

基于 GARCH-M 模型的非线性损伤识别和实验研究*

黄 淇^{1,2}, 郭惠勇^{1,2}

(1. 重庆大学土木工程学院 重庆, 400045)

(2. 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)

摘要 裂缝等损伤在振动时常具有变刚度的时域非线性特征,且损伤前的数据难以获取。针对此问题,通过采集检测结构各位置的加速度时间序列,建立待检测层和基层响应数据的广义自回归条件异方差(generalized autoregressive conditional heteroskedasticity in the mean,简称 GARCH-M)模型,分析两模型系数的切比雪夫距离,提出了基于 GARCH-M 模型和切比雪夫距离的归一化损伤识别组合指标。仿真和实验结果表明:基于上述组合指标,仅利用损伤后的加速度响应数据进行损伤识别,即能够有效识别出非线性损伤层位置;相较于 GARCH 模型, GARCH-M 模型对结构的非线性损伤加速度响应时间序列具有更好的适应性;模型计算过程简单,精度较高,在输电塔等工程结构的非线性损伤识别领域具有较好的工程应用价值。

关键词 非线性损伤识别;输电塔;广义自回归条件异方差模型;切比雪夫距离;方差序列标准差
中图分类号 TB123;TH17

引 言

结构在使用过程中由于自身的老化和外界因素的干扰等会出现损伤,若不进行有效的识别和处理可能造成严重的安全事故^[1-2]。输电塔等工程结构一旦发生倒塌会造成严重的后果,因此有必要对其进行损伤识别研究^[3]。基于时间序列模型的损伤识别方法具有实时性和可靠性等优点,在损伤识别领域得到了广泛应用。自回归(autoressive,简称 AR)模型是统计上一种处理时间序列的方法,用同一变数之前各期的表现情况来预测该变数本期的表现情况,并假设其为线性关系。文献[4]将 AR 模型的系数用作损伤敏感特征,提出了将 AR 模型和动力学过程中的雅各比矩阵形成的状态空间特征进行比较来识别损伤。滑动平均(moving average,简称 MA)模型是一种模型参量法谱分析方法,将其与 AR 模型为基础混合构成自回归滑动平均(auto-regressive moving average,简称 ARMA)模型。陈柳洁^[5]对加速度时间序列建立 ARMA 模型,采用了损伤前后的模型参数标准差之比为损伤识别敏感因子,对损伤进行了定位识别和分析。直接利用结构振动后采集的加速度响应作为时间序列进行建模分析,其核心在于选择匹配数据特征的加速度时间序列,再基于所选模型的相关参数构建损伤识别指

标^[6-8]。裂缝等损伤使结构在振动时具有变刚度的非线性效应,AR 模型和 ARMA 模型对线性损伤有较好的识别效果,而对非线性损伤识别效果较差^[9]。GARCH 族模型可以对非线性损伤进行有效识别,但是进行损伤识别的指标需要利用损伤前的数据,而现实中损伤前的数据往往缺失^[9]。标准的 GARCH 模型没有对条件方差和均值可能存在的关系进行考虑和处理,而 GARCH-M 模型对此进行了修正,并且在金融学取得了良好的应用效果。

笔者针对实际工程结构中的非线性损伤、损伤前数据的缺失以及序列可能存在的条件方差和均值的关系问题^[10-12],并考虑到 GARCH-M 模型可以自成体系的特征,提出新的组合指标,只对损伤后的加速度响应进行数据处理来进行非线性损伤识别。

1 GARCH-M 模型

GARCH-M 模型来源于 GARCH 模型, GARCH 模型是一种适应性很强、应用广泛的非线性模型。假设 x_t, y_t 分别为响应量和观测量,则 GARCH 模型的基本方程形式^[13]为

$$y_t = x_t' \beta + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} v_t \quad (2)$$

* 国家重点研发计划资助项目(2021YFF0306303)

收稿日期:2020-08-16;修回日期:2021-02-25

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \theta_1 h_{t-1} + \dots + \theta_p h_{t-p} \quad (3)$$

其中: h_t 为条件方差; ε_t 为时间序列的残差; β 为回归参数; v_t 为独立、同分布的白噪声序列, 且 $E(v_t) = 0$, $D(v_t) = 1$; $p \geq 0$; $q > 0$; $\alpha_0 > 0$; $\alpha_i \geq 0$, $i = 1, 2, \dots, q$; $\theta_j \geq 0$, $j = 1, 2, \dots, p$ 。

GARCH-M模型在式(1)右边增加一条件方差项 h_t 和方差相关参数 γ , 其完整表述为

$$y_t = x_t' \beta + \gamma h_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \theta_j h_{t-j} \quad (5)$$

