

温变下基于奇异谱分析的机电阻抗损伤识别法*

陈文捷, 肖黎, 屈文忠

(武汉大学工程力学系 武汉, 430072)

摘要 为消除温度变化对损伤识别的影响,采用奇异谱分析(singular spectrum analysis,简称SSA)方法处理阻抗信号以分离不受温度变化影响的信号分量,提出结合t-分布随机邻域嵌入(t-distribution stochastic neighbor embedding,简称t-SNE)与K均值聚类算法的无监督机器学习方法,进一步处理信号分量实现损伤识别。为验证该方法的可行性,以螺栓组连接的铝板结构作为实验对象进行温度变化工况下螺栓松动机电阻抗损伤识别实验。结果表明,应用SSA方法得到的信号分量能在温度变化影响下有效识别螺栓松动状态,各工况识别准确率均达到98%以上,证明了所提出方法对消除温度变化影响的有效性。

关键词 损伤检测;机电阻抗;温度变化;奇异谱分析;t-分布随机邻域嵌入

中图分类号 TH113.1

引言

近年来,应用压电材料的机电阻抗(electromechanical impedance,简称EMI)无损检测技术在航空航天等领域的结构健康监测中应用广泛^[1]。该方法最早由Liang等^[2]提出,具有成本低、设备轻、能耗低以及对微小损伤灵敏度高等优点。EMI检测技术利用了压电材料的压电效应^[3],通过耦合剂将压电片连接到待测结构上,对压电片施加激励信号并采集阻抗谱。当结构出现损伤时,引起结构机械阻抗的变化,由于压电片的电阻抗与待测结构的机械阻抗耦合,压电片的阻抗谱也随之发生变化,因此可以通过监测阻抗谱变化实现对结构的损伤检测^[4-5],但将其用于实际工程结构中仍存在一些挑战^[6]。EMI无损检测方法使用的压电材料具有明显的热电效应,温度变化会导致阻抗谱发生偏移,偏移在有效频率范围内并不恒定,而是随着频率的增加而增加^[7]。环境温度变化会使阻抗谱发生偏移和幅值改变,导致损伤识别的可靠度下降。

为了消除温度对EMI损伤识别的影响,已有大量学者进行了研究。Lim等^[8]使用基于核主成分分析(kernel principal component analysis,简称KPCA)的数据归一化方法减少了受温度变化引起的损伤识别误判。Park等^[9]使用改进的均方根偏差度量受温度影响的阻抗谱频率与幅度的偏移。Koo等^[10]采用

有效频移(effective frequency shift,简称EFS)方法补偿温度影响,将测得的阻抗谱相对于基准工况进行频移。杨景文等^[11]采用EFS方法和人工神经网络方法分别对阻抗信号进行温度补偿,得出人工神经网络方法的补偿效果更加明显。上述研究均需已知结构在具体环境温度下对应的无损工况阻抗信号来进行补偿,无法在长期的未知温变条件下监测结构是否发生损伤。

笔者提出基于SSA温变工况下EMI损伤识别方法,以螺栓组连接的铝板结构为研究对象进行温变工况下螺栓松动阻抗监测实验。利用完好工况采集的阻抗信号,分析温变对损伤识别的影响及利用SSA方法消除该影响的机理。同时,结合t-SNE与K均值聚类算法的无监督机器学习方法进行损伤识别。为避免直接对高维数据处理造成的计算复杂性,采用t-SNE流形学习方法获取蕴含在原始高维空间中的低维流形,得到阻抗信号在低维空间的特征,并对降维后的损伤特征进行K均值聚类从而实现损伤识别。

1 SSA方法消除温变对阻抗信号影响原理

SSA方法是一种基于多元统计学原理的非参数谱估计方法^[12]。在EMI损伤识别过程中,采用该

* 国家自然科学基金资助项目(51975581)

收稿日期:2021-12-27;修回日期:2022-02-18

方法的基本思想是假定所需处理的阻抗信号是由一些信号分量组合而成,这些信号分量包含了原始信号的环境温度、损伤等信息,通过SSA算法将这些信号分量分离,获得与损伤相关的信号分量,从而消除温度影响对损伤表征的干扰。

SSA方法的数学模型为

$$Y = \sum_{i=1}^d \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T \quad (1)$$

其中: Y 为长度为 N 的阻抗信号的嵌入矩阵; $\sqrt{\lambda_i}$ 为信号矩阵的第 i 个奇异值; U_i 和 V_i 分别为矩阵 Y 的第 i 个左右特征向量; V_i^T 为 V_i 的转置。

对测得的一系列阻抗信号,每条信号具有 N 个采样频率点。每条信号可表示为

$$y = (y_1, y_2, \dots, y_N) \quad (2)$$

将信号向量以一定的长度 L 嵌入矩阵 Y 中

$$Y = (y_{ij})_{i,j=1}^{L,K} = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \dots & y_K \\ y_2 & y_3 & \dots & y_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_L & y_{L+1} & \dots & y_N \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中: L 为窗口长度且 $2 < L < N$; $K = N - L + 1$ 。

