

基于 VMD-HHT 边际谱的水工结构损伤诊断*

张建伟^{1,2,3}, 侯 鸽^{1,2,3}, 华薇薇^{1,2,3}, 赵 瑜¹, 马晓君^{1,2,3}, 黄锦林⁴

(1. 华北水利水电大学水利学院 郑州, 450046) (2. 水资源高效利用与保障工程河南省协同创新中心 郑州, 450046)

(3. 河南省水工结构安全工程技术研究中心 郑州, 450046) (4. 广东省水利水电科学研究院 广州, 510635)

摘要 为了准确识别水工结构的损伤, 提出一种变分模态分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD) 和 Hilbert-Huang 变换 (Hilbert-Huang transform, 简称 HHT) 边际谱相结合的水工结构损伤诊断方法。首先, 采用联合的小波阈值和经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 降噪方法对原始信号进行降噪, 减小环境噪声对结构损伤特征信息的干扰; 其次, 运用方差贡献率数据融合算法对降噪后各测点信号进行动态融合, 提取结构完整的振动特性信息; 然后, 采用 VMD 方法将动态融合信号分解为一系列固有模量 (intrinsic mode function, 简称 IMF), 对各 IMF 分量进行 Hilbert 变换, 求出融合信号的边际谱; 最后, 在 VMD 边际谱的基础上提取一种新的损伤特征向量-损伤灵敏指数, 将其与马氏距离相结合对水工结构的损伤类型进行分类, 并将该方法应用于悬臂梁模型试验。结果表明: 该方法能够有效提取水工结构的损伤特性, 准确识别水工结构的损伤和运行状态, 为水工结构的安全运行提供了基础。

关键词 水工结构; 变分模态分解; 边际谱; 损伤诊断; 马氏距离

中图分类号 TH825; TV31

引 言

水工结构在我国水利事业的长远发展中起到重要作用, 但由于其工作条件复杂, 在各种荷载以及环境侵蚀等因素的综合作用下易发生损伤, 严重时导致其整体破坏, 影响人们的生命财产安全。因此, 必须对水工结构的损伤加以重视, 确保其安全运行^[1]。

损伤特征信息提取是进行水工结构损伤诊断的核心与前提^[2]。在实际运行过程中, 由于受到环境激励的高频白噪声和低频水流噪声的干扰, 水工结构的振动信号通常表现为低信噪比的非平稳随机信号。如何从获取的振动信号中提取损伤特征信息, 在水工结构损伤诊断中显得尤为重要。传统的非平稳振动信号分析方法如 Fourier 变换^[3]、Winger 分布^[4]和小波变换^[5]等在损伤诊断方面取得了一定的成果, 但这些方法在分析信号的过程中不具有自适应分解的特性, 限制了在损伤诊断领域的发展。Hilbert-Huang 变换^[6]是一种自适应的信号分析方法, 该方法无需提前设定基函数, 克服了小波变换等传统信号处理方法依赖主观经验的缺点, 具有良好

的自适应分解特性。基于 HHT 的优点, 国内学者将其应用于不同领域的结构故障诊断。耶晓东^[7]对轴承故障诊断进行了研究。陈希等^[8]对转子振动故障诊断进行了研究。由于缺乏完备的数学理论, 基于 EMD 的 HHT 方法在实际应用过程中存在端点效应、模态混叠等问题。因此, 许多学者提出一些改进方法弥补 HHT 的不足。张鑫等^[9]提出了聚合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD) 和 HHT 相结合的滚动轴承故障诊断方法。李慧梅等^[10]将局部均值分解 (local mean decomposition, 简称 LMD) 和 Hilbert 边际谱相结合进行滚动轴承的故障诊断。上述改进方法虽取得了较好的结果, 但仍有很大的局限性。EEMD 算法在一定程度上解决了模态混叠问题, 但其计算效率低^[11]。LMD 在解调过程中易造成信号突变。针对上述问题, 文献^[12]提出一种适用于非平稳信号分析的变分模态分解方法, 该方法通过循环迭代确定各 IMF 分量的带宽和频率中心, 将信号分解为多个 IMF 分量。由于自适应地选择带宽, VMD 能够有效抑制模态混叠^[13]。与 EMD, EEMD 和 LMD 相比, VMD 具有收敛快、计算效率高和鲁棒性高等

