

基于多尺度排列熵的波纹管压浆超声检测

郑 豪, 韩庆邦, 许洲琛, 彭 浩, 王 鹏

(河海大学物联网学院, 江苏常州 213022)

摘要: 将多尺度排列熵引入波纹管压浆质量检测中, 对不同注浆密实程度的波纹管进行超声检测, 对回波信号进行分析。为了检测信号在不同尺度下的动力学特征, 提出了一种基于多尺度排列熵偏均值的波纹管压浆质量检测方法, 利用有限元进行仿真, 仿真结果表明, 波纹管压浆质量越差, 回波信号对应的排列熵偏均值越小。实际模型的处理结果表明该指标能够有效地判断波纹管压浆质量。

关键词: 多尺度排列熵; 偏均值; 波纹管

中图分类号:

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2016)-06-0531-06

DOI 编码: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2016.06.009

Quality testing of corrugated pipe based on multi-scale permutation entropy

ZHENG Hao, HAN Qing-bang, XU Zhou-chen, PENG Hao, WANG Peng

(College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, Jiangsu, China)

Abstract: The multi-scale entropy is introduced into the defects diagnosis of corrugated pipe of concrete structure. The corrugated pipes of different grouting dense degrees are tested and the echo signals are analyzed. In order to extract the dynamic characteristics at different scales of vibration signals, the partial mean of multiscale permutation entropy is proposed to measure the quality of the corrugated pipe, and the simulation results show that the poorer the corrugated grouting quality is, the smaller the echo signal's partial mean is. The results of echo signal detection of the corrugated pipe has verified the effectiveness of this index.

Key words: multiscale permutation entropy; partial mean; corrugated pipe

0 引 言

桥梁建设过程中, 内部的波纹管压浆质量严重影响梁体的寿命, 当波纹管结构内部出现缺陷时, 梁体的安全性会受到很大威胁。缺陷程度越大, 对梁体的危害越明显。如何快速有效地判断出波纹管结构的压浆质量是实际应用中的一大难题, 超声无损检测方法是近年来发展较快且应用较为广泛的一种无损检测技术, 本文利用超声探测来获取波纹管压浆模型回波信号并对信号进行分析处理, 而波纹管结构较为复杂, 波纹管壁的隔离效果和信号在混凝土中的衰减作用使超声探测效果较差, 必须将隐藏在信号中的微弱模型信息进行放大提取。

排列熵^[1]是一种自适应的检测系统动力学特征

的检测方法, 由于算法的运行速度较快和自身的抗噪声性能较好, 它已在很多不同的信号领域中发挥作用, 在生物信号、脑电信号等不同类型信号的处理上都有不错的效果^[2-4]。而单独的排列熵分析只能获取信号在某个尺度的动力学信息。为了更有效地探究信号携带的信息特征。本文将多尺度排列熵^[5]引入波纹管压浆质量特征的检测中, 并在计算不同尺度下的信号排列熵值基础上, 考虑了排列熵值随着信号尺度的变化趋势, 综合分析了一种新的指标—多尺度排列熵偏均值^[6], 用来衡量波纹管压浆质量, 对不同类别的波纹管模型回波数据进行处理, 结果表明该指标能够有效快速地区分不同波纹管压浆模型。

1 多尺度熵理论

1.1 排列熵算法

排列熵是用来检测一维离散时间序列动力学特征的指标, 它能够准确有效地凸显出系统的微弱变化^[6], 对一维时间序列 $X=\{x(i), i=1, 2, \dots, n\}$ 进

收稿日期: 2016-04-07; 修回日期: 2016-07-26

基金项目: 国家自然科学基金(11274091, 11274092, 11574072)、河海大学中央高校基金(2011B11014)资助项目

作者简介: 郑豪(1994—), 男, 河南信阳人, 硕士研究生, 研究方向为通信与信息系统。

通讯作者: 韩庆邦, E-mail: hqb0092@163.com。

行相空间重构。选取嵌入维数为 m , 延迟时间为 t , 可以得到如下矩阵:

$$X = \begin{bmatrix} x(1) & x(1+t) & \cdots & x(1+(m-1)t) \\ x(2) & x(2+t) & \cdots & x(1+(m-1)t) \\ x(j) & x(j+t) & \cdots & x(j+(m-1)t) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(K) & x(K+t) & \cdots & x(K+(m-1)t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $K=n-(m-1)t, j=1, 2, \cdots, K$ 。矩阵的每一行都为—个重构分量, K 为总的重构分量数目, 将序列 X 重构矩阵的第 j 个重构分量按照升序进行排列, 如式(2)所示:

$$x(i+(j_1-1)t) \leq x(i+(j_2-1)t) \leq \cdots \leq x(i+(j_m-1)t) \quad (2)$$

式中, $j_1, j_2, \cdots, j_m$ 为重构分量得到的各个元素所在分量中的索引。

若重构分量中的两个元素的值大小相等, 即:

$x(i+(j_1-1)t) = x(i+(j_2-1)t)$, 这时按照 j_1, j_2 的大小进行排序, 若 $j_1 < j_2$, 则有 $x(i+(j_1-1)t) < x(i+(j_2-1)t)$ 。

根据以上分析, 对每一个重构分量, 都有一组按照升序排列的符号序列:

$$s(l) = (j_1, j_2, \cdots, j_m) \quad (3)$$

式中, $l=1, 2, 3, \cdots, K$, 且 $K \leq m!$, 若相空间重构选取的维数为 m , 则序列一共有 $m!$ 种排列方式, $s(l)$ 为其中一种排列。若 $P_1, P_2, \cdots, P_K$ 表示每种序列出现的概率, 此时根据香农熵的定义, 离散序列 X 的 k 种符号序列具有的排列熵 H_p 为^[4]

$$H_p = -\sum_{j=1}^{m!} P_j \ln P_j \quad (4)$$

H_p 的值反映并放大了序列的微小变化。

1.2 多尺度排列熵

若计算序列在不同尺度下的排列熵值, 就得到了多尺度的排列熵值。首先要将序列多尺度化即粗粒化, 尺度因子为 1 时即为原始序列, 可以根据式(5)对离散信号 $X = \{x(i), i=1, 2, \cdots, n\}$ 进行粗粒化^[7]:

$$y^s(j) = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} x(i) \quad (5)$$

其中, s 为尺度因子, $y^s(j)$ 为不同尺度下的时间序列。传统的计算信号多尺度排列熵算法为 MPE (Multiscale Permutation Entropy, MPE) 算法, 是在得到不同尺度下的序列后直接求取排列熵。若在此基础上将不同尺度下的各组粗粒化序列引入进来, 利用复合多尺度熵算法可以得到更精确的结果。对于一个时间序列 $X = \{x(i), i=1, 2, 3, \cdots, n\}$, 把尺度因子 s 下的第 k 个粗粒化序列定义为:

$$Y_k^s = \{y_{k,1}^s, y_{k,2}^s, y_{k,3}^s, \cdots, y_{k,p}^s\} \quad (6)$$

$$y_{k,j}^{(s)} = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+k}^{js+k-1} x_i, \quad 1 \leq j \leq \frac{N}{s} \quad (7)$$

定义复合 MPE 算法^[7]为

$$CMPE(x, s, m, l) = \frac{1}{s} \sum_{k=1}^s H_p(Y_k^{(s)}, m, l) \quad (8)$$

其中, m 为相空间重构的嵌入维数, l 是延迟时间, 由公式(8)可以看出, 对于任意一个尺度因子, 每一个粗粒化序列都被考虑进来, 相对于 MPE 算法, 复合 MPE 算法更加精确。

1.3 多尺度排列熵偏均值理论

计算序列在不同尺度下的排列熵值后, 进一步分析排列熵值在多个不同尺度下的非线性信息, 即熵值随着尺度增加的变化趋势, 就可以得到更能反映信号动力学特征的指标——多尺度排列熵偏均值^[8],

对于序列 $X = \{x(i), i=1, 2, \cdots, n\}$, 具体计算方法如下:

(1) 选取最大尺度因子 s 。

(2) 对任意尺度 $l(l=1, 2, \cdots, s)$, 按照复合 MPE 的方法计算信号的排列熵 $H_p(l)$, 计算所有不同尺度下的信号排列熵:

$$H_{mp} = \{H_p(1), H_p(2), \cdots, H_p(n)\}.$$

(3) 计算序列的偏态绝对值与标准差的比值, 设为信号序列多尺度排列熵的偏斜度 S_{kc} , 公式如下:

$$S_{kc} = 3(H_{mp}^m - H_{mp}^c) / H_{mp}^d \quad (9)$$

其中, H_{mp}^m 、 H_{mp}^c 、 H_{mp}^d 分别表示为多尺度排列熵的均值、中位数和标准差。

(4) 多尺度排列熵偏均值为

$$H_{mp}^{pe} = (1 + |S_{kc}|/3) H_{mp}^m \quad (10)$$

2 波纹管仿真模型

2.1 仿真模型

波纹管压浆结构如图 1 所示, 整体结构比较复杂, 最外层由混凝土包裹, 其次是波纹管层, 中间为起支撑作用的钢绞线, 内部压入水泥浆用来增强钢绞线支撑应力。在实际压浆过程中, 由于压浆不密实会在波纹管内部形成空腔, 对系统的稳定性和安全性造成不利影响, 由于波纹管壁的存在, 得到的回波信号所携带的空腔信息也较为微弱。

如图 1 所示, 波纹管具有多层介质, 声波在不同的介质之间进行传播时, 由于介质的声阻抗不



图 1 波纹管结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of corrugated pipe structure

同，会发生相应程度的发射和透射。和两层介质不同的是，多层介质中声波的透射率和反射率不仅和声阻抗有关，还与声波的频率有关。

多层介质中的声波传播比较复杂，图 2 为其一维传播模型。声源激励的声波 E_1 从左边开始向介质层传播， X_1 处为第一个不同介质的分界面，声波在此处发生反射和透射。其中，反射波 F_1 沿着反方向在第一层介质传播，透射波则沿 x 轴向右继续在介质层中传播，在 X_2 处遇到第二个分界面，再次发生反射和透射，第二次的透射波继续沿着 x 轴向右在介质层中传播，反射波则沿反方向传播，依次类推，在介质层中的任意一点，都存在着无限多的相互叠加的反射波和透射波， E_2 表示第二层介质中所有沿 x 轴向右传播的波， F_2 表示第二层介质中所有沿 x 轴向左传播的波。假设最后一层介质为无限大，则最后一层的透射波 E_n 向右传播时没有反射。