矩阵 Y 所有反对角线上的元素相等,也称为Hankel矩阵。计算 YY^T 并对其进行奇异值分解, $\sqrt{\lambda_1} \geq \sqrt{\lambda_2} \geq \dots \geq \sqrt{\lambda_d} \geq 0$ 为阻抗信号矩阵 Y 的奇异值,奇异值按所包含信号信息量的大小进行排序。涵盖原始数据大小的能力可通过贡献率进行比较,第 i 个奇异值的贡献率 g_i 及前 k ($k \leq d$)个奇异值的累计贡献率 g 的计算公式分别为

$$g_i = \sqrt{\lambda_i} / \sum_{j=1}^d \sqrt{\lambda_j} \times 100\% \quad (4)$$

$$g = \sum_{i=1}^k \sqrt{\lambda_i} / \sum_{j=1}^d \sqrt{\lambda_j} \times 100\% \quad (5)$$

设 $d = L^*$, $L^* = \min\{L, K\}$, $V_i = Y^T U_i / \sqrt{\lambda_i}$, $i = 1, 2, \dots, d$ 。矩阵 Y 可以表示为 d 个一阶初等矩阵的和

$$Y = Y_1 + Y_2 + \dots + Y_d \quad (6)$$

其中: $Y_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T$; $\text{rank}(Y_i) = 1$, 奇异值分解即将原始信号分解为信号分量和的过程。

将初等矩阵 Y_i 的下标($i = 1, 2, \dots, d$)分解为 p 个不相交的子集 I_1, I_2, \dots, I_p , 设第 I_n 组包含子集 $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$, 则

$$Y_{I_n} = Y_{i_1} + Y_{i_2} + \dots + Y_{i_m} \quad (7)$$

原始矩阵 Y 被分解为

$$Y = Y_{I_1} + Y_{I_2} + \dots + Y_{I_p} = (y_{ij})_{i,j=1}^{L,K} \quad (8)$$

选取集合 I_1, I_2, \dots, I_p 的过程即为分组。分组是为了分离信号向量中的加性成分,本质上是对奇异值的分离与组合的过程。阻抗信号一般表示为

$$Y = H + I \quad (9)$$

其中: H 为有效信号; I 为噪声信号。

通常认为前几个较大的奇异值包含主要有效信息,因此在损伤识别过程中一般只考虑前几阶奇异值。

重构是对矩阵 Y 中的每一个分量 Y_{I_n} 进行对角平均的过程,以获得与原始信号长度一致的信号分量。定义

$$K^* = \max(L, K) \quad (10)$$

$$y_{ij}^* = \begin{cases} y_{ij} & (L < K) \\ y_{ji} & (L \geq K) \end{cases} \quad (11)$$

重构后的信号 $S_{I_n} = (s_0, s_1, \dots, s_{N-1})$, 对角平均算法表示为

$$s_k = \begin{cases} \frac{1}{K+1} \sum_{m=1}^{k+1} y_{m,k-m+2}^* & (0 \leq k < L^* - 1) \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} y_{m,k-m+2}^* & (L^* - 1 \leq k < K^*) \\ \frac{1}{N-K} \sum_{m=k-K^*+2}^{N-K^*+1} y_{m,k-m+2}^* & (K^* \leq k < N) \end{cases} \quad (12)$$

对矩阵分量 Y_{I_n} 沿对角线方向求取满足 $i + j = k + 2$ 条件的所有元素的平均值,得到 Y_{I_n} 对应的重构信号 S_{I_n} ,将分组后的各矩阵分量进行对角化重构获得信号分量。消除温度变化对损伤识别的影响,采用SSA方法分离出信号分量中选取与损伤相关的信号分量。当采集阻抗信号温度保持稳定不变时,同一工况下的阻抗信号不会出现明显变化;当采集过程受温度变化的影响时,不同阻抗信号表征温度影响的信号分量会出现较大变化,而表征损伤的信号分量不会出现明显变化,其变化量小于表征温度影响的信号分量。基于此,仅使用温度变化下完好工况阻抗信号对损伤分量进行选取,比较采用SSA获得的各阶信号分量的相对偏移量大小,相对偏移程度最小的信号分量即为损伤分量。

2 结合 t-SNE 与 K 均值聚类的损伤识别

通过SSA方法能够分离出与损伤相关的信号

分量,这些分量与原始信号长度一致,数据量大且信息冗余,采用t-SNE方法对其进行特征降维,避免直接针对高维数据处理造成的计算复杂性,以提高损伤识别的效率与准确率。

t-SNE是一种非线性流形学习算法^[13],通过流形学习可以实现高维数据的可视化,使数据在低维空间中体现非线性高维数据的分布特征。所有温变工况下分离出与损伤相关的信号分量可以表示为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_M\} \subseteq \mathbf{R}^N$,则 X 降到 n 维空间的低维特征流形为 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_M\} \subseteq \mathbf{R}^n$,存在非线性映射 f 使得 $\forall z_j \in Z, f(z_j) = x_j$,其基本步骤如下。