其中: $\varepsilon_t = \sqrt{h_t} v_t$ 。

式(4)和式(5)组成完整的GARCH-M模型, 式(4)为GARCH-M均值方程, 式(5)为GARCH-M模型的条件方差方程。GARCH-M模型实际是对AR模型的残差进行建模, 因此能够有效过滤掉一部分可能会对结果起干扰作用的线性变化, 然后针对序列中的非线性信息进行分析 and 反馈。在GARCH-M建模前后都要进行广义自回归条件的异方差(即ARCH部分)效应检验, ARCH部分效应经过此建模过程消失, 也能够验证该模型利用条件方差的反馈对非线性信息过滤的充分性和合理性。

2 基于GARCH-M模型和切比雪夫距离的损伤识别组合指标

2.1 切比雪夫距离

切比雪夫距离是欧几里得空间里的2个点用所有的坐标维度进行表达的最大差异, 也可以看作是2个点在各个坐标轴上投影的最大值, 其描述的是2个样本的直接距离。如果用平面几何来表达, 假设在一个直角坐标系里, p 点及 q 点的坐标分别为 (a_1, b_1) 和 (a_2, b_2) , 切比雪夫距离就可以描述为

$$D_{\text{Chess}} = \max(|a_2 - a_1|, |b_2 - b_1|) \quad (6)$$

2.2 组合指标

GARCH-M模型识别损伤的基本原理是在损伤状态下识别出损伤待检层相对于未损基底的变化。在地震或振动状态下, 基底振动相当于地面的振动效应。因此, 提取待检层和基底层的GARCH-M模型的系数可求切比雪夫距离。待检层GARCH-M模型系数为

$$\begin{cases} a_i = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \alpha'_i & (i = 1, 2, \dots, q) \\ b_j = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p \theta'_j & (j = 1, 2, \dots, p) \end{cases} \quad (7)$$

其中: α'_i 为待检测层加速度时间序列所建立GARCH-M模型的ARCH项的第 i 项系数; θ'_j 为第 j 项系数; p 和 q 分别为GARCH-M模型的阶数。

基底层GARCH-M模型系数为

$$\begin{cases} a_0 = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \alpha_i & (i = 1, 2, \dots, q) \\ b_0 = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p \theta_j & (j = 1, 2, \dots, p) \end{cases} \quad (8)$$

其中: α_i 为基底层GARCH-M模型的ARCH项的第 i 项系数; θ_j 为第 j 项系数。

基底层加速度时程数据在可以采用地基处测量的地震动时程数据, 在振动台实验中可以采用振动台基底数据, 得到待检层和基底层系数的距离为

$$D_c = \max(|a_1 - a_0|, |b_1 - b_0|) \quad (9)$$

将求得的每层距离做归一化处理, 得到每层归一化的切比雪夫距离为

$$c_i = D_c / \sum_{i=1}^n D_{c_i} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (10)$$

关于时间序列的研究发现, 前3阶系数在统计上是最重要的^[14-15]。在损伤识别中, 前3阶系数足够涵盖系统的模态频率和阻尼信息。因此, 如果GARCH-M模型阶数超过3阶, 则只取前3阶系数进行距离的求解。

对于损伤后的加速度时间序列建立GARCH-M模型, 可计算得到该模型条件方差序列的标准差 $\text{std}\{h_t\}$, 该值在非线性损伤处是一个非零值, 具有非线性损伤的识别能力。令其第 i 层的模型条件方差序列的标准差为 std_i , 利用该值和距离系数相结合, 可构建自由度损伤指标为

$$D_i = c_i \text{std}_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (11)$$

其中: c_i 为第 i 层数据与基底层数据的距离; std_i 为基于第 i 层加速度响应时间序列所建立的GARCH-M模型条件方差序列的标准差。

对该指标进行归一化处理, 得到最终的损伤敏感因子(damage sensitive factor简称DSF)组合指标为

$$\text{DSF}_i = c_i \text{std}_i / \sum_{j=1}^n c_j \text{std}_j \quad (12)$$

该基于GARCH-M模型的组合指标可用来进行非线性损伤识别。此外, 作为参考的GARCH模型组合指标的获得与上面步骤类似, 即采取建立GARCH模型后的系数和条件方差序列的标准差进行组合。上述归一化过程是为了方便二者进行比较。这里将损伤敏感因子进行概率化处理, 由于1个层间刚度的损伤和与其相邻的2个自由度质量层