* 国家自然科学基金资助项目 (51679091); 河南省高校科技创新人才计划资助项目 (18HASTIT012); 广东省水利科技创新基金资助项目 (2017-16); 华北水利水电大学研究生教育创新计划基金资助项目 (YK2017-03)

收稿日期: 2017-10-31; 修回日期: 2018-01-08

特点^[14]。

针对环境激励下水工结构损伤特征提取和运行状态识别困难的问题,笔者提出一种VMD和HHT边际谱相结合的水工结构损伤诊断方法。该方法依据VMD算法基本原理构造VMD边际谱,定义损伤灵敏指数来提取结构的损伤特征,采用马氏距离对水工结构进行损伤诊断,判断其运行状态,从而为水工结构的安全运行和健康状态评价提供参考。

1 基本原理

1.1 数据级融合方法-方差贡献率

鉴于水工结构运行条件比较复杂,测点位置的布置对其振动信号的影响较大,单测点测试数据反映的结构运行特征信息有限,因此需要采用有效的数据融合方法提取结构完整的运行特征信息。传统的数据融合方法有加权平均法、HIS变换、数据一致性融合方法、互相关融合方法等,其目的是将结构的局部数据信息通过一定的组合方式进行综合,得到一组真实反应结构整体振动特性的新数据,但其不足之处在于对信号相似度要求较高,易导致有效特征信息的丢失。李火坤等^[15]提出了方差贡献率数据融合算法,实现了多测点振动信号的动态融合并通过仿真试验验证该方法的有效性。该方法已成功应用于蜀河水电站和二滩拱坝等水利工程,取得了较好的效果。

方差贡献率数据融合算法通过计算信号的方差贡献率,使振动信号的融合系数在不同时刻随方差贡献率呈现动态变化过程,从而实现融合系数的动态分配。该方法在使用同种传感器进行数据采集的基础上,能够将大量原始信息进行融合,自动将信号中的重要信息筛选出来,能更贴切地反映结构振动特性。文献^[15]对其理论进行了详细研究。

1.2 VMD-HHT分析方法

1.2.1 变分模态分解

VMD算法的实质是通过构造变分问题,寻求变分最优解确定每个IMF分量的带宽和中心频率,使分解得到的各IMF的带宽之和最小,从而实现信号的有效分离^[16]。

为确定IMF分量带宽,具体步骤如下:a.利用Hilbert变换对各IMF进行处理,获取其单边频谱;b.加入预估中心频率 $e^{-j\omega_k t}$,将每个IMF分量的频谱调制到基带上;c.通过计算信号梯度的平方 L^2 范数确定各IMF分量的带宽。假设原始信号经过VMD分解后得到 K 个IMF,变分约束模型表示为

$$\begin{cases} \min_{\{\mu_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \partial_i \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * \mu_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\} \\ \sum_{k=1}^K \mu_k = f \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\{\mu_k\} = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k\}$ 为分解得到的各IMF分量; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 为各IMF的中心频率; f 为原始信号。

为求解上述变分约束模型,使计算结果更加收敛,在该模型中引入二次惩罚项 α 和Lagrange因子 λ ^[11]。VMD算法的实现过程如下:

- 1) 初始化 $\{\hat{\mu}_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \{\lambda^1\}$ 和 n ;
- 2) 令 $n = n + 1$,执行整个算法的循环过程;
- 3) 令 $k = 0, k = k + 1$,根据式(2)和式(3)更新 μ_k 和 ω_k

$$\hat{\mu}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{\mu}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2(\omega - \omega_k)^2} \quad (2)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{\mu}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{\mu}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (3)$$

- 4) 更新 λ

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left[\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{\mu}_k^{n+1}(\omega) \right] \quad (4)$$

其中: τ 为噪声容限参数。

- 5) 重复步骤2~4,对于给定的判别精度 $e > 0$,直到满足式(5)的约束条件停止迭代

$$\frac{\sum_k \hat{\mu}_k^{n+1} - \hat{\mu}_k^{n2}}{\hat{\mu}_k^{n2}} < e \quad (5)$$

1.2.2 Hilbert谱与Hilbert边际谱

利用Hilbert变换对VMD分解得到的每个IMF分量进行处理,则原始信号可表示为

$$x(t) = \text{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\omega_i \langle t \rangle} dt \quad (6)$$

其中: Re 表示实部; $\omega_i(t)$ 和 $a_i(t)$ 分别为信号的瞬时频率和瞬时振幅。

由于 $x(t)$ 是关于时间 t 和瞬时频率 $\omega_i(t)$ 的函数,故表示为

$$H(\omega, t) = \text{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\omega_i \langle t \rangle} dt \quad (7)$$