1) 求解2个信号分量的条件概率密度函数 p_{ji}

$$p_{ji} = \frac{\exp\left(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma_i^2\right)}{\sum_{k \neq i} \exp\left(-\|x_i - x_k\|^2 / 2\sigma_i^2\right)} \quad (13)$$

其中: σ_i 为以 x_i 为中心的高斯分布方差,由给定的困惑度和二分搜索确定。

2) 计算信号分量的联合概率密度 p_{ij}

$$p_{ij} = \frac{p_{ji} + p_{ij}}{2n} \quad (14)$$

3) 初始化低维空间的特征数据 $Z^{(0)}$

$$Z^{(0)} = \{z_1, z_2, \dots, z_M\} \quad (15)$$

4) 利用自由度为1的 t 分布计算低维空间特征

数据的联合概率密度 f_{ij} 和梯度 $\frac{\partial C}{\partial Z}$ 分别为

$$f_{ij} = \frac{\left(1 + \|z_i - z_j\|^2\right)^{-1}}{\sum_{k \neq l} \left(1 + \|z_k - z_l\|^2\right)^{-1}} \quad (16)$$

$$\frac{\partial C}{\partial z_i} = 4 \sum_j (p_{ij} - f_{ij})(z_i - z_j) \left(1 + \|z_i - z_j\|^2\right)^{-1} \quad (17)$$

其中: C 为定义的代价函数,且 $C = \sum_i \sum_j p_{ij} \log_2 \frac{p_{ij}}{f_{ij}}$ 。

5) 更新输出,获得低维映射的数据

$$Z^{(h)} = Z^{(h-1)} + \alpha \frac{\partial C}{\partial Z} + m(h) \left(Z^{(h-1)} - Z^{(h-2)} \right) \quad (18)$$

其中: h 为迭代次数; α 为学习率; m 为动量因子; $\frac{\partial C}{\partial Z}$ 为目标函数的梯度。

6) 迭代步骤4, 5至 h 次,获得高维数据在低维空间的数据集合。

通过t-SNE流形学习挖掘嵌入在高维空间的低维流形,分别获得各条信号分量的低维表示 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_M\} \subseteq \mathbf{R}^n$,其中: z_1, z_2, \dots, z_M 分别为信号

分量对应的降维后的特征。将这些特征作为损伤指标,利用K均值聚类对结构进行损伤识别。K均值聚类是一种无监督分类方法,仅按照数据距离的相似程度来分类。该方法首先需要确定类别数量 k ,随机选择 k 个值作为初始的聚类中心,计算每个样本与 k 个聚类中心的距离,将样本分别归为与初始聚类中心距离最小的类;然后,分别计算每一类别类间距的平均值,作为新的 k 个聚类中心,重复这个过程直至满足收敛条件,则迭代结束^[14],得到样本分到不同类别的聚类结果以实现损伤识别。图1为笔者提出的温变工况下基于SSA的EMI损伤识别方法流程。

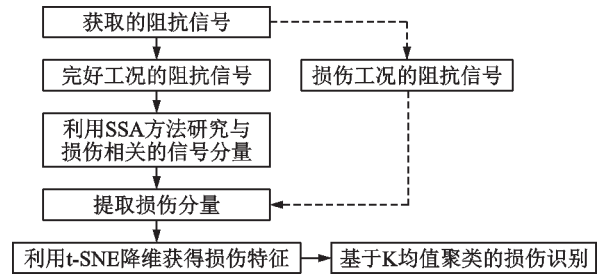
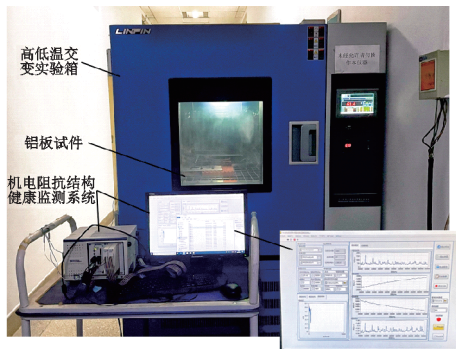


图1 温变工况下基于SSA的EMI损伤识别方法流程

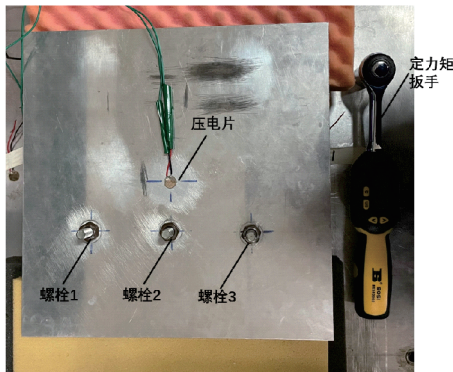
Fig.1 The specific flow of EMI damage identification method based on SSA under changing temperature conditions