有关,故当相邻 2 自由度层的损伤敏感因子之和大于 0.5,可以认为该刚度层具有较大概率发生损伤。0.5 的取值是笔者根据大量的数值模拟及实验数据结果选取的。传统的损伤识别方法往往需要无损损伤模型,通过损伤前后模型测量数据的对比进行损伤识别,而本研究仅需要考虑损伤后模型的测量数据就可以直接进行损伤识别。

2.3 损伤识别步骤

因为只采用结构损伤后的数据进行识别,因此主要是识别出结构的非线性部分,通过组合指标进行损伤位置的判定。具体损伤识别步骤如下。

1) 对加速度时间序列进行平稳性检验,如果平稳则进行建模处理;反之则要对数据进行差分,使数据具有一定的平稳性。

2) 通过赤池信息准则进行 AR 模型的定阶和建立,并利用采集数据消去线性 AR 模型数据,从而获取残差序列。

3) 对残差序列进行 ARCH 效应的检验。如果序列具有 ARCH 效应,则可建立 GARCH 族模型;反之说明 AR 模型已经具有较好的拟合性。

4) 进行 GARCH 模型的建立。因 GARCH 模型在 3 阶以内可以解决大部分问题,故采用低阶算法进行 GARCH 模型的定阶和建立。

5) 验证时间序列的波动性和其条件均值存在直接相关关系,从而建立 GARCH-M 模型。

6) 计算出基于 GARCH-M 模型的综合指标,进行结构损伤位置的识别。

结构非线性损伤诊断流程如图 1 所示。

3 数值算例

采用 7 层层间剪切结构及其简化后的 7 自由度模型进行分析,如图 2 所示。简化后每个单元的质量都假定为 100 kg,刚度都假定为 1 MN/m,采用瑞利阻尼参数。本方法主要适应在底层施加激励的情况,即现实中的地震作用以及实验中的振动台施加激励情况,其中基底层表示地面或振动台台面。因此,为与之匹配且方便模拟施加激励,不再认为底层位移和加速度为 0。

3.1 非线性损伤模拟

在数值计算中,采用经典的双线性刚度方法来模拟结构的时域非线性损伤。该方法可以较为准确地描述结构构件在荷载作用下裂缝的张开、闭合效应引起的刚度变化,并保证裂缝张开时的侧向刚度

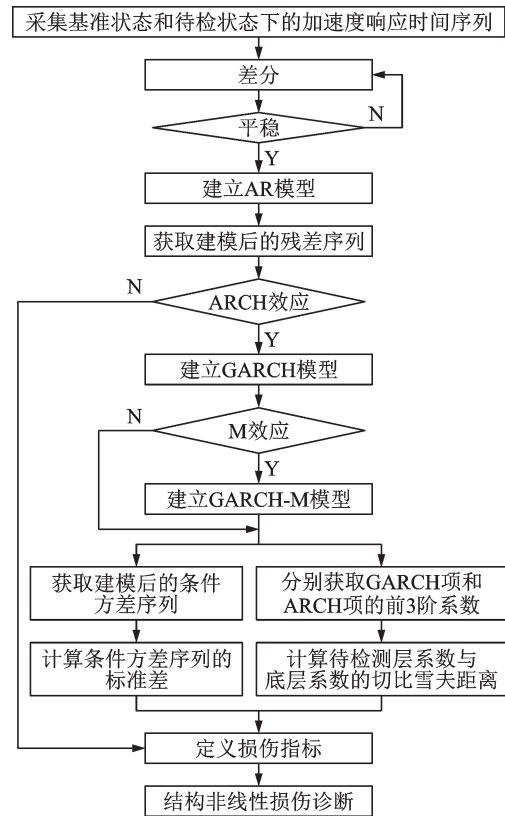


图 1 结构非线性损伤诊断流程

Fig.1 The process of structural nonlinear damage identification

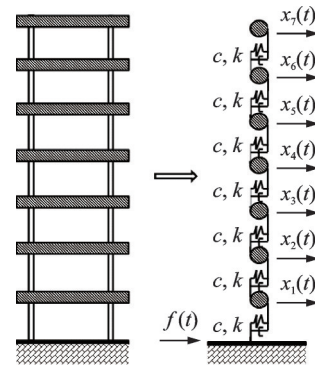


图 2 7 层层间剪切结构及其简化的 7 自由度体系

Fig.2 Seven-layer interlayer shear structure and its simplified seven-degree-of-freedom system

比闭合时的刚度小,具体为

$$k_i[x_i(t)] = \begin{cases} k_i & (x_i(t) - x_{i-1}(t) \leq 0, x_i(t) \leq 0) \\ (1 - \alpha)k_i & (x_i(t) - x_{i-1}(t) > 0, x_i(t) > 0) \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (13)$$

