

## 小波技术在高耸构筑物安全性评价中的应用

张宁宁<sup>1</sup>, 王猛<sup>2</sup>, 李洁<sup>2</sup>

(1. 河海大学 地球科学与工程学院, 江苏 南京 210098;  
2. 山东省淄博市公路管理局青莱高速公路路政大队, 山东 淄博 256100)

**摘要:**高耸构筑物施工风险大, 安全监测至关重要。然而, 复杂的环境因素使构筑物的原型观测数据包含强烈的噪声, 严重干扰构筑物的受力分析和预测。为此, 综合运用小波多尺度技术和小波神经网络技术分别对原始监测数据进行去噪处理和预测模型的建立。研究表明: 经小波去噪后的数据更好地反映构筑物真实受力状态; 基于 RBF 神经网络方法预测效果较好, 具有很好的工程应用前景。

**关键词:**安全监测; 小波多尺度; 小波神经网络; 数据去噪; 预测模型

**中图分类号:** TU973.1    **文献标识码:** A    **文章编号:** 1671-5322(2010)02-0014-04

随着高耸构筑物和高层民用建筑要求的不断提高, 建设条件越来越复杂, 施工技术和施工难度也越来越高, 施工风险越来越大, 安全监测已成为大型工程安全施工和安全运营必然的需求和技术保障措施。原始安全监测数据是一种无太多先验知识的非线性的信号, 它本身既隐含着被测结构的实际状态的信息, 又带有外界偶然因素随机作用所造成的干扰, 从而必须对测值进行信噪分离处理, 显示出真实的信息, 才能了解测值在空间分布上和时间发展上的联系, 清楚变化的过程和发展趋势, 并对未来做出预测。

近年来, 小波多尺度分析在信号的噪声处理方面表现出了较强的优势<sup>[1-2]</sup>。它是将信号分解到不同尺度上, 得到信号在各个尺度上分量值, 最后进行不失真重构。复杂的安全监测信号包含了各种频率成分, 但有效信息集中在低频段, 干扰则分布在高频段。因此, 可以通过小波多尺度分析来对实际的观测信号进行去噪, 提取低频段有效信息, 以分析监测对象真实的工作状态。

小波神经网络是小波理论与神经网络理论相结合的产物, 目前它已在自适应控制、逆系统方法、信号滤波、预测控制、模式识别和故障检测与诊断等方面得到了广泛的应用。特别是它能有效处理无法量化的因素对最终结果的影响问题, 因

此, 可将根据小波神经网络的非线性特性建立起来的预测模型应用于监测对象的安全性评价<sup>[3]</sup>。本文综合运用小波多尺度去噪和小波神经网络来分析和预测某高耸构筑物的安全性能。

### 1 小波多尺度去噪的步骤

小波多尺度去噪是利用小波的这种多尺度特性<sup>[4]</sup>, 基于 Mallat 小波分解与重构算法, 在不同的尺度上选择合适的阈值进行小波变换, 其实质就是用不同中心频率的带通滤波器对信号进行滤波, 把那些主要反映噪声频率的尺度小的小波变换去掉, 即可得到质量较好的有用信号。

小波多尺度去噪通常按照 3 个步骤进行<sup>[5]</sup>:

(1) 采用 Mallat 分解算法对含噪信号进行多尺度分解: 选择合适的小波基  $\psi(t)$ , 确定相应的分解滤波器  $h$ 、 $g$  和分解层数  $J$ 。将信号  $S$  进行小波分解至  $J$  层, 得到相应的信号逼近系数  $c_{j,k}$  和小波分解系数(细节)  $d_{j,k}$ ,  $j=0, 1, \dots, J$ 。计算公式如下:

$$c_{j-1,k} = \sum_{n \in Z} \bar{h}_{n-2k} c_{j,n}, d_{j-1,k} = \sum_{n \in Z} \bar{g}_{n-2k} c_{j,n} \quad (1)$$