$H(\omega, t)$ 即为Hilbert谱,对其积分,得到边际谱 $h(\omega)$ 为

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (8)$$

$h(\omega)$ 有效凸显了振动信号的幅值随瞬时频率的变化。常用的功率谱只能反映某一频率存在的可能性大小,而边际谱幅值能够精确反映某一频率是

否真实存在,表征某特定频率在不同时刻对应的幅值(或能量)之和,某一频率对应的幅值发生变化,其对应的能量也随之改变。此外,边际谱与常用的功率谱相比,准确性和分辨率显著提高,能够有效抑制能量泄漏^[17]。鉴于边际谱的上述优点,将其与VMD结合进行损伤诊断。

1.2.3 损伤灵敏指数 Q

模态能有效反映结构的振动特性,表征结构在各种振源激励下的振动响应。工作模态参数是结构运行状况的动态外在表现,当结构发生损伤、运行状态改变时,其工作模态参数也会改变。根据结构工作模态参数的变化可以判断结构的不同运行状态,实现结构的损伤识别。由于应变模态对结构的损伤较敏感^[18],笔者根据应变模态的变化识别水工结构的不同运行状态,进而确定结构的损伤。由于结构边际谱的峰值来源于应变模态,因此依据结构的边际谱图可得到应变模态的幅值及频率。考虑到相同损伤程度,不同水工结构的应变模态不同,其绝对值的大小并不能有效地反映应变模态对结构损伤的灵敏程度。为避免由于个体差异对计算结果造成的影响,定义损伤灵敏指数 Q 为

$$Q = \frac{\sum_{f=f_M-0.01}^{f_M+0.01} P(f)}{\sum_{f=0}^{\infty} P(f)} \quad (9)$$

其中: f_M 为边际谱的峰值所对应的频率; $P(f)$ 为频率为 f 的信号的幅值。

1.3 马氏距离

马氏距离是由印度统计学家 Mahalanobis 提出的判断样本归属的方法。其计算建立在总体样本的基础上,不受量纲的影响,具有算法简单和计算速度快等特点,在模式识别中具有明显优势^[19]。

选择不同工况下的损伤灵敏指数 Q 作为损伤特征向量 \mathbf{S} , 求出同种工况下所有特征向量 \mathbf{S} 的平均值 $\overline{\mathbf{S}_i}$ 和方差 $\text{var}(\mathbf{S}_i)$ 。其中: $i=1, 2, \dots, k$, 分别对应不同的工况; $\overline{\mathbf{S}_i}$ 为各工况下的标准特征向量。

某特征向量 \mathbf{S}_x 与各工况下的标准特征向量 $\overline{\mathbf{S}_i}$ 之间的马氏距离为

$$d_i = \frac{|\mathbf{S}_x - \overline{\mathbf{S}_i}|}{\text{var}(\mathbf{S}_i)} \quad (10)$$

比较 d_1, d_2, \dots, d_k 的大小, 选取最小马氏距离对应的损伤状态作为被诊断信号的损伤类型。

2 VMD-HHT 边际谱的水工结构损伤诊断

基于 VMD-HHT 边际谱的水工结构损伤诊断

流程如图 1 所示。基于 VMD-HHT 边际谱的水工结构损伤诊断步骤如下。

1) 采用笔者提出的小波阈值-EMD 联合降噪技术^[20]对原始信号降噪, 滤除其中的低频水流噪声和高频白噪声, 减小环境激励对结构损伤特征信息的干扰, 提高信号的信噪比。

2) 运用方差贡献率信息融合技术计算降噪后各个测点信号的方差贡献率, 以方差贡献率为依据, 根据信息的相对重要性分配融合系数, 实现不同测点信号信息的动态融合, 提取结构的完整工作特征信息。

3) 利用 VMD 算法将包含结构完整工作特征信息的动态融合信号分解为若干个 IMF 分量之和, 再利用 Hilbert 变换对各 IMF 进行处理, 求其边际谱 $h(\omega)$ 。

4) 根据式(9)确定不同工况下各样本信号的损伤灵敏指数 Q , 并以此作为损伤特征向量, 求出不同工况下所有特征向量 \mathbf{S} 的标准特征向量 $\overline{\mathbf{S}_i}$ 和方差 $\text{var}(\mathbf{S}_i)$, 其中, $i=1, 2, \dots, k$, 分别对应不同的工况。