其中: $x_i(t)$ 和 $x_{i-1}(t)$ ($i \neq 1$)分别为第 i 层和第 $i-1$ 层 t 时刻的侧移,当 $i=1$ 时, $x_{i-1}(t) = x_0(t) = 0$; $x_0(t)$ 为结构基础的侧移; $k_i[x_i(t)]$ 为第 i 层的层间刚度; α 为结构的非线性损伤系数。

如果 $\alpha=0$,刚度是未折减的,即系统未损伤;如果 $\alpha=1$,则模拟非线性损伤源的构件完全破坏。

3.2 损伤工况和结构动力响应

本研究中,损伤系数 α 取 20% 和 30%, 7 层结构依次发生损伤,每一层刚度 k 均经历了 2 种不同程度的损伤折减,共有 14 个损伤工况。

将白噪声经过巴特沃斯低通滤波器过滤后的序列作为原始激励,施加到建立好的模型底层上。若用初始加速度数据直接建模则相对杂乱,因此选用巴特沃斯低通滤波器对其进行过滤,可以使数据较为平缓且宜于进一步处理。运用 Wilson- θ 法可以计算该 7 层层间剪切结构的每一层加速度时间序列。实际的结构在此过程中还会受到环境的影响以及噪声的干扰,因此在每层得到的加速度响应数据中加入一定程度的测量噪声。具体的计算公式为

$$\{y_t\} = \{y_t'\} + L\{\omega_t\} \quad (14)$$

其中: $\{y_t\}$ 为最终的加速度时间序列; $\{y_t'\}$ 为层间剪切结构计算获取的初始加速度时间序列; $\{\omega_t\}$ 为过滤后的白噪声随机序列; L 为噪声水平,本研究采用 5% 的噪声水平。

3.3 损伤识别结果

20% 损伤程度下各层损伤的识别结果如图 3 所示,30% 损伤程度下各层损伤的识别结果如图 4 所示。加速度响应的数据是以质量层为计算点,因此每层层间损伤都会在上、下两层的指标上体现出来。例如,第 4 层损伤,应该体现为第 3 层、第 4 层的指标高于其他层。

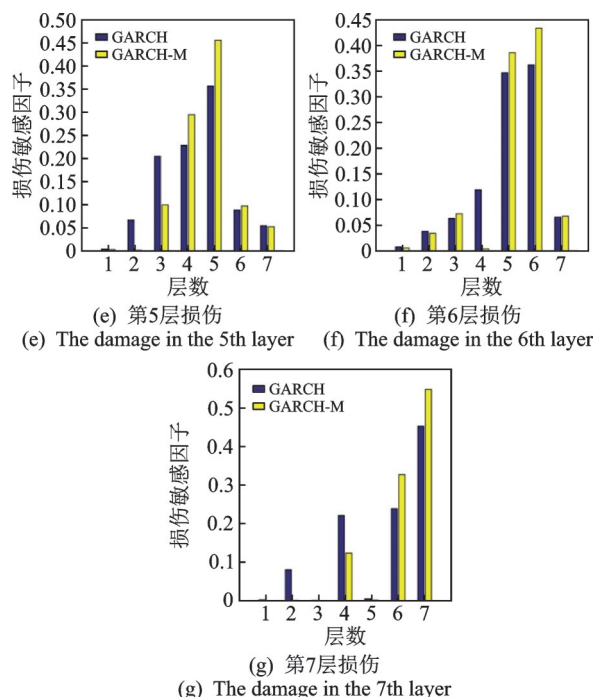
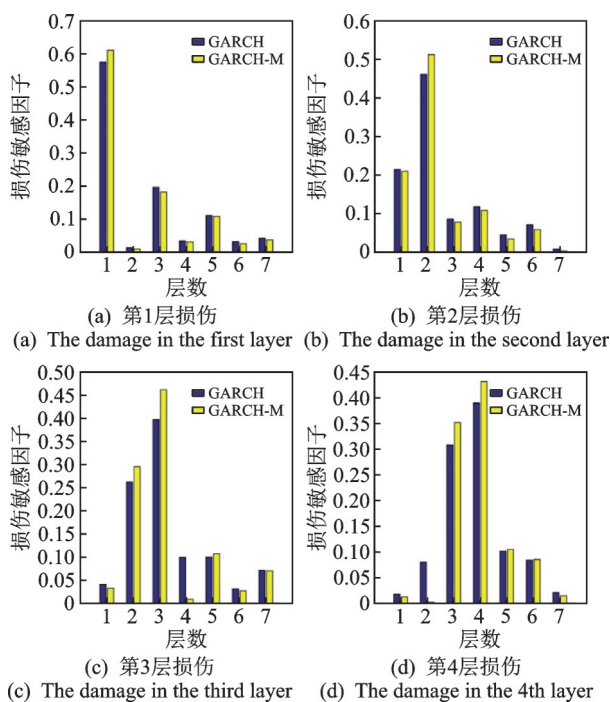