(2) 高频系数的阈值选择与量化: 对于从第 1 层到第  $J$  层的每一层, 选择 1 个阈值  $\lambda_j$ , 对分解得到的小波系数  $d_{j,k}$  进行阈值处理<sup>[6]</sup>。这种方法的原则是将受噪声污染的小波变化系数尽量压缩至

收稿日期: 2010-03-29

作者简介: 张宁宁(1980-), 女, 山东淄博人, 博士, 主要研究方向为地基基础安全与稳定性监测。

零,同时兼顾细节。

(3)采用 Mallat 重构算法进行小波逆变换:根据小波分解的底层低频系数和各层高频系数进行重构。计算公式如下:

$$s(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k \varphi_k(t) + \sum_{j=1}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{jk} \psi_{jk}(t) \quad (2)$$

通过上述小波去噪处理后,可以得到反映监测数据实际变化的有效信息,然后选取数据的前一部分作为神经网络的训练样本,当网络收敛后即可进行预测。

## 2 小波神经网络预测模型

目前常用的神经网络预测模型有 BP 神经网络和 RBF 神经网络<sup>[7]</sup>。

### 2.1 BP 神经网络及其改进

BP 神经网络为一种多层前馈型神经网络,它由  $M$  个输入层、1 个输出层和至少  $M$  个隐含层组成,激励函数是 Sigmoid 函数,可以实现从输入到输出其神经元变换的任意非线性映射。然而 BP 算法使用了最优方法中沿梯度下降的方法,具有一阶收敛特性,因此收敛速度慢,同时 BP 算法是纯积分过程,这使得学习速率  $\eta$  的变化会对训练结果产生很大影响。为改进 BP 算法的缺陷,训练过程可使用二阶微分收敛算法,即 Levenberg - Marquart 算法,它对 Gauss - Newton 算法进行了修改,在算法中引入了控制学习过程因子  $\mu$  ( $\mu \geq 0$ ),引入  $\mu$  以后,可消除学习速率项。即  $\omega^{i+1} = \omega^i - (J^i T J^i + \mu I)^{-1} J^i T e$ 。其中,  $\omega$  为权值矩阵;  $J$  为关于权值的雅克比矩阵;  $e$  为误差向量。

### 2.2 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种前馈式神经网络,它由输入层、隐含层和输出层组成,其结构如图 1。输入层由信号源节点构成;第 2 层为隐含层,节点数视需要而定;第 3 层为输出层,它对输入模式做出响应。从输入空间到隐藏空间的变换是非线性的,隐节点的激活函数是 RBF,它是一种局部分布的关于中心点对称的非线性函数。隐含层每个神经元与输入层相连的权值向量  $w1_i$  和输入向量  $X^q$  (表示第  $q$  个输入向量)之间的距离乘上阈值  $b1_i$  作为本身的输入。

由此可得隐含层的第  $i$  个神经元的输入为:

$$k_i^q = \sqrt{\sum_j (w1_{ji} - x_j^q)^2} \times b1_i \quad (3)$$

输出为:

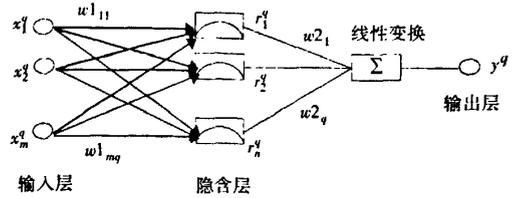


图 1 RBF 网络结构

Fig. 1 Structure of RBF neural network

$$g_i^q = \exp\left(-\sqrt{\sum_j (w1_{ji} - x_j^q)^2} \times b1_i\right) = \exp(-(\|w1_i - X^q\| \times b1_i)^2) \quad (4)$$