5) 按照上述方法求出待检测信号 $x(t)$ 的特征值 \mathbf{S}_x , 并根据式(10)计算 \mathbf{S}_x 与各工况下的标准特征向量 $\overline{\mathbf{S}_i}$ 之间的马氏距离 d_i 。

6) 比较 d_1, d_2, \dots, d_k 的大小, 选取最小判别距离所对应的状态作为被诊断信号的损伤类型, 从而判断水工结构的运行状态。

3 模型试验

3.1 试验概况

为验证本研究方法的合理性, 进行泄流激励下悬臂梁损伤模型试验。试验时, 用水流模拟悬臂梁结构运行过程中所受的环境激励, 采用智能数据采集和信号分析系统对泄流激励下悬臂梁结构的动应变响应进行测试。悬臂梁模型材料的弹性模量 $E=155 \text{ MPa}$, $\rho=2321 \text{ kg/m}^3$, 结构的长 \times 宽 \times 高尺寸为 $6\text{cm} \times 4\text{cm} \times 40\text{cm}$, 将其底部用 AB 胶固结在有一定重量和厚度的钢板上, 钢板与水槽底部用橡皮泥固定, 以防止水流激励把模型掀翻。在悬臂梁的背水面布置 5 个应变传感器, 传感器采用等间距布置方式, 测点编号自上而下依次为 1~5。采用同样的布置方式在悬臂梁的一个侧面布置 5 个传感器, 其测点编号自上而下依次为 6~10。为了降低试验时温度等因素对应变片测试结果造成的影响, 在同一试验环境中布置温度补偿片, 测点及温度补偿片

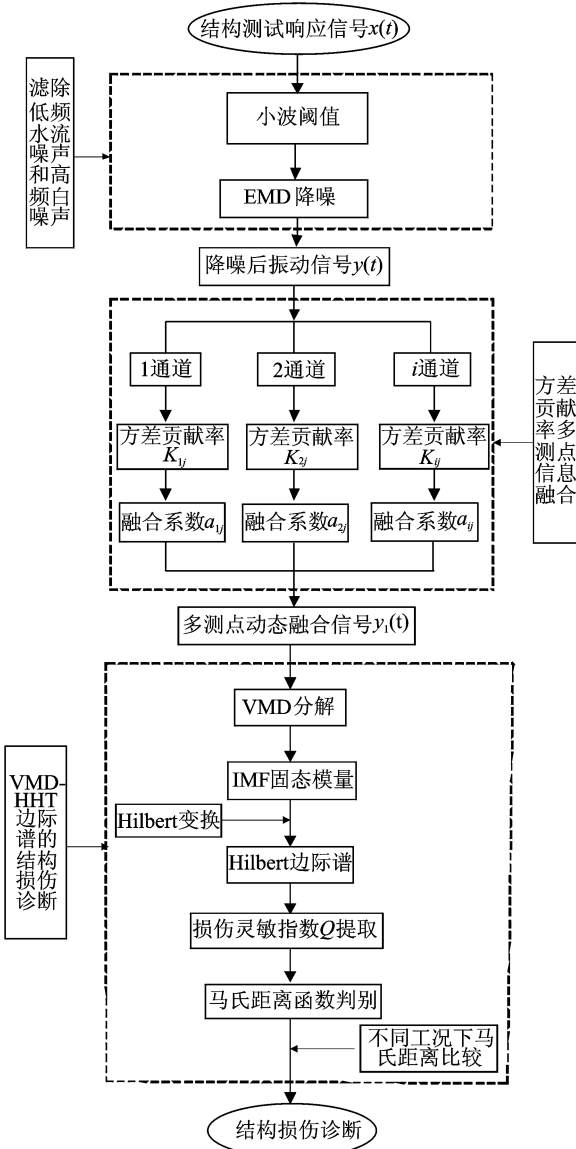


图 1 基于 VMD-HHT 边际谱的水工结构损伤诊断流程
 Fig. 1 Flowchart of damage diagnosis based on VMD and HHT marginal spectrum

