

文章编号:1007-4708(2010)03-0500-05

# 环境激励下 Benchmark 结构 损伤识别的试验研究

刘毅\*, 李爱群

(东南大学 土木工程学院, 南京 210096)

**摘要:**针对结构健康监测中如何利用在线监测数据进行健康诊断的问题,基于时间序列分析提出了一种新的损伤识别方法。首先,获得结构健康状态的监测数据作为参考状态样本,对各数据样本建立 ARMA 模型并计算模型残差的方差。然后,将未知状态的监测数据作为待检状态样本,代入已建立的参考状态 ARMA 模型计算新的残差方差。计算发现,损伤前后两状态模型残差方差存在差异。因而,提出以残差方差之比作为损伤敏感特征,并建立基于 F 分布的假设检验来辨识结构的状态并预警损伤。最后,以 Benchmark 结构在环境激励下的试验为例,运用本文方法进行了损伤识别研究。结果表明,基于 ARMA 模型残差方差的损伤敏感特征可准确地区别结构的健康状态和损伤状态,具备结构在线实时损伤识别的应用价值。

**关键词:**损伤识别; Benchmark 结构; ARMA 模型; 环境激励; 损伤敏感特征

**中图分类号:** TU3      **文献标识码:** A

## 1 引言

近年来,基于现代传感技术和信号处理技术的结构健康监测得到了广泛而深入的研究。结构健康监测就是采用现场的无损传感技术结合结构特性分析手段对机械设备、航空航天飞行器、土木工程结构等实施损伤监测策略,探测和揭示其状态变化和损伤发生的过程<sup>[1,2]</sup>。结构健康监测技术的核心是损伤识别和健康诊断,其实质都是状态识别,即同一结构系统不同状态的分类问题。解决分类问题可以采用模式识别理论,并将损伤识别看作是该理论在工程领域中的延拓与应用<sup>[3,4]</sup>。据此,将结构健康监测在模式识别的理论框架下划分为四个过程<sup>[5]</sup>,即运行评估、数据采集、特征提取与数据压缩及统计判别。其中,通过从监测数据中提取损伤敏感特征,以区分出结构健康状态与异常状态,是损伤识别的关键。另外,结构健康监测由于受到观测噪声、模型误差、环境及运营状况变化等因素的干扰,加之环境激励、运营荷载等系统输入信号无法测量,因此直接利用结构响应数据

(系统输出信号),运用统计分析手段进行结构损伤识别的方法有望成为该领域研究的一般性方法<sup>[6]</sup>。

本文引入时间序列分析 ARMA (Auto-Regressive Moving-Average, 自回归滑动平均)模型对监测数据进行动态数据建模,在此基础上探讨结构损伤识别的实现步骤。对由国际结构控制协会 (IASC) 与美国土木工程协会 (ASCE) 提出的 Benchmark 结构环境激励试验进行分析,提出了新的损伤敏感特征,验证了本文方法的有效性。

## 2 基于时间序列分析的损伤识别原理

时间序列分析是概率统计学科的一个分支,它是运用参数模型(特别是 ARMA 模型)对随机数据序列进行分析和处理的一种数据处理方法<sup>[7]</sup>,以结构健康监测为例,由传感器在一定采样频率下获得的按时间先后顺序排列的监测数据(如加速度时程、应变时程)就是一列典型的观测时间序列 (Observed time series)。基于时间序列分析的损伤识别方法,就是对这些监测数据建立差分形式的数学模型,再依据模型进行特征提取和状态识别的一种方法。本文采用时序分析中经典的 ARMA 模型进行研究,讨论模型的特性和特征提取的原理。

首先,获得结构某一参考状态下的监测数据  $X(t)$  (加速度或应变时程),并对其进行标准化处理:

收稿日期:2008-12-06;修改稿收到日期:2010-01-12.