图 3 损伤程度为 20% 情况下各层的损伤识别结果
Fig.3 Damage identification results of each layer at 20% degree

由图 3 可看出,GARCH 模型和 GARCH-M 模型均对非线性结构的损伤具有一定的识别能力,其层间损伤处相邻的自由度指标值高于其他未损伤层。由于第 1 层层间柱刚度的损伤仅能反映在第 1 层的自由度指标上,故该层损伤主要是通过第 1 层的自由度指标来判断。另外,从 2 种模型组合指标识别结果的对比可知,GARCH-M 模型比 GARCH 模型具有更好的识别效果。

由图 4 可看出,在 30% 损伤程度下,GARCH 模型和 GARCH-M 模型均具有一定的非线性损伤识别能力,其层间损伤处相邻的自由度指标值也明显高于其他未损伤层的自由度指标值。从 2 种模型组合指标识别结果的对比可知,GARCH-M 模型识别效果优于 GARCH 模型。

4 输电塔模型实验

4.1 实验概述

输电塔振动台实验及模型设备如图 5 所示。输电塔模型的主体构件是 4 根圆钢管,这些圆钢管与地面的角度略小于 90°。每层的分界面由 4 根实心圆钢管和主体钢管焊接而成,顶部突出侧面的部分采用钢条焊接而成。在横向钢管和竖向钢管构成的 90° 处焊接近似正方形的小钢片,将斜向的铝条通过螺栓连接到小钢片上。主体钢管结构采用焊接的形

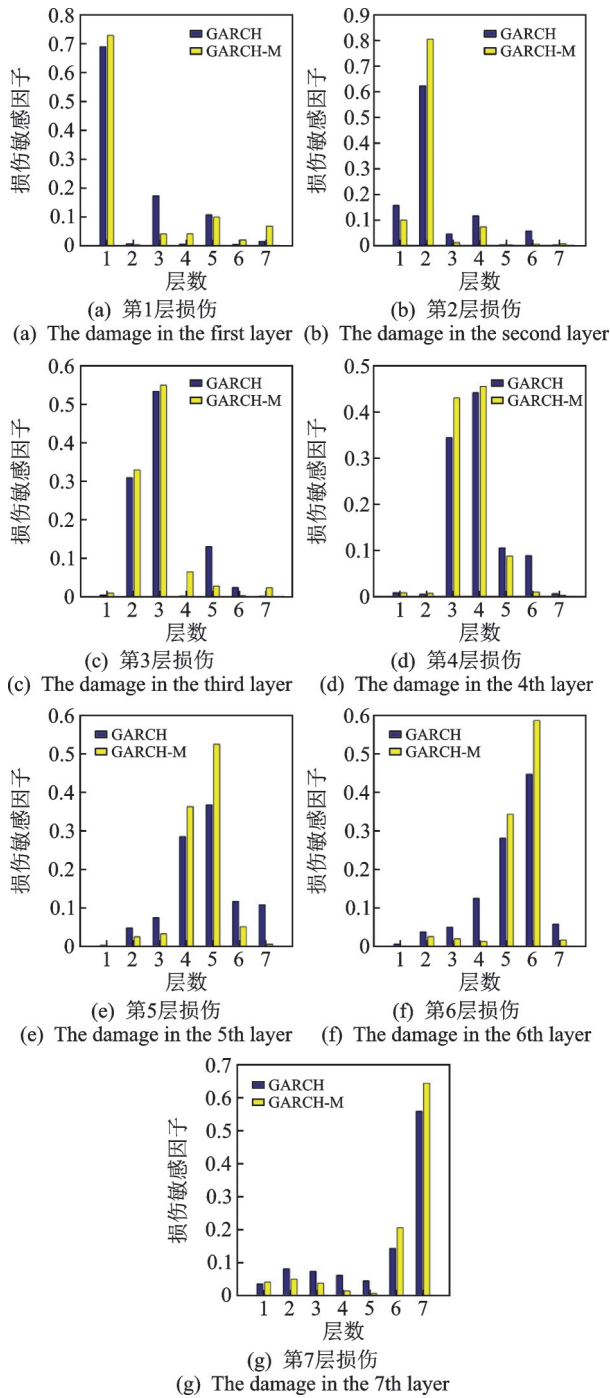
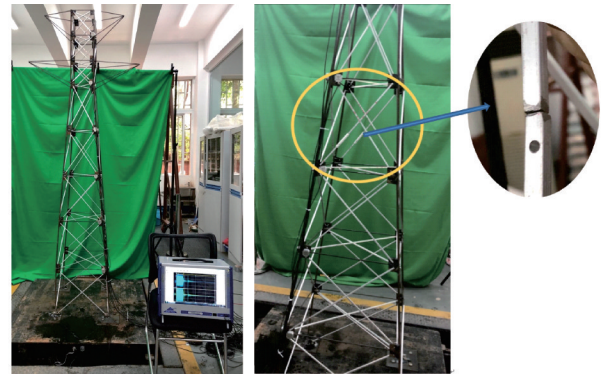


