, LI H N. Development of sensor validation methodologies for structural health monitoring: a comprehensive review [J]. Measurement, 2017, 109(12): 200-214.
- [9] KULLAA J. Detection, identification and quantification of sensor fault in a sensor network [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 40(1): 208-221.
- [10] NI K, RAMANATHANN N, CHEHADE M, et al. Sensor network data fault types [J]. ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN), 2009, 5(3): 25.
- [11] THOMAS P. Fault detection and diagnosis in engineering systems [J]. Control Engineering Practice, 2002, 10(9): 1037-1038.

- [12] DRAGOS K, SMARSLY K. Distributed adaptive diagnosis of sensor faults using structural response data [J]. *Smart Materials and Structures*, 2016, 25(10): 105019.
- [13] 李毅. 基于城市桥梁集群监测平台的系杆拱桥健康监测研究[D]. 杭州:浙江大学, 2010.
- [14] BALABAN E, SAXENA A, BANSAL P, et al. Modeling, detection, and disambiguation of sensor faults for aerospace applications [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2009, 9(12): 1907-1917.
- [15] MOUSTAFA A, MAHADEVAN S, DAIGLE M, et al. Structural and sensor damage identification using the bond graph approach [J]. *Structural Control & Health Monitoring*, 2010, 17(2): 178-197.
- [16] HUANG H B, YI T H, LI H N. Canonical correlation analysis based fault diagnosis method for structural monitoring sensor networks [J]. *Smart Structures & Systems*, 2016, 17(6): 1031-1053.
- [17] 廖威. 基于健康监测系统的桥梁结构承载能力评估关键问题研究[D]. 广州:华南理工大学, 2016.
- [18] 李星新. 基于健康监测的钢桥面板疲劳寿命评估[D]. 长沙:中南大学, 2012.
- [19] 罗浩恩. 桥梁结构健康监测传感器自诊断方法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2016.
- [20] TAMURA M, TSUJITAS S. A study on the number of principal components and sensitivity of fault detection using PCA [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2007, 31(9): 1035-1046.
- [21] JIANG Q C, YAN X F, ZHAO W X. Fault detection and diagnosis in chemical processes using sensitive principal component analysis [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2013, 52(4): 1635-1644.
- [22] ZHAO C H, GAO F R. Fault-relevant principal component analysis (FPCA) method for multivariate statistical modeling and process monitoring[J]. *Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems*, 2014, 133(1): 1-16.
- [23] HUANG H B, YI T H, LI H N. Bayesian combination of weighted principal-component analysis for diagnosing sensor faults in structural monitoring systems[J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 2017, 143(9): 04017088.
- [24] WANG S W, FU X. AHU sensor fault diagnosis using principal component analysis method [J]. *Energy and Buildings*, 2004, 36(2): 147-160.
- [25] CHENG H T, JIANG B, LU N Y, et al. Deep PCA based real-time incipient fault detection and diagnosis methodology for electrical drive in high-speed trains[J]. *Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(6): 4819-4830.
- [26] LI W, PENG M J, LIU Y K, et al. Fault detection, identification and reconstruction of sensors in nuclear power plant with optimized PCA method[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2018, 113: 105-117.
- [27] KADPPA V, NEGI A. A theoretical investigation of feature partitioning principal component analysis methods[J]. *Pattern Analysis & Applications*, 2016, 19(1): 79-91.
- [28] ZHU T X, HUANG J, YAN X F. Process monitoring based on entropy weight for a subspace containing probabilistic principal components and fault-relevant noise factors [J]. *Journal of Chemometrics*, 2017, 31(6): e2890.
- [29] ZHANG C, GAO X W, XU T, et al. Fault detection and diagnosis strategy based on a weighted and combined index in the residual subspace associated with PCA [J]. *Journal of Chemometrics*, 2018, 32(11): e2981.
- [30] EHRA R K, PESCHON J. Correspondence item: an innovations approach to fault detection and diagnosis in dynamic systems[J]. *Automatica*, 1971, 7(5): 637-640.



**第一作者简介:**李立力,男,1989年10月生,博士生。主要研究方向为结构健康监测传感器故障诊断。曾发表《Sensor fault detection with generalized likelihood ratio and correlation coefficient for bridge SHM》(《Journal of Sound and Vibration》2019, Vol. 442, No. 5)等论文。

E-mail: lilili@cqu.edu.cn