基金项目:国家高技术研究发展计划(863计划,2006AA04Z416);国家自然科学基金(50538020)资助项目。

作者简介:刘毅\*(1980-),男,博士后(E-mail:civilly@126.com);李爱群(1962-),男,教授,博士生导师。

$$x(t) = \frac{X(t) - \mu_x}{\sigma_x} \quad (1)$$

式中  $\mu_x$  和  $\sigma_x$  分别为  $X(t)$  的平均值和均方差。然后对经标准化处理后  $x(t)$  建立 ARMA 模型如下:

$$x(t) = \sum_{k=1}^p \varphi_k x(t-k) + \sum_{k=1}^q \theta_k \epsilon_x(t-k) + \epsilon_x(t) \quad (2)$$

式中  $\varphi_k$  和  $\theta_k$  分别为第  $k$  阶 AR 和 MA 系数,  $p$  和  $q$  分别为 AR 和 MA 的阶次,  $\epsilon_x(t)$  为残差项。式(2)可简记为 ARMA( $p, q$ ), 该模型由自回归与滑动平均两部分组成, 自回归部分表示  $x(t)$  的取值与其前  $p$  步的各个取值有关, 滑动平均部分表示  $x(t)$  的取值还与前  $q$  步噪声干扰有关。ARMA 模型的参数估计、模型定阶等算法详见文献[7], 在此不作赘述。

然后, 获得结构在待检状态下的监测数据  $Y(t)$ 。完成数据标准化处理后得到  $y(t)$ , 代入参考状态的 ARMA 模型中, 并由式(2)得到残差为

$$\epsilon_y(t) = y(t) - \sum_{k=1}^p \varphi_k y(t-k) - \sum_{k=1}^q \theta_k \epsilon_y(t-k) \quad (3)$$

式中模型参数  $\varphi_k$  和  $\theta_k$  仍为参考状态 ARMA 模型的参数。显然, 如果待检状态与参考状态属于同一状态, 则待检时序  $y(t)$  应该满足参考模型, 从而  $\epsilon_y(t)$  与  $\epsilon_x(t)$  差别不大; 反之, 如果待检状态与参考状态不属于同一状态, 则  $y(t)$  将不满足参考模型, 从而使得  $\epsilon_y(t)$  与  $\epsilon_x(t)$  差别较大。为了描述这种差别, 定义残差序列的方差之比为损伤敏感特征 DSF(Damage-Sensitive Feature):

$$DSF = \frac{\sigma^2(\epsilon_y)}{\sigma^2(\epsilon_x)} \quad (4)$$

若取参考状态为结构的无损工况, 则在健康监测中, 当  $DSF = 1$  时可认为状态正常,  $DSF > 1$  时认为状态异常, 结构存在损伤。当然, 这是确定性的判断方法, 由于所研究的对象为随机数据, 因而还需对式(4)建立某种统计模型, 进而采用假设检验的方法考察结构是否存在异常。

设  $n_x$  和  $n_y$  分别为  $\epsilon_x(t)$  和  $\epsilon_y(t)$  的数据长度, 文献[8]证明式(4)符合自由度为  $(n_1 - 1, n_2 - 1)$  的  $F$  分布(设显著性水平为  $\alpha$ ):

$$DSF = \frac{\sigma^2(\epsilon_y)}{\sigma^2(\epsilon_x)} \sim F_{n_1-1, n_2-1}^{\alpha} \quad (5)$$

式中

$$n_1 - 1 = d(n_x - 1), \quad n_2 - 1 = d(n_y - 1) \quad (6)$$

$$d = \left(1 + \frac{b-3}{2}\right)^{-1}$$

其中

$$b = \frac{(n_x + n_y) \left( \sum \epsilon_x^4(t) + \sum \epsilon_y^4(t) \right)}{\left( \sum \epsilon_x^2(t) + \sum \epsilon_y^2(t) \right)^2} \quad (7)$$

综上, 基于时序分析 ARMA 模型残差方差的损伤识别方法, 最终可以采用  $F$  分布的假设检验得以实现:

$$H_0: DSF \leq F_{n_1-1, n_2-1}^{\alpha}, \quad H_1: DSF > F_{n_1-1, n_2-1}^{\alpha} \quad (8)$$