图4 损伤程度为30%情况下各层的损伤识别结果

Fig.4 Damage identification results of each layer at 30% degree

式,这是为了保证结构的整体性和稳定性。交叉杆件采用螺栓连接的铝件,这是因为:①在进行非线性损伤模拟时容易拆卸和操作;②铝件的质量比较轻,拆除或破坏杆件后结构质量上的变化比较小,可以忽略不计,只考虑刚度的变化即可。其中,连接同一根铝条的2个小钢片尽量保持在同一个水平面上,同一平面内的2个交叉铝件间隔一定的距离,这样能减少结构振动时产生的噪声影响。与振动台的连



(a) 输电塔模型及设备 (b) 模拟呼吸裂缝非线性损伤的方式
(a) Transmission tower model (b) A method to simulate nonlinear damage of respiratory crack and equipment

图5 输电塔振动台实验及模型设备

Fig.5 Shaking table test of transmission tower model and equipment

接方面,塔底的4个支点处分别焊接了4个一定厚度的刚片,将整个结构通过钢片和振动台以螺栓连接的方式固定在一起,以确保固定方式为固结。

本模型实验通过振动台输入符合实验要求且经过巴特沃斯低通滤波器处理过的白噪声数据^[16]作为激励,使得输电塔结构产生振动,采用DEWETRON加速度采集仪来获得结构的加速度响应。输电塔结构模型每个节点有3个自由度,对应3个方向的加速度响应数据。本实验只考虑模型横截面即水平面的2个相互垂直的方向,即 x 和 y 方向的加速度,忽略竖向的加速度。加速度传感器主要布置在节点位置,其中每层的加速度响应只选择1个点进行采集,据此对模型的损伤情况进行识别。图6所示为加速度传感器通道布置,其中上面2层由于作造型,层间距是正常层的一半,因此按照等距离的原则,只在2层之间放置1个加速度传感器。为方便表达,将输电塔结构模型进行杆件编号,用输电塔结构节点在 x 和 y 方向上的加速度来代替该层的加速度,对结构进行损伤识别。由于荷载是施加在 y 方向上的,因此实际只采用了 y 方向的加速度传感器数据,即通道7~13的数据。输电塔模型损伤识别使用的传感器通道如表1所示。

本实验采用了呼吸裂缝的非线性损伤模拟方式,通过从中间切断交叉杆并外加套筒来实现振动中的变刚度效应。输电塔振动后,通过两断杆的相互接触使刚度变化,从而使时程响应信号具有非线性特征。输电塔结构以节点为基准可划分为8层,由于传感器通道4和10布置在第4层,为了损伤识别方便起见,将第6层和第7层统一合并为以传感器位置为基准的第6层。因此,以传感器顶层位置为基准,重新将输电塔划分为可识别的6层。第4层损

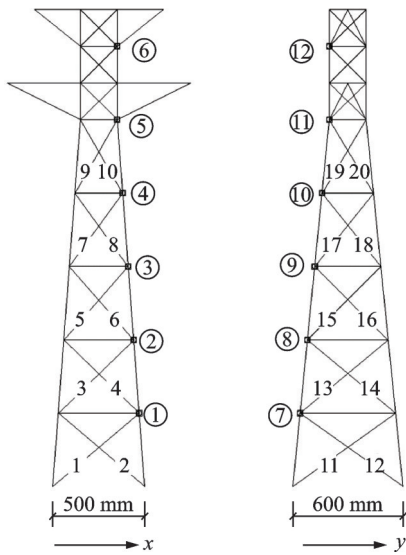


图 6 加速度传感器通道布置
Fig.6 Accelerometer channel layout

表 1 输电塔模型损伤识别的传感器通道

Tab.1 Sensor channel of the transmission tower model for damage identification

传感器通道	加速度方向	所在层数	传感器通道	加速度方向	所在层数
7	y	1	11	y	5
8	y	2	12	y	6
9	y	3	13	y	底层
10	y	4			

伤见图 5(b)。由于输电塔是一个对称结构,为了实验方便起见,采用了对称损伤形式,如杆件 17 损伤,则输电塔对称面相同位置的杆件也同时损伤,故损伤杆件数目为 2。输电塔模型损伤工况设置如表 2 所示。工况 1 第 4 层损伤时底层及 1~6 层加速度时间序列如图 7 所示。