输出层的输入为各隐含层神经元输出的加权和,由于激励函数为纯线性函数,因此输出为:

$$y^q = \sum_{i=1}^n r_i \times w2_i \quad (5)$$

RBF 网络的训练过程分为两步<sup>[8-9]</sup>:第一步为无导师式学习,确定训练输入层与隐含层间的权值  $w1$ ;第二步为有导师式学习,确定训练隐含层与输出层间的权值  $w2$ 。在训练以前,需要提供输入矢量  $X$ 、对应日目标矢量  $T$  与径向基函数的扩展常数  $C$ 。训练的目的是求取两层的最终权值  $w1$ 、 $w2$  和阈值  $b1$ 、 $b2$  (当隐含层单元数等于输入矢量数时,取  $b2 = 0$ )。

## 3 应用实例及分析

### 3.1 工程概况

某电视塔塔身高 454 m,由钢结构外框筒和钢筋混凝土塔芯筒构成。该电视塔所处地区常年气温高、湿度大、季风频、雷电多、雨季长,恶劣的气候条件给超高空施工作业带来高风险。为了确保施工期和运行期的安全,必须对塔身进行实时的安全监测,通过对监测数据的分析来评价和预测电视塔的安全性能。本文采用塔身 300 m 高度监测点  $a$  从 2007 年 12 月 12 日到 2008 年 2 月 10 日共 1 428 h 内(监测时间间隔为 6 h)完整的实测数据进行计算分析。

### 3.2 数据的去噪处理

观测数据表明,施工过程中塔身的应力除随施工荷载的变化有相应的变化外,还受到日照辐射、风以及各种偶然噪声的影响。对比气象观测资料可知,一天中的气温随着日照辐射变化而有较大的差异(图 2)。454 m 高的塔身为钢筋混凝土结构,日照的方向性辐射能使高耸塔身产生

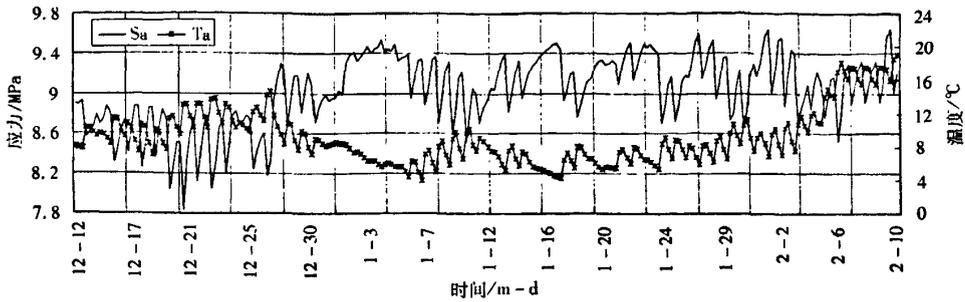


图 2 实测应力与温度时程曲线

Fig. 2 The real - time curve of measured stress and temperature

非均匀变形,由于日照方向的不同,向阳面的混凝土温度比背阳面混凝土温度高,这种温差的存在必然导致向阳面的混凝土产生膨胀变形,从而使塔身产生指向背阳面的倾斜变形(图 3)。

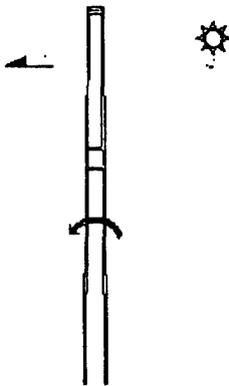


图 3 日照辐射下塔身倾斜变形示意图

Fig. 3 Figure of tower inclination deformation

由于监测周期长,监测数据易受环境、施工机械、埋设状况及仪器精度的影响,其原始监测曲线具有较大的波动。由图 2 中实测应力与温度的对比曲线可知,两者有很好的负相关性,这说明日照辐射对塔身的干扰明显,需要结合同步气象观测资料,针对不同时段日照辐射强度的差异,采用小波多尺度去噪技术逐级分离日照辐射等气象因素产生的噪声。从而基本消除温度对锚固区应力的影响,为电视塔的安全性评价提供更准确可靠的实测数据。