3 温变工况下螺栓松动阻抗监测实验

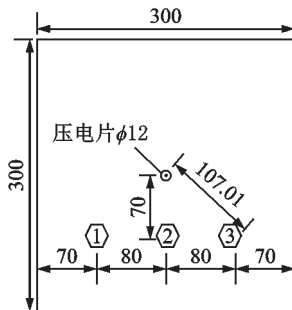
为验证笔者提出方法消除温度影响的可行性,以螺栓组连接的铝板结构为实验对象,进行温变工况下螺栓松动阻抗监测损伤识别研究。实验装置如图2所示,由机电阻抗健康监测系统和实验试件2部分组成。如图2(a)所示,机电阻抗健康监测系统用于采集不同工况下的阻抗信号,由NI PXIe-1082机箱、NI PXIe-8840控制器、NI PXIe-6124多功能I/O模块和NI TB-2706接线盒组成。数据采集软件为通过LabVIEW自主编程开发的螺栓松动损伤阻抗在线监测系统,使用高低温交变实验箱(型号LRHS-504B-LJ)改变试件环境温度。实验试件与定力矩扳手如图2(b)所示,为连接3颗CT4.8级螺栓的铝板,螺栓内外径分别为8和18 mm。采用STEMINC公司生产的圆形压电片,厚度为0.6 mm,直径为12 mm,粘贴在铝板中心。1,2,3号螺栓与压电片的具体位置如图2(c)所示。通过图2(b)所示的定力矩扳手实现不同松紧程度的螺栓状态。当定力矩扳手显示力矩为20 N·m时,此时



(a) 机电阻抗结构健康监测系統
(a) EMI structural health monitoring system



(b) 实验试件与定力矩扳手
(b) experimental specimen and constant torque wrench



(c) 试件尺寸 (单位: mm)
(c) specimen size (unit: mm)

图2 实验装置

Fig.2 Experimental setup

螺栓为紧固状态;当力矩为 $5 \text{ N}\cdot\text{m}$ 时,此时螺栓为松动状态。

利用温度箱将环境温度设在 $10^\circ\text{C}\sim 40^\circ\text{C}$, EMI 健康监测系统在温度每上升 2°C 并稳定后采集阻抗信号,激励电压设为 1 V ,扫频范围设置为 $30 \text{ kHz}\sim 50 \text{ kHz}$,相邻两点的频率间隔为 20 Hz 。3颗螺栓均处于紧固状态为完好工况,存在单个或多个螺栓松动状态为不同的损伤工况。各工况下的螺栓松紧状态及信号组数如表1所示。需要说明的是,在温度变化方式为上升或下降的实际工况下,采用 SSA 处理完好工况的阻抗信号所选取的损伤分量在同一温度下是不变的,因此本研究方法的处理结果不受温度改变方式的影响。

表1 各工况下的螺栓松紧状态及信号组数

Tab.1 The loosening state of bolts and the number of signals under each working condition

工况	工况1	工况2	工况3
螺栓状态	1,2,3号螺栓均紧固	2号螺栓松动	1,2,3号螺栓均松动
信号组数	163	163	163

4 损伤识别研究

温变工况下螺栓松动阻抗监测实验得到3种工况下的阻抗信号共489条,其中:工况1为完好工况,工况2和工况3为损伤工况,每条信号包含1001个频率采样点。

4.1 温变对损伤识别的影响

结构损伤识别使用适当的度量指标来完成的,目前广泛使用的是均方根偏差 (root-mean-square deviation, 简称 RMSD), 通过比较未知工况与完好工况阻抗信号的偏离程度来实现。RMSD 指数基于欧几里得范数,计算方法为

$$\text{RMSD} = \sqrt{\sum_{k=\omega_l}^{\omega_f} \frac{[Z_{E,D}(k) - Z_{E,H}(k)]^2}{Z_{E,H}^2(k)}} \quad (19)$$

其中: $Z_{E,H}(k)$ 和 $Z_{E,D}(k)$ 分别为结构在完好和损伤工况下的阻抗信号; ω_l 为采集频段的起始频率; ω_f 为终止频率。

结构的固有频率(即阻抗谱中的共振峰)随着温度的升高而降低^[15],温度变化引起阻抗谱的频移如图3所示,分别为工况1的第1组和第80组阻抗谱,结构在同一工况不同温度下阻抗谱的共振峰出现了明显偏移。由于损伤识别是通过计算采集到的阻抗信号与基准信号的 RMSD 值来实现,在采集信号过程中温度时刻发生波动,当达到某一程度时温度影响带来的信号变化会覆盖损伤引起的变化,造成完好工况下阻抗信号的 RMSD 偏差较大,从而导致损伤识别的误判。