表 2 输电塔模型损伤工况设置

Tab.2 Setting of damage conditions of transmission tower model

工况	构件编号	损伤构件数量	损伤层数
1	17	2	4
2	19	2	5

4.2 损伤识别结果分析

利用输电塔模型振动台实验获取了每一层的加速度响应数据,通过 Eviews 软件和加速度响应数据建立了相应的 GARCH-M 模型,并利用基于该模型的综合指标进行损伤识别。为了进行对比研究,建立了相应的 GARCH 模型及其组合指标。

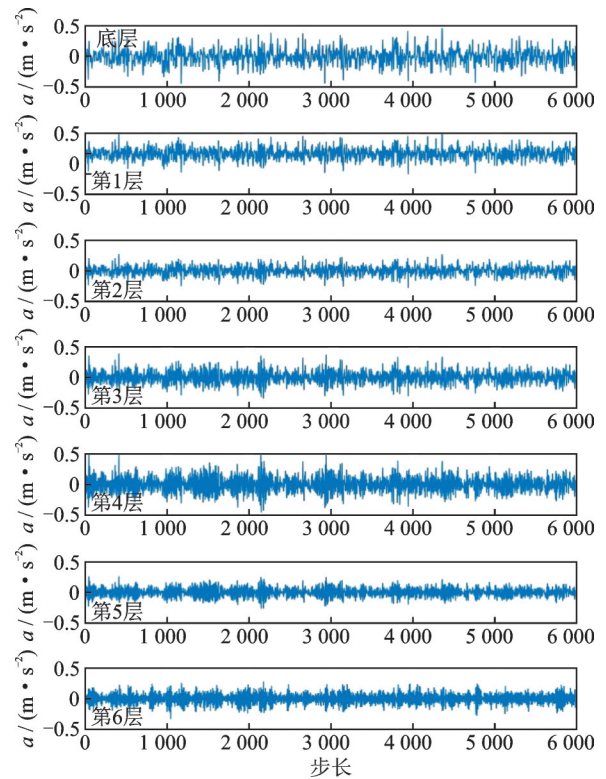


图 7 第 4 层损伤时底层及 1~6 层加速度时间序列
Fig.7 Acceleration time series of bottom layer and one to six layers when the fourth layer is damaged

输电塔模型实验的第 4 层损伤识别结果如图 8 所示。由 2 种模型的识别结果观察到,第 3 层和第 4 层自由度组合指标值均高于其他位置的自由度组合指标值,故可认为基本识别出了损伤位置在第 4 层。将基于 GARCH 模型和基于 GARCH-M 模型组合指标识别结果进行对比可以发现,对于 GARCH-M 模型,其与第 4 层层间刚度更加密切的第 4 层自由度组合指标值明显高于基于 GARCH 模型的对应值,故基于 GARCH-M 模型的识别效果更好。

第 5 层损伤识别结果如图 9 所示。同样,对于第 5 层层间刚度损伤情况,2 种模型均可以基本识别出损伤位置。将 2 种模型的识别结果进行对比可以发现,对于 GARCH-M 模型,其与第 5 层层间刚度更加

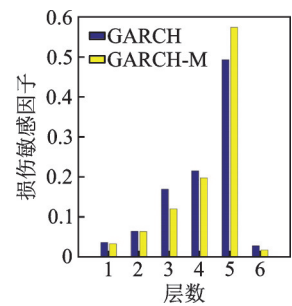
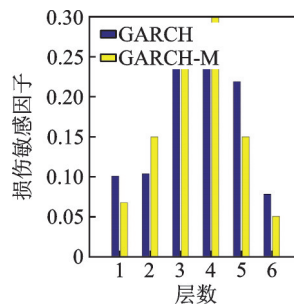


图 8 第 4 层损伤识别结果
图 9 第 5 层损伤识别结果
Fig.8 Damage identification results of the fourth layer
Fig.9 Damage identification results of the fifth layer