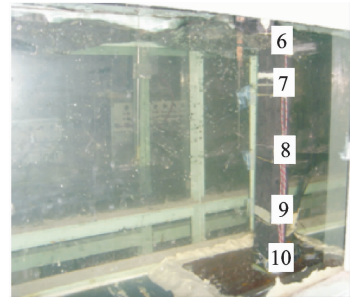


图 3 悬臂梁流激振动试验
 Fig. 3 Cantilever beam vibration test

3.2 泄流激励下的结构损伤诊断

泄流激励下结构测试采样频率 $f_s = 300\text{Hz}$, 采样点为 4 096。试验设置 4 种工况: a. 3 测点 0 损伤 (无损伤); b. 3 测点 5mm 损伤; c. 3 测点 10mm 损伤; d. 3 测点 15mm 损伤。各工况的损伤均为贯通裂纹。限于篇幅, 仅给出 3 测点在 4 种工况下的应变时程线, 如图 4 所示。

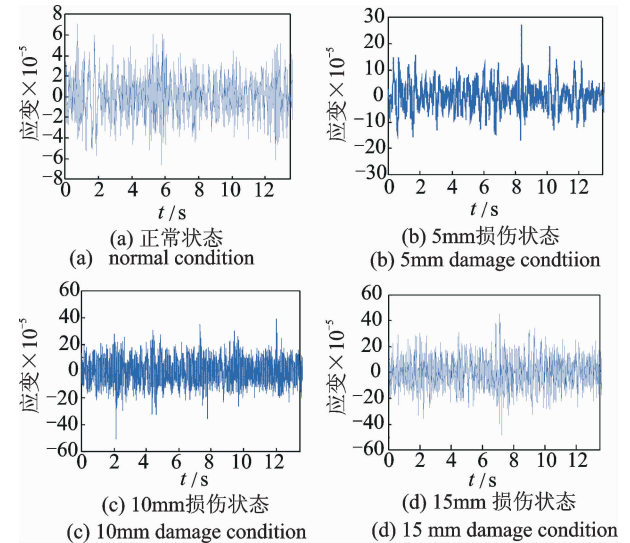


图 4 不同工况下 3 测点原始信号的应变时程

Fig. 4 Time history curves of measured point 3 under different working conditions

布置如图 2 所示。悬臂梁流激振动试验如图 3 所示。



图 2 测点及温度补偿片布置图

Fig. 2 Measured points layout plan and temperature compensation plan

由于受到环境激励作用下低频水流噪声和高频白噪声的影响, 结构振动的特征信息被噪声淹没, 这会降低结构损伤诊断的精度。因此, 采用小波阈值-EMD 联合降噪技术对不同测点各工况下的原始信号降噪。限于篇幅, 在此仅给出 10mm 损伤, 即工况 3 中测点 3 原始信号滤波前后的时程对比及局部放大图, 结果如图 5 所示。

鉴于水工结构运行条件比较复杂, 测点位置的布置对振动信号的影响较大, 单测点测试数据反映的结构运行特征信息有限, 因此运用方差贡献率信息融合技术实现多测点 (1~5 测点) 信号振动信息

的动态融合,提取结构的完整工作特征信息。限于篇幅,在此仅给出0损伤和5mm损伤工况下1~5测点降噪后信号的动态融合信号,结果如图6所示。

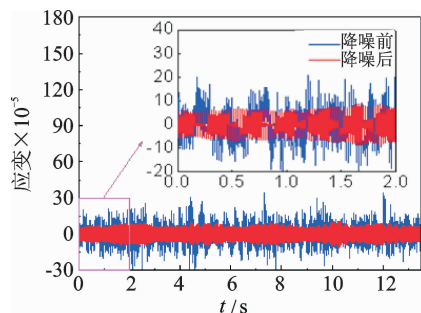


图5 10mm损伤工况下3测点降噪前后时程对比及局部放大图

Fig. 5 Time history comparison and local enlarged drawing of signal at point 3 under condition 3

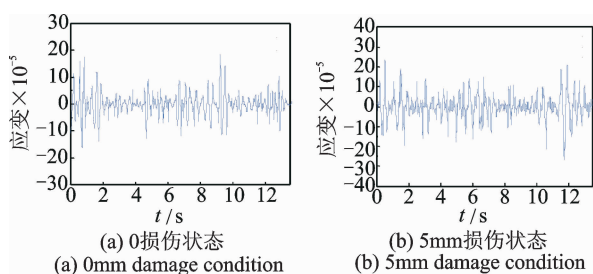


图6 不同工况下融合信号的应变时程图

Fig. 6 Time history curves of fused signal under different working conditions

利用VMD算法将包含结构完整工作特征信息的动态融合信号分解为一系列从高频到低频的IMF分量,然后利用Hilbert变换对各IMF分量进行处理,求出其相应的边际谱 $h(\omega)$ 。以15mm损伤工况下的融合信号为例,其Hilbert边际谱如图7所示。