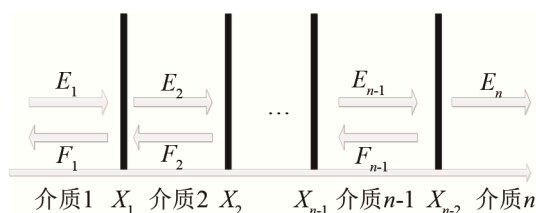


图 2 声波在多层介质传播示意图

Fig.2 The sound wave propagation in multilayered medium

2.2 模型与测量

经过上面的分析，在超声探测中我们可以将波纹管压浆结构分为三类：

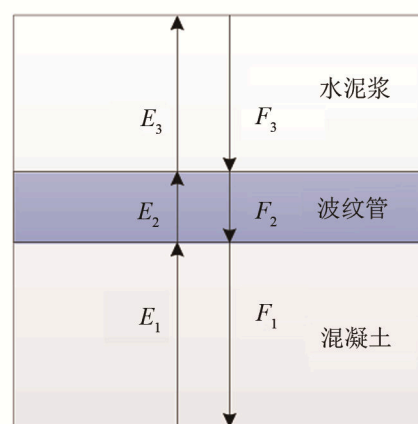
(1) A 类：波纹管压浆密实结构，即没有空腔或者空腔很小可以忽略不计。

(2) B 类：波纹管压浆一般密实结构，即在内部存在空腔但水泥浆并未脱落。

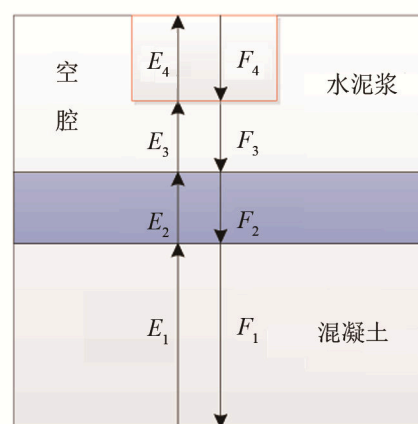
(3) C 类：波纹管严重脱浆结构，即水泥浆完全脱落。

图 3 为声波在三种结构下的简化模型。

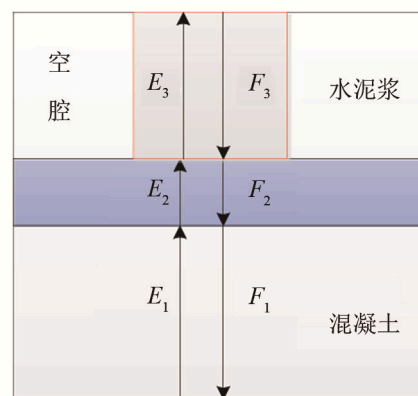
在实际工程中，A 类是最理想的结构，B 类对



(a) A 类结构



(b) B 类结构



(c) C 类结构

图 3 声波在不同波纹管结构模型中的传播

Fig.3 The propagation of sound waves in different corrugated pipe structure models

工程有一定影响，而 C 类缺陷影响较大，因此区分三类模型在实际运用中有很大意义。

仿真模型设计如图 4 所示，本文采用 COMSOL Multiphysics 仿真软件，仿真模型缺陷大小设置如表 1 所示，仿真过程中的激励源用宽度为 2 cm 的线源表示，模型采用自发自收模式采集回波信息。

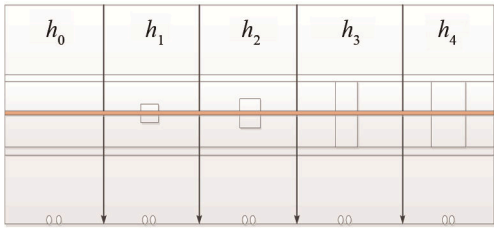


图 4 仿真模型构建
Fig.4 Structure diagram of simulative models

表 1 模型各段空腔缺陷尺寸(单位: cm)
Table 1 Defect sizes in the simulative models(unit: cm)

模型段	h_0	h_1	h_2	h_3	h_4
横向缺陷	*	4	4	4	6
纵向缺陷	*	3	6	9	9
缺陷类型	A 类	B 类	B 类	C 类	C 类

模型中的介质参数取值和激励信号的选取参照文献[9], 分别对不同模型进行超声探测, 得到回波数据。

不同模型的回波信号包含着模型的各自信息。信号的动力学特征包括信号的振幅、振动频率以及相位等特征, 在混凝土中声波的动力学特征与混凝土内部结构特征是有相关关系的。把 A 类模型看成一个参照系统, B 类和 C 类模型可以看成是 A 类系统的突变, 这种突变会在回波信号中体现并由信号的排列熵放大。

3 结果与分析

3.1 信号延迟时间的选择

在计算回波信号排列熵值时, 必须要选择合适的嵌入维数和延迟时间, 对信号进行相空间重构。 h_0 模型回波信号如图 5 所示。一般可以采用比较简单的自相关函数法求延迟时间, 但这种方法只能描述变量间的线性相关程度, 适用于线性问题, 并不适用于所有情况。本文采取互信息法^[8]求延迟时间, 它能够有效衡量信号变量整体依赖性, 将变量的非线性关系也考虑进来, 具有较为准确的结果, 且方法计算量较小, 计算步骤如下:

对于一个离散序列: $X(n)=(x_1, x_2, x_3 \cdots x_n)$, $I(\tau)$ 为某一时间状态 x_i 与 x_j 的交互信息, 首先找出序列中最大值 $x_{\max}$ 和最小值 $x_{\min}$, 求出它们的差值并将其分为 s 个相同间隔的区间, 其中 s 为足够大的整数, 那么:

$$I(\tau)=-\sum_{h=1}^s \sum_{k=1}^{s-1} P_{h,k}(\tau) \ln \frac{P_{h,k}(\tau)}{P_h P_k} \quad (11)$$