密切的第5层自由度组合指标值明显高于基于GARCH模型的第5层自由度对应值,故GARCH-M模型的识别效果好于GARCH模型。此外,损伤层的第5层自由度组合指标值远高于其他层,可能与结构在该层的位置是塔头刚度突变位置所造成的叠加效应有关,但不影响损伤识别的结果。

5 结论

1) 基于GARCH-M模型的损伤识别方法仅利用损伤后的加速度响应数据进行损伤识别,就能有效提取非线性信息,而传统的基于AR或ARMA模型的损伤识别方法往往需要损伤前后的数据进行对比。

2) 所提出的基于GARCH-M模型和切比雪夫距离的组合指标可以有效识别出非线性损伤层位置。数值计算和实验研究表明,GARCH-M模型的识别结果优于GARCH模型,说明GARCH-M模型对结构的非线性损伤加速度响应时间序列具有更好的适应性,因此该模型更适宜于进行输电塔等工程结构的非线性损伤识别。

3) 基于GARCH-M模型的非线性损伤识别方法直接采用加速度响应数据进行损伤识别,其计算过程简单,精度较高,且仅需损伤后的测量数据,因此具有较好的实际意义和应用前景。

参 考 文 献

- [1] 罗钧,刘纲,黄宗明.基于子结构模型剪切型框架结构损伤识别[J].振动、测试与诊断,2017,37(2):294-300. LUO Jun, LIU Gang, HUANG Zongming. Damage detection for shear frame structure based on the substructure ARMAX model[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(2): 294-300. (in Chinese)
- [2] CARDEN E P. Vibration based condition monitoring: a review[J]. Structural Health Monitoring, 2004, 3(4): 355-377.
- [3] QU C Z, LIAN X W. Damage identification for transmission towers based on HHT[J]. Energy Procedia, 2012, 17:1390-1394.
- [4] CLÉMENT A, LAURENS S. Vibration-based damage detection in a concrete beam under temperature variations using AR models and state-space approaches[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2011, 305(1): 42-48.
- [5] 陈柳洁.基于条件异方差时间序列模型的结构损伤识别[D].广州:暨南大学,2011.
- [6] 吴令红,熊晓燕.基于时间序列分析的结构损伤检测[J].煤矿机电,2009,29(4):71-72.

WU Linghong, XIONG Xiaoyan. Structural damage detection based on time series analysis[J]. Coal Mine Machinery & Electricity, 2009, 29(4):71-72. (in Chinese)

- [7] 潘红宇.时间序列分析[M].北京:对外经济贸易大学出版社,2005:1-123.
- [8] 范剑青,姚琦伟,陈敏.非线性时间序列:建模预报及应用[M].北京:高等教育出版社,2005:1-200.
- [9] CHENG J J, GUO H Y, WANG Y S. Structural nonlinear damage detection method using AR/ARCH model[J]. International Journal of Structural Stability and Dynamics, 2017, 17(8):1750083.
- [10] SCHEPPER A D, GOOVAERTS M J. The GARCH (1,1)-M model: results for the densities of the variance and the mean[J]. Insurance Mathematics and Economics, 1999, 24(1):83-94.
- [11] MUSCARELLA M, IAMMARINO M, NARDIELLO D, et al. Dynamic reduction-based structural damage detection of transmission towers: practical issues and experimental verification[J]. Engineering Structures, 2011, 33(5):1459-1478.
- [12] GUSTAVO F D. The time-varying GARCH-in-mean model[J]. Economics Letters, 2017, 157: 129-132.
- [13] 陈雪峰,杨志勃,田绍华,等.复合材料结构损伤识别与健康监测展望[J].振动、测试与诊断,2018,38(1):1-10. CHEN Xuefeng, YANG Zhibo, TIAN Shaohua, et al. A review of the damage detection and health monitoring for composite structures[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(1):1-10. (in Chinese)
- [14] NAIR K K, KIREMIDJIAN A S, LAW K H. Time series-based damage detection and localization algorithm with application to the ASCE benchmark structure[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 291 (1/2): 349-368.
- [15] ROBERT F E, DAVID M L, RUSSELL P R. Estimating time varying risk premia in the term structure: the Arch-M model[J]. Econometrica, 1987, 55(2):391-407.
- [16] 曾浩.基于时间序列分析的结构损伤诊断[D].武汉:武汉理工大学,2006.



第一作者简介:黄淇,女,1994年4月生,硕士生。主要研究方向为结构损伤识别。

E-mail:644150486@qq.com

通信作者简介:郭惠勇,男,1971年1月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为钢结构原理、设计及结构优化、工程结构的损伤检测识别。

E-mail:guohy@cqu.edu.cn