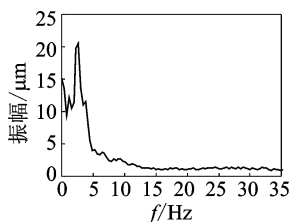


图7 15mm损伤工况下融合信号的Hilbert边际谱

Fig. 7 Hilbert marginal spectrum of the fused signal under 15mm damage condition

每种工况随机选取20组样本信号,对其进行降噪、信息融合及边际谱处理。根据式(9)确定不同工况下各样本信号的损伤特征向量,即损伤灵敏指数 Q ,如图8所示。

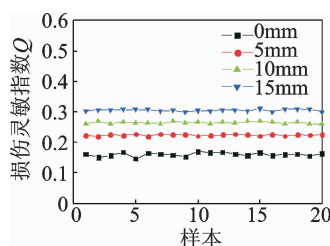


图8 损伤灵敏指数对比图

Fig. 8 Comparison of damage sensitive index

根据各样本信号的损伤特征向量,计算不同工况下特征向量的标准特征向量 \bar{S}_i 和方差 $\text{var}(S_i)$,如表1所示。由图8和表1可知,不同工况下结构的损伤灵敏指数存在明显差异。随着损伤程度的增加,损伤灵敏指数也随之增大,区分度好,将其作为损伤特征向量能有效判定结构的运行状态。

表1 标准特征向量及其方差

Tab. 1 Standard feature vector and its variance

工况	标准特征向量	方差
0损伤	0.160 8	0.007 0
5mm损伤	0.223 7	0.002 4
10mm损伤	0.264 9	0.003 2
15mm损伤	0.305 2	0.003 1

对4种工况下的80组样本信号进行马氏距离分析,并根据式(10)计算待检测信号 $x(t)$ 的特征值 S_x 与各工况下的标准特征向量 \bar{S}_i 之间的马氏距离 d_i ($i=1,2,3,4$ 分别对应0,5,10和15mm损伤工况),分析结果如图9所示。

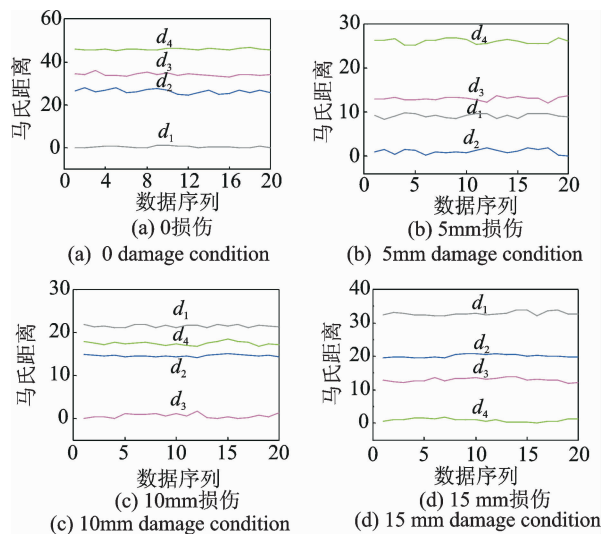


图9 马氏距离诊断结果

Fig. 9 Diagnosis results of Mahalanobis distance

由图9可知,不同损伤工况下待检信号的特征值 S_x 与其相应状态特征向量 \bar{S}_i 之间的马氏距离均

小于与其他运行状态特征向量 \overline{S}_i 之间的距离。0损伤(无损伤)工况下,其相应的马氏距离 d_1 均小于 d_2, d_3 和 d_4 ,且有 $d_1 < d_2 < d_3 < d_4$,即无损伤工况下,5,10和15mm损伤对应的马氏距离 d_2, d_3 和 d_4 与 d_1 之间的距离依次增大。随着损伤程度的增大,其相应的马氏距离与 d_1 之间的距离也随之增大。同样,10mm损伤工况下,其相应的马氏距离 d_3 小于 d_1, d_2 和 d_4 ,且 d_3 与 d_2 和 d_4 之间的距离相对较小,与 d_1 之间的距离相对较大,即10mm损伤工况下,其相应的马氏距离 d_3 与5,15mm损伤对应的马氏距离 d_2, d_4 之间的距离较小,而与0损伤对应的马氏距离 d_1 之间的距离较大。这是由于10mm损伤工况的损伤程度位于5mm和15mm之间,因此 d_3 与 d_2 和 d_4 之间的距离相对较小,而10mm损伤工况的损伤程度与0mm损伤差别较大,因此 d_3 与 d_1 之间的距离比其与 d_2 和 d_4 之间的距离要大。分析结果表明,本研究方法能够有效识别水工结构的不同运行状态和损伤。