式中, P_h 、 P_k 为假设点出现在 h 、 k 段的概率, $P_{h,k}$

为 h 段中 x_i 与 k 段中 $x_{i+\tau}$ 相连的概率, 最终选取的时间延迟量为 $I(\tau)$ 的第一个极小值点所对应的 τ 值。以无缺陷模型为例, 对回波信号进行处理, 计算延时时间和嵌入维数。

从图 6 可以看出, $I(\tau)$ 的第一个极小值点是 2, 则延时时间取为 2 μs 。

3.2 Cao 氏法求嵌入维数 m

求得信号的延迟时间后, 需要选取合适的方法求信号的嵌入维数 m , 本文采取的是 Cao 氏法^[8], 该方法主要采取伪邻近点的思想, 在相空间重构过程中, 存在真邻近点和虚假邻近点, 设 d 为选取的嵌入维数, 如果在 d 维重构空间中的两个点也同时包含在 $d+1$ 维的空间中, 这样的点就为真邻近点, 具体如下:

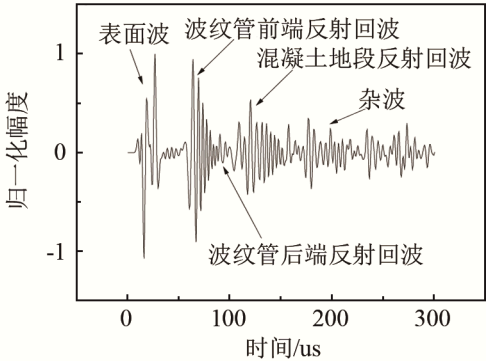


图 5 h_0 模型回波信号
Fig.5 Echo signal from h_0 model

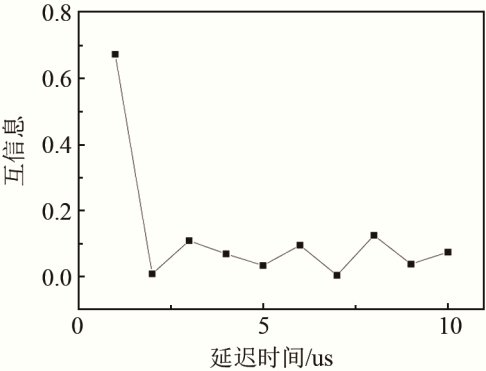


图 6 互信息法求延迟时间
Fig.6 Mutual information method for determining delay time

$$a(i, m)=\frac{\|y_j(m+1)-y_{n(i, m)}(m+1)\|}{\|y_j(m)-y_{n(i, m)}(m)\|} \quad (12)$$

其中: $i=1, 2, 3, \cdots, N-m\tau$, $\|\cdot\|$ 为欧几里得距离, $y_{j(m+1)}$ 为第 j 个重构分量; $y_{n(i, m)}$ 为 $y_{i(m)}$ 的最邻近点, $a(i, m)$ 表示嵌入维数从 m 到 $m+1$ 时的距离相对增量。定义:

$$E(m)=\frac{1}{N-m\tau}\sum_{i=1}^{N-m\tau}a(i,m)$$

(13)

$E(m)$ 表示嵌入维数 m 下离散时间序列上各个点与它邻近点之间距离的平均统计,随着 m 的增大, $E(m)$ 的值会趋于稳定。

定义统计量:

$$E_1(m)=\frac{E(m+1)}{E(m)}$$

(14)