当检验结果为  $H_1$  时即报警结构存在损伤。

### 3 Benchmark 结构试验分析

#### 3.1 IASC-ASCE Benchmark 结构试验简介

国际结构控制协会与美国土木工程协会(IASC-ASCE)于1999年联合成立结构健康监测工作组, 并提出了 Benchmark 结构模型作为国际损伤诊断研究的公共平台<sup>[9]</sup>。Benchmark 结构为四层  $2 \times 2$  跨、 $1/3$  缩尺的钢框架模型, 平面尺寸为  $2.5 \text{ m} \times 2.5 \text{ m}$ , 层高  $0.9 \text{ m}$ , 每层有 8 根斜撑,  $1 \sim 3$  层各附加质量  $4 \text{ t}$ , 顶层附加质量  $3 \text{ t}$ , 如图 1 所示。Benchmark 结构最近一次试验完成于 2002 年 8 月<sup>[10]</sup>, 采用了三种激励方式: 力锤脉冲激励、电磁振荡器激励和环境振动激励。

实际工程中, 健康监测系统所采集的数据均为结构在环境振动、运营荷载下的响应信号, 因此本文针对环境激励下 Benchmark 结构试验进行损伤



图 1 IASC-ASCE Benchmark 结构模型  
Fig.1 The IASC-ASCE Benchmark structure

表 1 加速度传感器布置情况

Tab. 1 Description of sensors

编号	层数	位置及测试方向	编号	层数	位置及测试方向
1	1	西侧, 测试 $y$ 方向振动(N+)	7	3	西侧, 测试 $y$ 方向振动(N+)
2	1	中部, 测试 $x$ 方向振动(W+)	8	3	中部, 测试 $x$ 方向振动(W+)
3	1	东侧, 测试 $y$ 方向振动(N+)	9	3	东侧, 测试 $y$ 方向振动(N+)
4	2	西侧, 测试 $y$ 方向振动(N+)	10	4	西侧, 测试 $y$ 方向振动(N+)
5	2	中部, 测试 $x$ 方向振动(W+)	11	4	中部, 测试 $x$ 方向振动(W+)
6	2	东侧, 测试 $y$ 方向振动(N+)	12	4	东侧, 测试 $y$ 方向振动(N+)

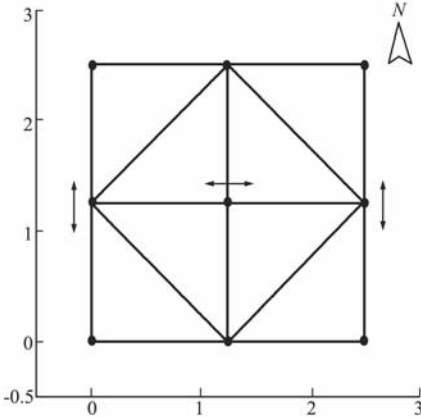


图 2 加速度传感器布置图

Fig. 2 Top view and sensor locations

识别研究。选择 4 种工况进行分析, ① 工况 1: 完好结构; ② 工况 2: 去除结构各层所有斜撑; ③ 工况 3: 工况 2 + 放松第 1、2 层东面北侧一跨的梁端螺栓; ④ 工况 4: 工况 2 + 放松各层东面北侧一跨的梁端螺栓。其中, 工况 2 损伤程度较小, 工况 3、4 的损伤程度依次增大。试验中, 在结构 1 ~ 4 层各布置了 3 个加速度传感器。传感器的编号、位置及测试方向如表 1 和图 2 所示。

### 3.2 损伤识别步骤

Benchmark 结构环境激励试验时, 加速度传感器采样频率设为 200 Hz, 各工况采样持时略有不同。工况 1 的采样时间为 300 s, 将其数据分为两部分: 前 150 s 获得的数据作为参考状态, 后 150 s 获得的数据作为待检状态工况 1。同时, 其他损伤工况 2 ~ 4 任意取 150 s 数据作为待检状态。采用 ARMA 模型残差方差比为 DSF 进行损伤识别研究, 步骤如下:

(1) 获得参考状态样本集  $S_x$  和待检状态样本集  $S_y$ , 并将  $S_x$ 、 $S_y$  中数据等分成 20 个样本, 则每个样本中数据长度为 1500;