以工况1测得的第1组信号为基准,分别求得3种工况下阻抗信号的 RMSD。各工况下的平均 RMSD 如图4所示。可以看到,当完好工况的 RMSD 仅受温度变化影响时,平均 RMSD 达到了 0.6186,说明不同温度下的完好工况信号较基准信号变化较大且完好工况与损伤工况的平均 RMSD 大小相近,温变对阻抗谱的影响掩盖了损伤特征,造成基于 RMSD 的损伤识别方法失效,需要消除温度对阻抗信号的影响以实现损伤识别。

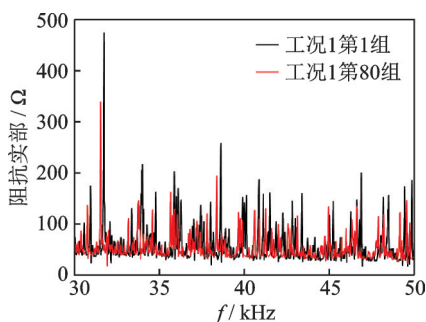


图 3 温度变化引起阻抗谱的频移

Fig.3 Impedance signal frequency shift caused by temperature variation

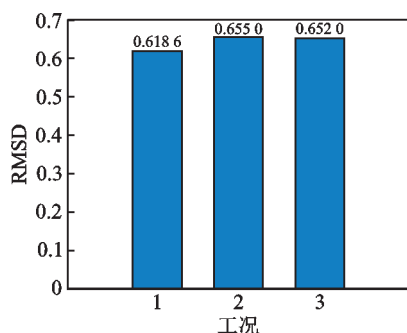


图 4 各工况下的平均 RMSD

Fig.4 Average RMSD under various working conditions

4.2 SSA 处理结果分析

利用 SSA 方法对完好工况下测得的阻抗信号进行分析以选取损伤分量。在对阻抗信号进行 SSA 处理前,需要选定合适的窗口长度。由于嵌入矩阵是 Hankel 矩阵,即所有反对角线上的元素相等,因此窗口长度应小于原始序列长度的一半。窗口长度过小,会导致可解释的分量无法分离;窗口长度过大,原始序列被分解得越细。一般情况下,窗口长度的选择没有通用的方法,需要与实际结合起来进行分析。笔者在满足上述基本约定的前提下,结合自相关函数法选取窗口长度。自相关函数法即对同一条信号求不同频率点的互相关,通常认为选择自相关函数首次跨越 95% 置信区间的滞后阶数作为窗口长度,信号向量以窗口长度嵌入矩阵中,矩阵的每列向量可以独立分析。图 5 为以工况 1 的第 1 组信号为基准的自相关函数图。采集的信号长度为 1 001,以滞后阶数 500 为起点依次向左进行选择。当滞后阶数为 413 时,自相关函数首次达到 95% 的置信区间(即图 5 中的蓝线),因此选定此时的滞后阶数 413 作为窗口长度。

利用选定的窗口长度对工况 1 的阻抗信号进行 SSA 处理。在分组过程中,一般认为选择前几阶奇

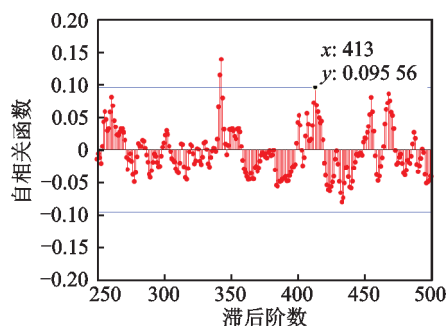


图 5 自相关函数图

Fig.5 Autocorrelation function graph

异值对应的信号分量矩阵进行重构,即可确保原始信号的大部分有效信息,后几阶奇异值被认为是噪声干扰而去除。奇异值的阶数选定由累积贡献率决定。笔者选取使累积贡献率达到 80% 的前 10 阶奇异值进行分析,将各阻抗信号前 10 阶奇异值对应的信号矩阵分别进行重构,每条信号被分解为 10 条信号分量。以工况 1 的第 1 组阻抗信号为例,阻抗信号的 SSA 分解结果如图 6 所示。各阶信号分量分别蕴含原始信号的环境温度、损伤等信息。各阶信号分