当 $E_1(m)$ 的值变化缓慢或者几乎不变时的 m 值即为所需的嵌入维数。

从图 7 可以看出, $E_1(m)$ 在嵌入维数 7 以后几乎不变,选取嵌入维数为 7。

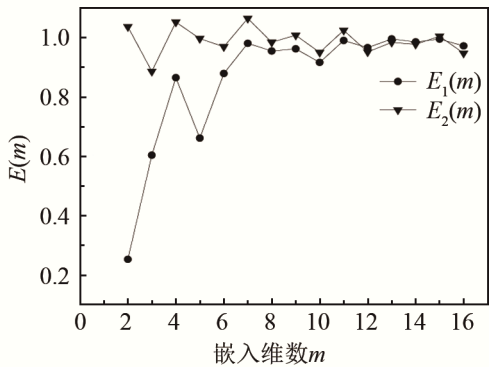


图 7 互Cao氏法求嵌入维数
Fig.7 Mutual Cao's method for determining embedding dimension

3.3 信号的多尺度排列熵偏均值

确定信号的延迟时间和嵌入维数后,按照 1.3 节的算法分别计算各组模型回波信号的多尺度排列熵偏均值,计算结果如表 2 所示。 h_0 模型回波信号对应的偏均值最大, h_4 模型对应的偏均值最小, h_0 、 h_1 、 h_2 、 h_3 、 h_4 模型对应的偏均值依次减小,且同类模型对应的值差别较小,不同模型差别较大。仿真结果表明,波纹管缺陷越小,即波纹管注浆程度越密实,回波信号对应的多尺度排列熵偏均值越大。反之,波纹管脱浆越严重,其对应的偏均值越小。且同类模型的值相差较小。而不同模型下的偏均值相差较大。根据仿真结果可以发现,多尺度排列熵偏均值能够准确地判断出不同类型的波纹管压浆结构,为了验证此指标的效果,下面建立实际浇筑模型获取真实的回波数据。

表 2 各模型回波信号的多尺度排列熵偏均值
Table 2 The partial means of multi-scale permutation entropy of different models

模型段	h_0	h_1	h_2	h_3	h_4
偏均值	5.360	5.155	5.142	4.866	4.864

4 实验测量与分析

如图 8 所示,构造实际波纹管压浆模型。模型参数的选取参照文献[9],按照预先处理设置 A 类(无缺陷)、B 类(内部缺陷)、C 类(完全脱落缺陷)三种模型。其中,波纹管的内径为 69 mm,波纹管壁的厚度为 3 mm,以内部 45 mm 脱浆代表 B 类缺陷,以内部完全脱浆代表 C 类缺陷,如图 9 所示。激励信号的工作频率为 200 kHz,发射功率为 200 kW,每种模型取 10 个样本数据进行分析,计算每个样本的多尺度排列熵偏均值并将结果归一化绘图。A 类模型实际信号波形如图 10 所示,实验结果如图 11 所示。

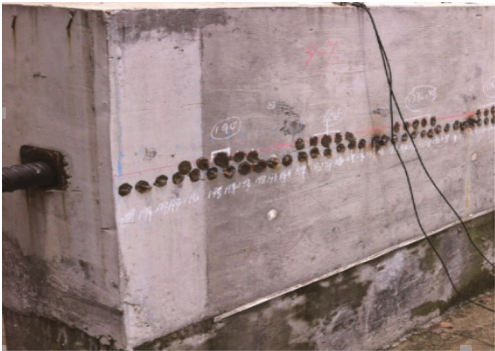


图 8 波纹管实际模型
Fig.8 Corrugated pipe model

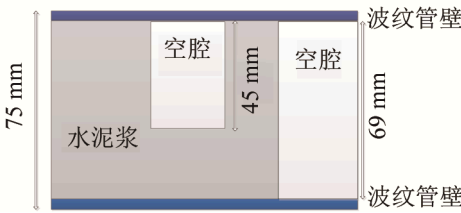


图 9 实际模型尺寸
Fig.9 Actual model size

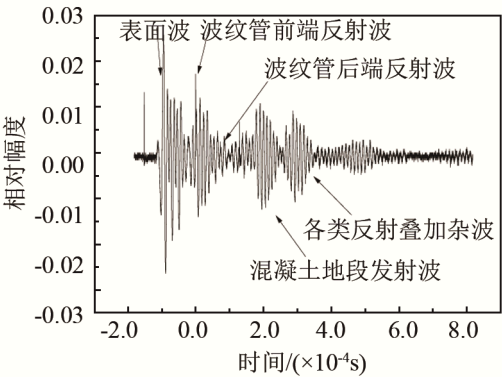


图 10 A 类模型实际信号波形
Fig.10 Actual echo signal of type A

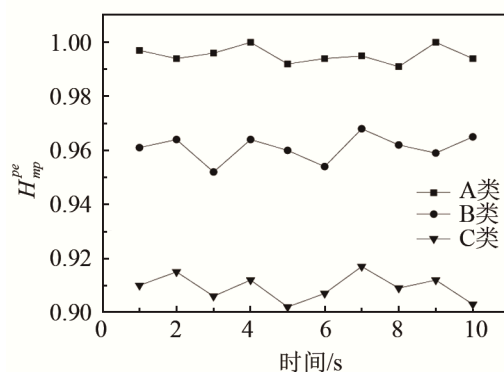


图 11 不同类型实际信号的多尺度排列熵偏均值(实验结果)