为进一步验证VMD-HHT方法的有效性,在相同的试验条件下设置3测点20mm损伤工况进行试验研究。该工况随机选取20组样本信号按照上述方法和过程进行降噪、信息融合及边际谱处理,并对其马氏距离分析,如图10所示。可以看出,20mm损伤工况下,其相应的马氏距离 d_5 均小于 d_1, d_2, d_3 和 d_4 ,且有 $d_5 < d_4 < d_3 < d_2 < d_1$ 。20mm损伤工况的损伤程度与15mm损伤最为相近,其次是10,5和0mm(无损伤),因此 d_5 与 d_4 之间的距离最小,其次是 d_3, d_2, d_1 ,该工况的损伤程度与0mm损伤差别最大,所以 d_5 与 d_1 之间的距离最大。分析结果与实际一致,说明该方法能够有效提取结构的损伤特性,并识别结构的损伤且精度较高。

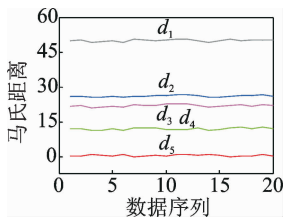


图10 20mm损伤工况马氏距离诊断结果

Fig. 10 Diagnosis results of Mahalanobis distance under 20mm damage condition

4 结论

1) VMD作为一种非平稳信号分析方法,具有分解效率高、自适应好及鲁棒性高等特点,有效克服了EMD, EEMD等方法缺乏严格的数学理论、计算效率低和模态混叠现象严重等缺点,分析结果更可

靠,对泄流激励下水工结构振动信号具有较强的适用性。

2) 基于VMD边际谱提出了一种新的损伤特征向量-损伤灵敏指数 Q ,该指标能够有效反映结构振动信号的边际谱特征,提取水工结构的状态信息。不同工况下结构的损伤灵敏指数存在明显差异,随着损伤程度的增加,损伤灵敏指数也随之增大,从而有效区分结构的不同运行状态。

3) 将马氏距离引入水工结构损伤诊断领域,有效提取结构的损伤特性,准确识别结构的损伤和运行状态,实现泄流激励下的水工结构损伤诊断,且效果显著、精度较高。该方法为水工结构在环境激励下的损伤诊断供了新思路,为结构的运行状态评价提供了依据,应用前景广阔。

4) 该方法虽然能够准确识别结构的运行状态,实现泄流激励下的水工结构损伤诊断,但由于该损伤检测方法属于局部检测,需要事先对结构的受力及损伤破坏规律有一定的先验认识,以便在恰当的位置布置拾振器。因此,将VMD-HHT和有效的损伤定位方法结合,实现结构的损伤定位有待进一步研究。

参 考 文 献

- [1] 张建伟, 练继建, 王海军. 水工结构泄流激励动力学反问题研究进展[J]. 水利学报, 2009, 40(11): 1326-1332.
Zhang Jianwei, Lian Jijian, Wang Haijun. Progress of research on backward problems of hydraulic structure dynamics induced by flow excitation[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2009, 40(11): 1326-1332. (in Chinese)
- [2] 张建伟, 江琦, 赵瑜, 等. 一种适用于泄流结构振动分析信号降噪方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(20): 179-184.
Zhang Jianwei, Jiang Qi, Zhao Yu, et al. De-noising method for vibration signal of flood discharge structure[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(20): 179-184. (in Chinese)
- [3] Djurovic I, Stankovic L, Simeunovic M. Robust time-frequency representation based on the signal normalization and concentration measures[J]. Signal Processing, 2014, 104: 424-431.
- [4] 刘昱, 张俊红, 毕凤荣, 等. 基于Wigner分布和分形维数的柴油机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(2): 240-245.
Liu Yu, Zhang Junhong, Bi Fengrong, et al. Study on fault diagnosis of diesel valve trains based on wigner distribution and fractal dimension[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(2): 240-245. (in Chinese)