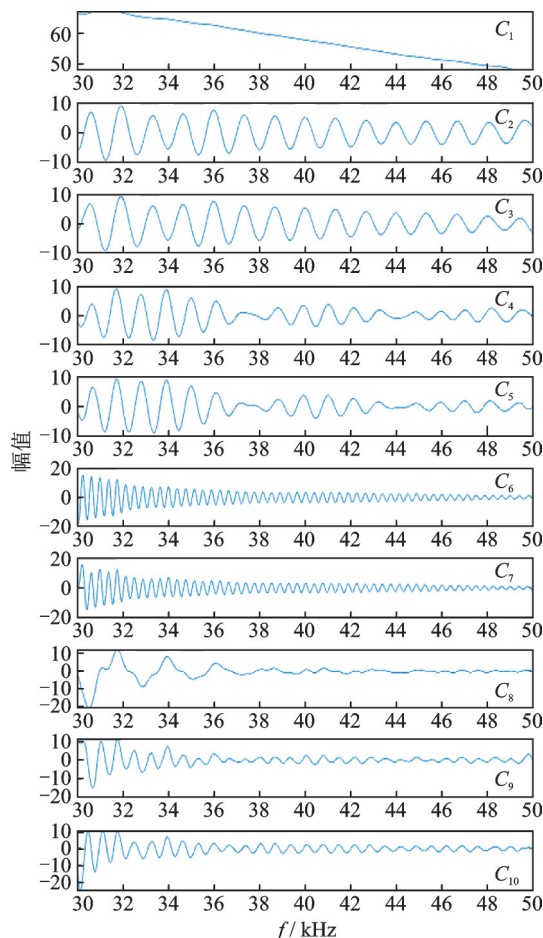


图 6 阻抗信号的 SSA 分解结果

Fig.6 The result of SSA decomposition of impedance signal

量在原始信号上的有效信息量占比由奇异值的大小决定。由于占比大小存在差异性,无法直接通过比较各条信号对应阶数的信号分量间的RMSD选取损伤分量,因此笔者采用欧氏距离定义各阶信号分量的相对偏离程度。欧氏距离计算公式为

$$d_m(\mathbf{X}, \mathbf{Y}_k) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_{ki})^2} \quad (20)$$

其中: $m=1, 2, \dots, 10$; $i=1, 2, \dots, 1001$; \mathbf{X} 为工况1第1组信号的第 m 阶信号分量; \mathbf{Y}_k 为工况1其他信号的第 m 阶信号分量; x_i 和 y_{ki} 分别为对应第 m 阶信号分量的第 i 个频率采样点。

各阶信号分量欧氏距离的平均值越小,说明该分量在温度影响下的差异性越小。前10阶信号分量的平均欧氏距离如图7所示。第4阶信号分量的平均欧氏距离最小,说明该信号分量受温度影响较小,能够表征结构的状态。因此,将其他阶信号分量舍弃,仅保留第4阶信号分量,并将其作为损伤分量。

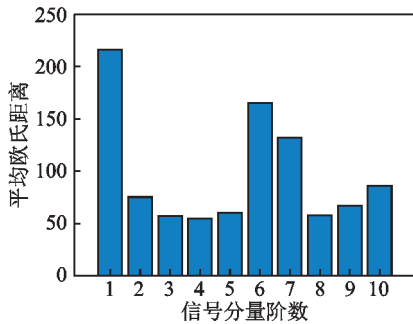


图7 前10阶信号分量的平均欧氏距离

Fig.7 The average Euclidean distance of the first ten signal components

4.3 温变工况下的螺栓松动损伤识别

采用SSA方法提取3种工况下阻抗信号的第4阶信号分量作为损伤分量,获得能够表征损伤特征的矩阵维度为 489×1001 。其中:489为3种工况下阻抗信号的损伤分量数量;1001为各损伤分量的长度。为了避免高维数据造成的运算复杂性,采用t-SNE对损伤特征矩阵进行降维处理,并与KPCA和局部线性嵌入(locally linear embedding,简称LLE)这2种常见的非线性降维方法进行对比。

t-SNE算法中,困惑度反映了高维数据样本点邻域集合内样本分布的信息熵。困惑度值越大,说明数据分布越分散,高斯分布方差越大;反之方差越小。因此,困惑度是对有效样本点邻域的平滑度

量。为进一步研究不同困惑度值的影响,对比其取值区间为1~50下3种工况损伤识别的平均准确率,将损伤分量降至三维特征空间并采用K均值聚类。不同困惑度下的损伤识别平均准确率如图8所示。当困惑度取值为20时,达到了最佳损伤识别准确率99.39%;当困惑度取值大于20时,平均准确率始终趋于稳定。因此,笔者选取困惑度为20,特征维度为3。

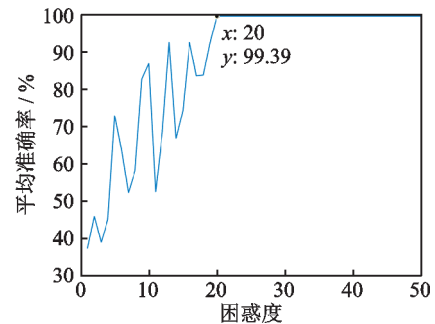


图8 不同困惑度下的损伤识别平均准确率

Fig.8 Average accuracy of damage identification under different prep

采用3种降维方法将维度为 489×1001 的损伤特征矩阵降到维度为 489×3 的特征矩阵,即每条阻抗信号以三维特征表示,分别记为特征1、特征2和特征3。

图9为LLE低维特征分布。每种工况类内间距较大且3种不同工况类间距较小,3种工况的三维特征分布混叠严重,无法进行有效分辨。图10为KPCA低维特征分布。该方法在一定程度上缩小了每种工况类内间距,工况1与工况2,3的类间距较大,但工况2与工况3的类间距较小甚至出现了混叠现象,造成工况2,3无法有效区分。图11为t-SNE低维特征分布。可以看到,3种工况的三维特征分布明显聚集为3个簇,该方法不仅在很大程度上缩小了每种工况类内间距,而且增大了3种不同工况类间距,3种工况的三维特征分布几乎未出现混叠情况,说明采用t-SNE降维方法基本可以将3种工况进行有效区分。