Fig.11 Partial means of multi-scale permutation entropy for different types of actual echo signals (experimental results)

结果表明, A 类系统回波信号对应的值较大, 其次是 B 类, C 类最小, 且不同模型间具有一定的区分度, 也即波纹管压降程度越密实, 回波信号的多尺度排列熵偏均值越大。实验结果验证了仿真结果的结论。这说明多尺度排列熵偏均值在衡量波纹管压浆质量上具有有效性和稳定性。

5 结 论

研究表明, 多尺度排列熵偏均值在衡量波纹管压浆密实的程度上有很好的效果, A 类(无缺陷)结构对应的值较大, B 类(内部缺陷)和 C 类(完全脱落缺陷)依次降低, 且不同模型间有一定的区分度。该指标能够区分不同类型的波纹管压浆结构, 但是本文研究的波纹管模型都是预先设置的单一缺陷, 没有考虑较为复杂的缺陷情况, 关于如何更精确定量波纹管注浆程度还有待更进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Olofsen E, Sleight J A. Permutation entropy of the electroencephalogram: a measure of anaesthetic drug effect.[J]. British Journal of Anaesthesia, 2008, **101**(6): 810-821.
- [2] Li D A, Li X L, Liang Z H, et al. Multiscale permutation entropy analysis of EEG recordings during sevoflurane anesthesia[J]. Journal of Neural Engineering, 2010, **7**(4): 046010-14.
- [3] 杜萌, 金宁德, 高忠科, 等. 油水两相流水包油流型多尺度排列熵分析[J]. 物理学报, 2012, **61**(23): 230507-230507.
DU Meng, JIN Ningde, GAO Zhongke, et al. Multiscale permutation entropy analysis of oil-in-water type flow pattern[J]. Journal Of Physics, 2012, **61**(23): 230507-230507.
- [4] 任静波, 孙根正, 陈冰, 等. 基于多尺度排列熵的铣削颤振在线监测方法[J]. 机械工程学报, 2015, **51**(9): 206-212.
REN Jingbo, SUN Genzheng, CHEN Bing, et al. Multi-scale permutation entropy based on-line milling chatter detection method[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2015, **51**(9): 206-212.
- [5] Wu S D, Wu C W, Wu P H, et al. Bearing Fault Diagnosis Based on Multiscale Permutation Entropy and Support Vector Machine[C]//Proceedings of the 2012 Third International Conference on Mechanic Automation and Control Engineering. IEEE Computer Society, 2012: 2650-2654.
- [6] Ouyang G, Li J, Liu X, et al. Dynamic characteristics of absence EEG recordings with multiscale permutation entropy analysis[J]. Epilepsy Research, 2013, **104**(3): 246-252.
- [7] Humeau-Heurtier A, Wu C W, Wu S D. Refined Composite Multiscale Permutation Entropy to Overcome Multiscale Permutation Entropy Length Dependence[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, **22**(12): 2364-2367.
- [8] 王余奎, 李洪儒, 叶鹏. 基于多尺度排列熵的液压泵故障识别[J]. 中国机械工程, 2015, **26**(4): 518-523.
WANG Yukui, LI Hongru, YE Peng. Fault identification of hydraulic pump based on multi-scale permutation entropy[J]. China Mechanical Engineering, 2015, **26**(4): 518-523.
- [9] 陈媛, 韩庆邦, 姜学平, 等. 基于递归奇异熵方法的波纹管压浆超声检测[J]. 声学技术, 2016, **35**(1): 44-48.
CHEN Yuan, HAN Qingbang, JIANG Xueping, et al. Nondestructive test method based on singular entropy of recurrence matrix[J]. Technical Acoustics, 2016, **35**(1): 44-48.