小波去噪关键是选择最优小波基和设置合适的阈值。鉴于此,本文采用紧支性小和正则性好的 Daubenchie 小波进行信噪分离,阈值采用经验公式,这样既保证了小波的光滑程度,又使得计算量最小。从图 4 中去噪前后的对比曲线可知,经过 Daubenchie 小波进行去噪处理后,基本去掉了原始监测曲线中因环境因素产生的不规则的跳动,曲线变得更加平滑,从而更好地反应了塔身真实的受力情况。

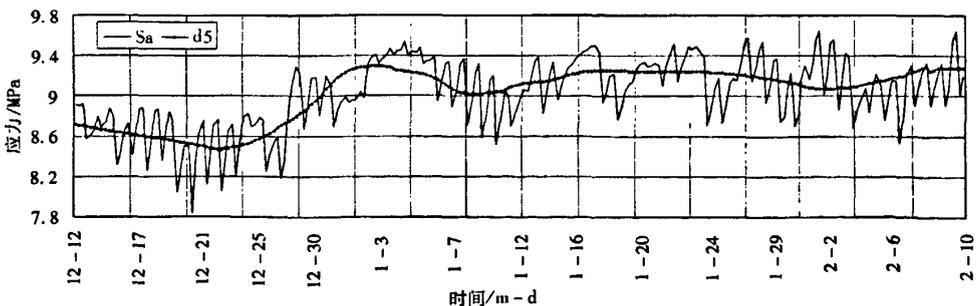


图 4 去噪后的应力时程曲线

Fig. 4 The real - time curve of stress after de - noising

### 3.3 神经网络预测分析

电视塔监测数据除了明显受温度影响外,风荷载和其他的偶然荷载的影响也不可忽略。据此本文将神经网络输入样本设定为3维输入向量,输出为应力值。为了对比不同神经网络预测模型的预测效果,本文分别用BP神经网络、改进的BP神经网络和RBF神经网络进行预测分析。对于BP网络,训练函数的选取和隐含层神经元个数的确定均会影响网络性能,因此选取trainlm函数对网络进行训练,训练步数epochs设为900次,训练目标goal设为0.001。隐含层神经元数目通过可变BP网络训练后的误差对比及其训练速度来确定。综合比较后,设隐含层神经元个数为9,此时BP网络经65步迭代达到误差精度最小,改进

后的网络仅需7步迭代就可完成,且误差精度较高。而对于RBF神经网络,在此唯一需要确定的就是径向基函数的分布密度SPREAD。由于该值的选择影响网络的预测精度,训练时可以通过试算来确定预报误差最小时的SPREAD值。这里选择0.002。经试算,RBF神经网络收敛速度比前两种方法更快,精度更高。

最后将运行结果经过反归一化处理,再与实际值进行比较,即可得出预测误差。结果见图5。图中显示RBF网络检验样本的预测误差最小,在-0.2~0.2 MN之间,完全可以满足工程要求,说明该模型具有较高的可信度和推广性,可以用于工程实践。