为进一步对比3种不同特征降维方法的分类准确率,分别将3种方法提取的三维特征采用K均值聚类对损伤识别效果进行量化。将489组三维损伤特征聚集为3个类别(即3种不同的工况),距离选择平方欧氏距离,重复聚类1000次。3种降维方法的损伤识别准确率如表2所示。

从表2可以看出:采用LLE方法降维得到的三维损伤特征进行K均值聚类,对工况3的损伤识别

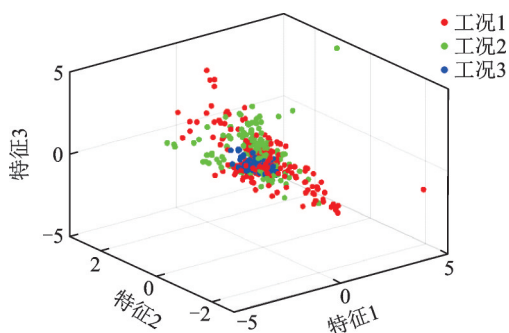


图9 LLE低维特征分布

Fig.9 Low dimensional feature distribution by using LLE

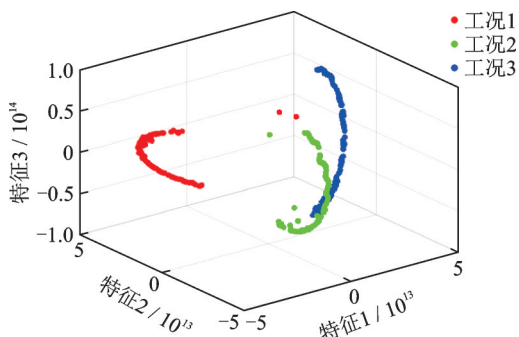


图10 KPCA低维特征分布

Fig.10 Low dimensional feature distribution by using KPCA

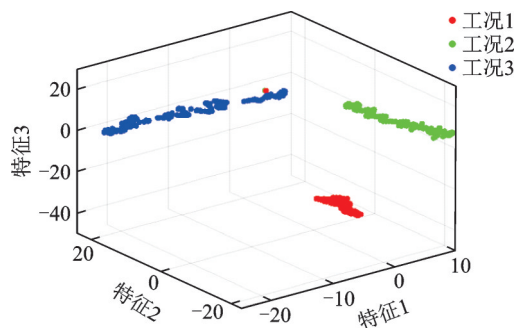


图11 t-SNE低维特征分布

Fig.11 Low dimensional feature distribution by using t-SNE

表2 损伤识别准确率

降维方法	损伤识别准确率			%
	工况 1	工况 2	工况 3	
LLE	1.84	33.74	100	
KPCA	98.77	49.69	53.99	
t-SNE	98.77	99.39	100	

准确率达到 100%，对工况 1,2 的损伤识别准确率仅达到 1.84% 和 33.74%，误判率极高，未能对 3 种工况进行有效区分；采用 KPCA 方法降维得到的三维损伤特征进行 K 均值聚类，对工况 1 的损伤识别准确率达到 98.77%，对工况 2,3 的损伤识别准确率仅为 49.69% 与 53.99%，损伤识别效果优于 LLE 方

法，但仍未能有效识别 3 种不同工况；采用 t-SNE 方法降维得到的三维损伤特征进行 K 均值聚类，对 3 种工况的损伤识别准确率分别达到 98.77%，99.39% 和 100%，几乎未出现误判，能够有效区分 3 种不同工况，说明 t-SNE 在数据可视化与损伤分类方面均优于 LLE 和 KPCA，表现出其进行高维数据特征降维的优越性。同时，高准确率的螺栓松动识别结果验证了基于 SSA 方法选取的损伤分量能够有效消除温度对损伤识别的影响。

5 结 论

1) 以螺栓组连接的铝板结构作为实验对象，进行了温变工况下螺栓松动阻抗监测实验，研究了温度及螺栓松动损伤对阻抗信号的影响。结果表明，温度变化会导致阻抗信号出现偏移和幅值改变，造成采用 RMSD 的损伤识别方法失效。

2) 为消除温度对损伤识别的影响，采用 SSA 方法对完好工况的阻抗信号进行分析以选取损伤分量，提取了 3 种工况下阻抗信号的损伤分量，并结合 t-SNE 与 K 均值聚类的损伤识别方法，对 3 种工况的损伤分量进行特征提取与聚类以实现损伤识别过程。结果表明，不同工况的识别准确率均达到了 98% 以上，有效区分了不同程度的螺栓松动状态，验证了 SSA 方法消除温度对损伤识别影响的有效性。