(2) 对  $S_x$  和  $S_y$  中所有样本按式(1)进行数据标准化处理;

(3) 对  $S_x$  中所有标准化样本分别建立如式

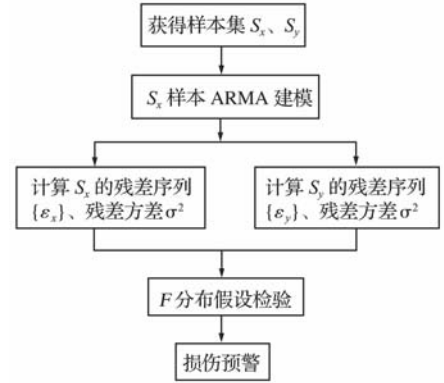


图 3 损伤识别方法的流程图

Fig. 3 Flow chart of damage identification

(2) 所示 ARMA 模型, 同时获得参考状态各样本残差序列  $\{\epsilon_x\}$ ;

(4) 将  $S_y$  中所有样本代入式(3), 计算获得待检状态残差序列  $\{\epsilon_y\}$ , 式(3)中模型参数来自参考状态的 ARMA 模型;

(5) 计算残差序列  $\{\epsilon_x\}$  和  $\{\epsilon_y\}$  的方差  $\sigma^2(\epsilon_x)$  和  $\sigma^2(\epsilon_y)$ , 并计算 DSF 值;

(6) 采用式(5)所示  $F$  分布对 DSF 值进行假设检验, 当检验结果为  $H_0$  时认为结构完好, 当检验结果为  $H_1$  时报警结构存在损伤。

上述步骤如图 3 所示, 此即为本文提出的基于 ARMA 模型残差方差比的结构损伤识别方法。

### 3.3 损伤识别结果

图 4 为各工况下, 从任意挑选的传感器加速度数据中计算 ARMA 模型残差方差  $\sigma^2$  的变化图。限于篇幅, 仅给出三组计算结果: ① 不同层不同方向的 1、5 号传感器, 如图 4(a, b) 所示; ② 不同层相同方向的 2、11 号传感, 如图 4(c, d) 所示; ③ 相同层相同方向的 7、9 号传感器, 如图 4(e, f) 所示。由图 4 可见, 参考状态与工况 1 的  $\sigma^2$  值差别不大, 而参考状态与各损伤工况的  $\sigma^2$  存在明显的差别。为了定量地描述这种差异, 基于式(8)采用  $F$  分布对方差之比 DSF 值进行假设检验, 其显著性水平  $\alpha$  取为 0.05。