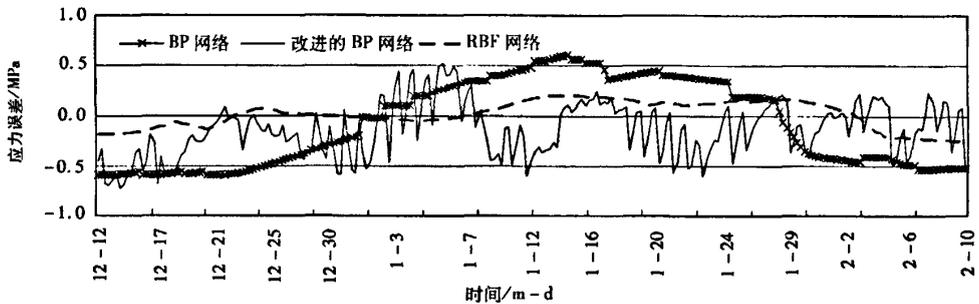


图5 预测值误差对比

Fig.5 Comparison of prediction error

## 4 结论

高耸构筑物较一般构筑物受环境影响更加严重,监测数据包含的大量噪声严重干扰了构筑物实际受力情况的分析和预测。本文的实例分析充

分说明,将小波多尺度去噪和人工神经网络相结合运用于高耸构筑物监测数据的处理,可以取得较好的预测结果,为这种特殊构筑物的安全性评价提供了科学依据。

### 参考文献:

- [1] 崔华. 小波分析及其在信号处理中的应用[D]. 西安:西安电子科技大学,2005:21-25.
- [2] 赵燕容,袁宝远. 小波分解技术在深基坑监测数据处理中的应用[J]. 江苏建筑,2007(3):50-53.
- [3] 潘国荣,谷川. 变形监测数据的小波神经网络预测方法[J]. 大地测量与地球动力学,2007,27(4):47-50.
- [4] Mallat S. Theory for multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7):674-693.
- [5] 郭健,孙炳楠. 基于小波变换的桥梁健康监测多尺度分析[J]. 浙江大学学报:工学版,2005,39(1):114-118.
- [6] Donoho D L. Denoising by soft-thresholding[J]. IEEE Transaction on Information, 1995(3):613-627.
- [7] 王洪元,史同栋. 人工神经网络技术及其应用[M]. 北京:中国石化出版社,2002.
- [8] 张亮,元松,曾胜. 基于小波-神经网络的软土路基沉降预测方法[J]. 中外公路,2006,26(3):66-69.
- [9] 李长冬,唐辉明,胡斌,等. 小波分析和RBF神经网络在地基沉降预测中的应用研究[J]. 岩土力学,2008,29(7):1918-1922.

(下转第48页)

## Theoretical Derivation and Experimental Research on Adiabatic Temperature Rise of Concrete

DONG Ji-hong<sup>1</sup>, LI Zhan-yin<sup>2</sup>

( 1. School of Chemical and Biological Engineering, Yancheng Institute of Technology, Jiangsu Yancheng 224051, China;  
2. School of Civil Engineering, Yancheng Institute of Technology, Jiangsu Yancheng 224051, China )

**Abstract:** Based on the thermal conduction theory, adiabatic temperature rise of concrete has relations with the law of hydration heat of cement. During the course of chemical reactions, specific rate of reaction influenced by temperature submits to Arrhenius equation. According to the law of hydration heat of cement curing at isothermal temperature and effect of temperature on heat release behavior of hydration of cement tested by author, total hydration heat of cement curing at optional temperature can accurately. And then expression on adiabatic temperature rise of concrete was inferred in terms of theory. After that, using the 10mm wood glue board lining 100mm polystyrene foam board and 3mm plywood analogs adiabatic status, made a trial test. Finally, made a summary: hyperbolic function and complex exponential function can be used to express adiabatic temperature rise of concrete. In addition the hyperbolic function is simple in form than the complex exponential function, so author of this paper advise hyperbolic function expression.

**Keywords:** Adiabatic temperature rise; theoretical derivation; Trial; hyperbolic function; complex exponential function

(责任编辑:沈建新;校对:张英健)

---

(上接第 17 页)

## Application of Wavelet Technology in the Safety Evaluation of Topping Structures

ZHANG Ning-ning<sup>1</sup>, WANG Meng<sup>2</sup>, LI Jie<sup>2</sup>

( 1. College of Earth Science and Engineering, Hohai University, Jiangsu Nanjing 210098, China;  
2. Qing-Lai Freeway Road Management, Zibo City Highway Department, Shandong Zibo 256100, China )

**Abstract:** Topping structures faces to big risk in the process of construction, so security monitoring is very important. However, the measured data affected by many complicated environmental factors usually include strong noises, which badly disturbs force analysis and predication for construction. Therefore, both wavelet mult-scale technology and wavelet neural network technology are respectively used to eliminate the noises from measured data and set up prediction model. The results show that measured data after wavelet de-noising reflect practical force state, the prediction effect based on RBF neural network is better, and it has a good future in the field of engineering application.

**Keywords:** security monitoring; wavelet mult-scale; wavelet neural network; data de-noising; prediction model

(责任编辑:沈建新;校对:张英健)