3) t-SNE 与 KPCA, LLE 的对比结果表明，基于 t-SNE 降维方法的聚类结果明显优于 KPCA 与 LLE，验证了结合 t-SNE 与 K 均值聚类的机器学习方法对不同程度螺栓松动识别的可行性。

参 考 文 献

[1] ZUO C Y, FENG X, ZHANG Y, et al. Crack detection in pipelines using multiple electromechanical impedance sensors[J]. Smart Materials and Structures, 2017, 26(10): 104004.

[2] LIANG C, SUN F P, ROGERS C A. Electro-mechanical impedance modeling of active material systems [J]. Smart Materials and Structures, 1996, 5(2):171-186.

[3] 任凯,张子涵,杜飞,等.基于阻抗法的多螺栓连接预紧扭矩检测试验研究[J].动力学与控制学报, 2018, 16(5): 467-472.

REN Kai, ZHANG Zihan, DU Fei, et al. Experimental study on multi-bolt connection pre-tightening torque testing based on impedance method[J]. Journal of Dynamics

- and Control, 2018, 16(5): 467-472. (in Chinese)
- [4] 揭小落, 肖黎, 屈文忠. 载荷影响下的机电阻抗协整结构损伤识别方法[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(3): 526-534.
JIE Xiaoluo, XIAO Li, QU Wenzhong. Structural damage identification under load based on electromechanical impedance co-integration[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(3): 526-534. (in Chinese)
- [5] 李继承, 林莉, 孟丽娟, 等. 激励电压对压电阻抗法检测灵敏度的影响[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(3): 421-425.
LI Jicheng, LIN Li, MENG Lijuan, et al. Influence of excitation voltage on testing sensitivity of electro-mechanical impedance method [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(3): 421-425. (in Chinese)
- [6] LANGONE R, REYNDERS E, MEHRKANOON S, et al. Automated structural health monitoring based on adaptive kernel spectral clustering [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 90: 64-78.
- [7] WANDOWSKI T, MALINOWSKI P H, OSTACHOWICZ W M. Delamination detection in CFRP panels using EMI method with temperature compensation [J]. Composite Structures, 2016, 151: 99-107.
- [8] LIM H J, KIM M K, SOHN H, et al. Impedance based damage detection under varying temperature and loading conditions [J]. NDT & E International, 2011, 44(8): 740-750.
- [9] PARK G, KABEYA K, CUDNEY H H, et al. Impedance-based structural health monitoring for temperature varying applications [J]. JSME International Journal Series A, 1999, 42(2): 249-258.
- [10] KOO K Y, PARK S, LEE J J, et al. Automated impedance-based structural health monitoring incorporating effective frequency shift for compensating temperature effects [J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2009, 20(4): 367-377.
- [11] 杨景文, 朱宏平, 王丹生, 等. 基于EMI损伤检测技术的温度补偿研究[J]. 土木工程与管理学报, 2014, 31(3): 7-11, 33.
YANG Jingwen, ZHU Hongping, WANG Dansheng, et al. Temperature compensation research of damage detection technology based on EMI method [J]. Journal of Civil Engineering and Management, 2014, 31(3): 7-11, 33. (in Chinese)
- [12] 伍宗伟, 姚敏立, 马红光, 等. 基于奇异谱分解的微机械加速度计振动噪声抑制方法[J]. 振动与冲击, 2014, 33(5): 71-75.
WU Zongwei, YAO Minli, MA Hongguang, et al. Denoising method for MEMS accelerometers based on singular spectral analysis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(5): 70-75. (in Chinese)
- [13] VAN DER MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE [J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(2605): 2579-2605.
- [14] 李元, 白岩松. 改进主成分分析的KNN故障检测研究[J]. 沈阳化工大学学报, 2018, 32(4): 366-371.
LI Yuan, BAI Yansong. KNN fault detection based on principal component research [J]. Journal of Shenyang Institute of Chemical Technology, 2018, 32(4): 366-371. (in Chinese)
- [15] BAPTISTA F G, BUDOYA D E, DE ALMEIDA V A D, et al. An experimental study on the effect of temperature on piezoelectric sensors for impedance-based structural health monitoring [J]. Sensors, 2014, 14(1): 1208-1227.



第一作者简介:陈文捷,女,1999年12月生,硕士生。主要研究方向为结构健康监测。
E-mail: chenwenjie@whu.edu.cn

通信作者简介:肖黎,女,1975年8月生,博士、硕士生导师。主要研究方向为复杂结构动力学建模、基于振动的结构健康监测、爆炸冲击载荷作用下建筑物的毁伤效应分析、转子动力学分析与故障诊断。
E-mail: xiaolily@whu.edu.cn