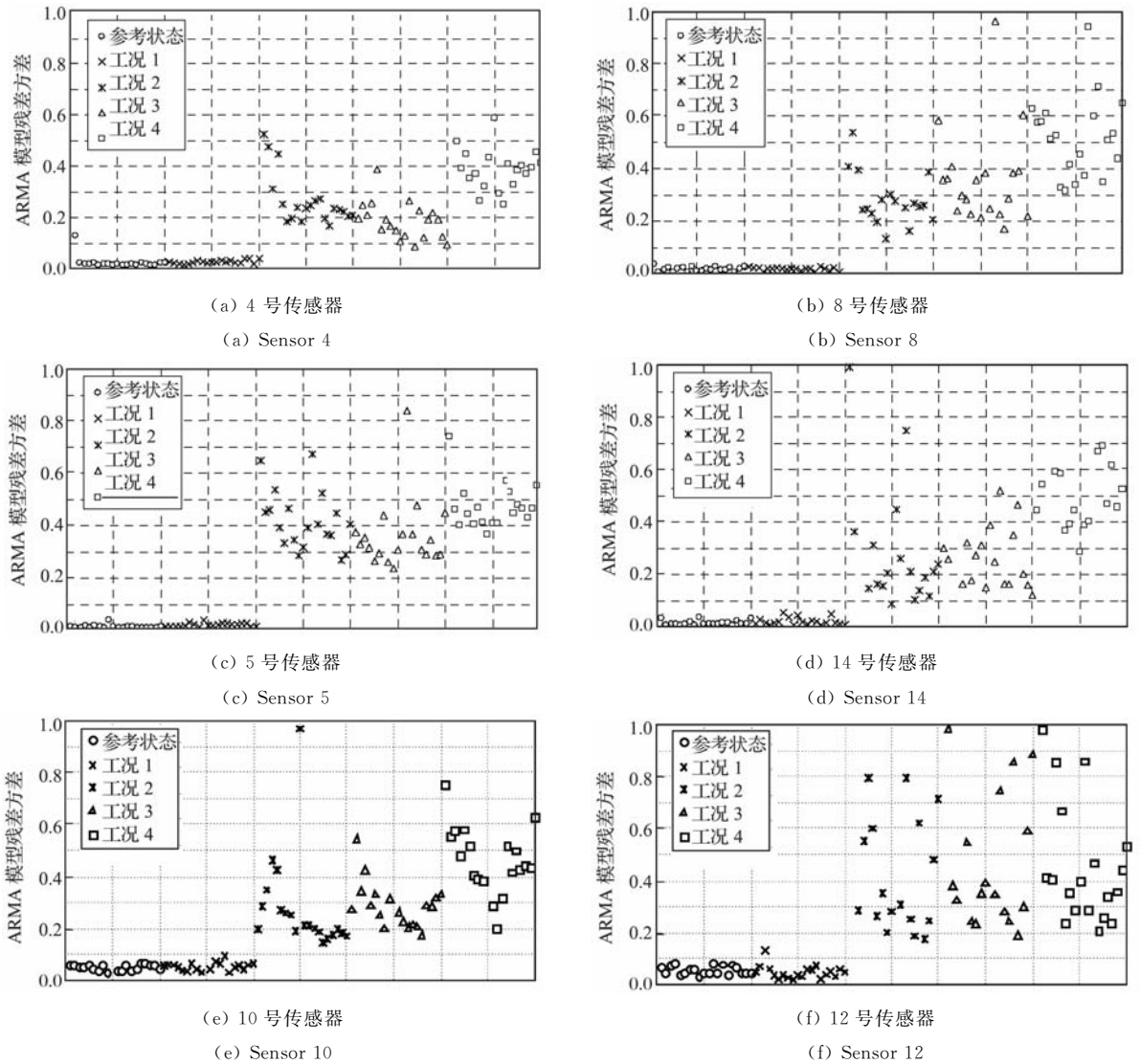


图 4 基于 ARMA 模型残差方差  $\sigma^2$  的损伤识别结果

Fig. 4 Results of damage identification based on variances  $\sigma^2$  of ARMA model

表 2 假设检验结果(显著性水平  $\alpha = 0.05$ )

Tab. 2 Results of the hypothesis test (significance level  $\alpha = 0.05$ )

传感器编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
工况 1	0/20	0/20	0/20	0/20	0/20	2/20	1/20	0/20	0/20	0/20	0/20	1/20
工况 2	20/20	20/20	20/20	20/20	20/20	19/20	19/20	20/20	20/20	20/20	20/20	19/20
工况 3	20/20	20/20	20/20	20/20	20/20	16/20	19/20	20/20	20/20	20/20	20/20	20/20
工况 4	20/20	20/20	20/20	20/20	20/20	19/20	19/20	20/20	20/20	20/20	20/20	20/20

说明:2/20 表示在 20 次假设检验中  $H_0$  被拒绝的次数为 2,即检验结果为  $H_1$  的次数为 2。

表 2 为显著性水平  $\alpha = 0.05$  下各工况 12 个传感器加速度数据 DSF 的  $F$  分布检验结果。由表 2 可见,工况 1 仅有少数传感器的少数次检验结果为  $H_1$ ,而各损伤工况下所有传感器的假设检验结果绝大部分为  $H_1$ 。这表明,基于式(5)的 DSF 对于结构损伤具有良好的敏感性,能准确地辨识结构的当前状态。