- [5] Peng Z K, Chu F L. Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(2):199-221.
- [6] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London, Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(3):903-995.
- [7] 耶晓东. HHT 方法在轴承故障诊断中的应用[J]. 陕西理工学院学报:自然科学版, 2012, 28(4):9-13.
Ye Xiaodong. Application of Hilbert-Huang transform method in fault diagnosis for bearings[J]. Journal of Shaanxi University of Technology: Natural Science Edition, 2012, 28(4): 9-13. (in Chinese)
- [8] 陈希, 谢红星. 基于 HHT 的转子振动故障诊断研究[J]. 三峡大学学报:自然科学版, 2015, 37(2): 71-74.
Chen Xi, Xie Hongxing. Research on fault diagnosis for rotor vibration based on Hilbert-Huang transform [J]. Journal of China Three Gorges University: Natural Sciences, 2015, 37(2): 71-74. (in Chinese)
- [9] 张鑫, 吴亚锋, 朱帅琦. 基于 EEMD-HHT 边际谱的轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2011, 11(31): 7625-7629.
Zhang Xin, Wu Yafeng, Zhu Shuaiqi. Bearing fault diagnosis based on ensemble empirical mode and Hilbert-Huang transform marginal spectrum [J]. Science Technology and Engineering, 2011, 11(31): 7625-7629. (in Chinese)
- [10] 李慧梅, 安钢, 黄梦. 基于局部均值分解的边际谱在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2014, 33(3): 5-8.
Li Huimei, An Gang, Huang Meng. Application of marginal spectrum based on local mean decomposition in rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(3): 5-8. (in Chinese)
- [11] 钱林, 康敏, 傅秀清, 等. 基于 VMD 的自适应形态学在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2017, 36(3): 227-233.
Qian Lin, Kang Min, Fu Xiuqing, et al. Application of adaptive morphology in bearing fault diagnosis based on VMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(3): 227-233. (in Chinese)
- [12] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [13] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5):73-81.
Tang Guiji, Wang Xiaolong. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5):73-81. (in Chinese)
- [14] Wang Y X, Markert R, Xiang J W, et al. Research on variational mode decomposition and its application in detecting rub-impact fault of the rotor system[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015 (60): 243-251.
- [15] 李火坤, 刘世立, 魏博文, 等. 基于方差贡献率的泄流结构多测点动态响应融合方法研究[J]. 振动与冲击, 2015, 34(19): 181-191.
Li Huokun, Liu Shili, Wei Bowen, et al. Multi-point dynamic response data fusion method for a flood discharge structure based on variation dedication rate[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(19):181-191. (in Chinese)
- [16] 武英杰, 刘长良, 甄成刚, 等. 基于变分模态分解的齿轮箱状态监测[J]. 机械传动, 2016, 40(1):161-164.
Wu Yingjie, Liu Changliang, Zhen Chenggang, et al. Gearbox condition monitoring based on variational mode decomposition[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2016, 40(1):161-164. (in Chinese)
- [17] 钟佑明, 秦树人, 汤宝平. 一种振动信号新变换法的研究[J]. 振动工程学报, 2002, 15(2): 233-238.
Zhong Youming, Qin Shuren, Tang Baoping. Study on a new transform method for vibration signal[J]. Journal of Vibration Engineering, 2002, 15(2): 233-238. (in Chinese)
- [18] 崔拥军, 熊晓燕, 王峰. 应变模态参数曲线的结构损伤位置及程度研究[J]. 机械设计与制造, 2013(8): 85-87.
Cui Yongjun, Xiong Xiaoyan, Wang Feng. Study of damage location and degree of structural strain modal parameter curve[J]. Machinery Design & Manufacture, 2013(8): 85-87. (in Chinese)
- [19] 王醇涛, 陆金铭. 运用 HHT 边际谱的柴油机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(4):465-468.
Wang Chuntao, Lu Jinming. Fault diagnosis of diesel engine based on HHT marginal spectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(4): 465-468. (in Chinese)
- [20] Zhang Jianwei, Jiang Qi, Ma Bin, et al. Signal de-noising method for vibration signal of flood discharge structure based on combined wavelet and EMD[J]. Journal of Vibration and Control, 2017, 23(15): 2401-2417.



第一作者简介:张建伟,男,1979年3月生,博士、教授。主要研究方向为水工结构耦联振动与安全。曾发表《Signal denoising method for vibration signal of flood discharge structure based on combined wavelet and EMD》(《Journal of Vibration and Control》2017, Vol. 23, No. 15)等论文。

E-mail: zjwccivil@126.com