### 4 结 语

本文采用时间序列分析 ARMA 模型对 Benchmark 结构环境激励试验进行分析,在模型识别系统参数的基础上提出了基于 ARMA 模型残差方差比的特征提取及损伤识别方法。分析结果表明,本文提出的损伤敏感特征 DSF 对结构损伤具有敏感性,可实现结构的损伤识别。研究表明该

方法具备结构在线实时损伤识别的应用价值。

## 参考文献(References):

- [1] Housner G W, Bergman L A, Caughey T K, et al. Structural control: past, present and future [J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 1997, **123**(9): 897-971.
- [2] Sohn H, Farrar C R, Hemez F M, et al. A review of structural health monitoring literature: 1996-2001 [R]. Los Alamos National Laboratory Report (LA-13976-MS), USA, 2003:2-14.
- [3] 袁 颖, 林 皋, 闫东明, 等. 基于残余力向量法和改进遗传算法的结构损伤识别研究[J]. *计算力学学报*, 2007, **24**(2):224-229. (YUAN Ying, LIN Gao, YAN Dong-ming, et al. Study on structural damage identification based on residual force method and improved genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2007, **24**(2):224-229. (in Chinese))
- [4] 赵红兵, 孙 国, 顾元宪. 采用新型损伤指示因子和结构优化方法的单元损伤识别 [J]. *计算力学学报*, 2006, **23**(5):573-576. (ZHAO Hong-bing, SUN Guo, GU Yuan-xian. Structural element damage identification by new indicator and structural optimization[J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2006, **23**(5):573-576. (in Chinese))
- [5] Farrar C R, Duffey T A, Doebling S W, et al. A statistical pattern recognition paradigm for vibration-based structural health monitoring [A]. Chang F K eds. *Structural health monitoring 2000* [C]. USA: Technomic Publish Co., 1999:764-773.
- [6] Farrar C R, Worden K. An introduction to structural health monitoring [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 2007, Series A-365: 303-315.
- [7] Brockwell P J, Davis R A. *Introduction to Time Series and Forecasting (Second Edition)* [M]. New York: Springer-Verlag, 2002.
- [8] Box G E, Andersen S L. Permutation theory in the derivation of robust criteria and the study of departures from assumption [J]. *Journal of the Royal Statistical Society (Series B)*, 1955, **17**(1):1-34.
- [9] Johnson E A, Lam H F, Katafygiotis S, et al. A benchmark problem for structural health monitoring and damage detection [A]. Casciati F, Magonette G, eds. *Structural Control for Civil and Infrastructure Engineering* [C]. Singapore: World Scientific Publish Co., 2001:317-324.
- [10] The ASCE committee on structural health monitoring. Phase 2 experimental benchmark studies [EB/OL]. [http://cive.seas.wustl.edu/wusceel/asce.shm/experim\\_phase\\_2.htm](http://cive.seas.wustl.edu/wusceel/asce.shm/experim_phase_2.htm). 2002-10-9.

## Experimental study on damage identification of the benchmark structure under ambient excitation

LIU Yi\*, LI Ai-qun

(School of Civil Engineering, Key Laboratory of Concrete & Prestressed Concrete Structure of Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** A novel damage identification algorithm using time series analysis is presented for the on-line damage diagnosis in structural health monitoring (SHM). First, the monitoring data obtained from undamaged structure was served as a reference sample and constructed as the ARMA time series models. The residual-error variances of these ARMA models were calculated. Then, a newly obtained monitoring data was substituted in these reference ARMA models to compute its own residual-error variances. It was observed that the variances from pre- and post- damaged structure were different. Thus, a new damage sensitive feature was proposed as a function of variances ratio. A hypothesis test involving the F-distribution was utilized to identify structure conditions and report damage. At last, the proposed algorithm was applied to the ambient excitation tests of the IASC-ASCE Benchmark structure. Result shows that, the time series based damage sensitive feature is able to distinguish the normal condition from the damaged condition, and the proposed algorithm can be applied to the on-line damage identification in SHM.

**Key words:** damage identification; Benchmark structure; ARMA model, ambient excitation, damage sensitive feature