

滑坡变形的多因素小波神经网络预测模型

李秀珍^{1,2}, 王芳其³

(1. 中国科学院 山地灾害与地表过程重点实验室, 四川 成都 610041;

2. 中国科学院 成都山地灾害与环境研究所, 四川 成都 610041; 3. 重庆交通科研设计院, 重庆 400067)

摘要: 小波神经网络模型结合了小波变换良好的时频局域化性质及传统神经网络具有的自学习功能, 具有良好的逼近与容错能力。以某水电工程区的典型滑坡为例, 在对滑坡的基本特征、滑坡变形与主要影响因素相关关系进行分析的基础上, 选择滑坡位移速率和对滑坡位移起控制作用的降雨 2 个因素, 建立了滑坡变形的小波神经网络预测模型, 并与其他多因素小波神经网络模型进行了比较。结果表明, 所建的滑坡多因素小波神经网络模型的预测精度总体均比较高, 其中以位移速率和降雨量建立的 2 因素小波神经网络模型的预测精度最高, 优于其他小波神经网络模型。

关键词: 滑坡; 变形预测; 小波神经网络模型; 多因素

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2012)05-0235-04

中图分类号: P642.22

Multiple Factors Model for Landslide Deformation Prediction Based on Wavelet Neural Network

LI Xiu-zhen^{1,2}, WANG Fang-qi³

(1. Key Laboratory of Mountain Hazards and Surface Processes, Chinese Academy of Sciences, Chengdu,

Sichuan 610041, China; 2. Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences,

Chengdu, Sichuan 610041, China; 3. Chongqing Communications Research and Design Institute, Chongqing 400067, China)

Abstract: Wavelet neural network has better approximation and fault-tolerance for combining the time-frequency localization of wavelet transform and self-study function of traditional neural network. We took some typical landslides in hydropower engineering region as an example and built three wavelet neural network models of multiple factors for landslide deformation prediction, on the basis of analyzing basic characteristics and the relationships between landslide deformation and main influencing factors of the landslide. By analyzing and comparing the results of the models, we found that the wavelet neural network model including the two factors(displacement rate and rainfall) has the highest prediction accuracy in the three models.

Keywords: landslide; deformation prediction; wavelet neural network model; multiple factor

滑坡的位移(变形)时间序列包含了滑坡演化过程的丰富、有用信息,能够综合直观地反映滑坡的稳定性状态^[1]。因此,滑坡位移(变形)预测一直是评价滑坡稳定性、及时捕捉滑坡前兆以及尽早开展滑坡预警和进行工程处理的最直接、最重要的方法之一。目前,提出了许多滑坡位移预测方法,代表性的有传统的时间序列预测法^[2]、灰色系统预测法^[3]、协同预测法^[4]、神经网络预测法^[5]、支持向量机预测法^[6]及各种组合预测方法^[7-10]等。

由于滑坡演化过程及其诱发因素的复杂性,利用传统的时间序列及灰色系统等预测方法,很难对滑坡

变形演化过程中的突变点进行准确预测,而突变点往往包含了滑坡发育阶段变化的重要信息;同时,这些方法大多只能依据位移或变形进行单因素建模,而滑坡演化过程中可能受到多种诱发因素的影响(如降雨、库水位变化等)。

以神经网络为代表的人工智能预测方法,不仅可以考虑影响滑坡演化的多个复杂因素的影响,而且可以充分逼近任意复杂的非线性关系,具有很强的鲁棒性和容错性。但神经网络方法在预测实践中存在容易陷入局部极小值以及泛化能力不强等问题^[11],影响了预测的精度和可靠性。

鉴于此,引入被称为“数学显微镜”的小波分析方法,将小波变换与神经网络有机结合,建立一种新型的多因素小波神经网络模型,充分发挥两种方法的优点,以提高复杂滑坡体位移预测的精度和可靠度。

1 小波神经网络理论

小波神经网络是结合小波变换理论与人工神经网络的思想而构造的一种新的神经网络模型,是由研究机构 IRISA 于 1992 年首次提出^[12]。

目前,小波分析与神经网络的结合途径主要有 2 种:松散型结合和紧致型结合^[13]。前者是将小波分析作为神经网络的前置处理手段,为神经网络提供输入特征向量,然后用神经网络进行学习及预测;后者是将小波方法和神经网络直接融合,用小波函数或尺度函数直接作为神经元的激励函数。本文中主要采用紧致型结合的小波神经网络,小波基函数为 Morlet 母小波基函数,函数图形如图 1 所示,数学公式为:

$$y = \cos(1.75x) \exp(-x^2/2) \quad (1)$$

式中: x ——Morlet 母小波基函数的自变量; y ——Morlet 母小波基函数的函数值。下同。

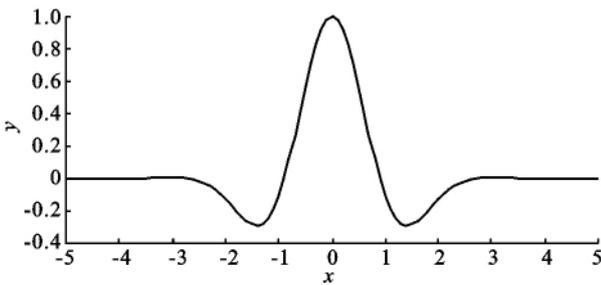


图 1 Morlet 母小波基函数图形

1.1 基本原理

紧致型小波神经网络模型的基本思想就是用非线性小波基取代 BP 神经网络通常采用的非线性 Sigmoid 函数,作为隐含层节点的传递函数^[14]。

小波神经网络可看作是以小波函数为基底的一种函数连接型网络,它以小波空间作为模式识别的特征空间,通过将小波基与信号向量的内积进行加权和来实现信号的特征提取,结合了小波变换良好的时频局域化性质及传统神经网络的自学习功能,因而具有良好的逼近与容错能力。

以 BP 神经网络为基础的小波神经网络其基本结构如图 2 所示。

在输入信号序列为 $x_i (i=1, 2, \dots, k)$ 时,隐含层输出计算公式为:

$$h(j) = h_j \left\{ \frac{\sum_{i=1}^k \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right\} \quad (j=1, 2, \dots, L) \quad (2)$$

式中: $h(j)$ ——隐含层第 j 个节点的输出值; ω_{ij} ——输入层和隐含层的连接权值; b_j ——小波基函数 h_j 的平移因子; a_j ——小波基函数 h_j 的伸缩因子; h_j ——小波基函数; L ——隐含层的节点数。

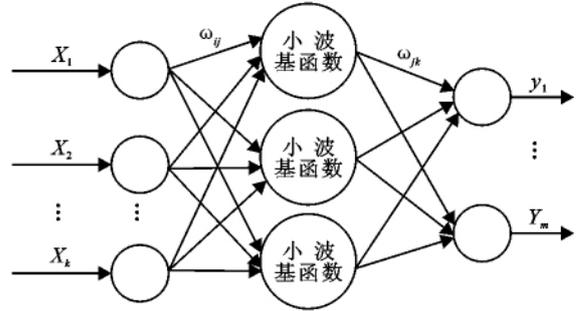


图 2 小波神经网络的拓扑结构

注: X_1, X_2, \dots, X_k 为小波神经网络的输入参数; Y_1, Y_2, \dots, Y_m 为小波神经网络的预测输出; ω_{ij} 和 ω_{jk} 为小波神经网络的权值。

小波神经网络输出层计算公式为:

$$y(k) = \sum_{i=1}^l \omega_{ik} h(i) \quad (k=1, 2, \dots, m) \quad (3)$$

式中: ω_{ik} ——隐含层到输出层权值; $h(i)$ ——第 i 个隐含层节点的输出; l ——隐含层节点数; m ——输出层节点数。

1.2 基本步骤

小波神经网络的权值参数修正算法类似于 BP 神经网络权值修正算法,采用梯度修正法修正网络的权值和小波基参数,从而使小波神经网络预测输出不断逼近期望输出。

小波神经网络算法的具体步骤^[15]如下:

(1) 网络的初始化。随机初始化网络连接权重 ω_{ij}, ω_{jk} , 小波函数平移因子 b_j , 伸缩因子 a_j , 设置网络学习速率 η 。

(2) 样本分类。把样本分为训练样本和测试样本,训练样本用于训练网络,测试样本用于测试网络预测精度。

(3) 预测输出。把训练样本输入网络,计算网络预测输出,并计算网络输出和期望输出误差 e 。

$$e = \sum_{k=1}^m y_n(k) - y(k) \quad (4)$$

式中: $y_n(k)$ ——期望输出; $y(k)$ ——小波神经网络预测输出。

(4) 权值修正。根据误差 e 修正网络权值和小波函数参数,使网络预测值逼近期望值。

小波神经网络权值和小波基函数系数的计算公式为:

$$\begin{cases} \omega_{n,k}^{(i+1)} = \omega_{n,k} - \eta \frac{\partial e}{\partial \omega_{n,k}^i} \\ a_k^{(i+1)} = a_k^i - \eta \frac{\partial e}{\partial a_k^i} \\ b_k^{(i+1)} = b_k^i - \eta \frac{\partial e}{\partial b_k^i} \end{cases} \quad (5)$$

(5) 判断算法是否结束,如没有结束,再返回步骤(3)。

2 实例应用

2.1 滑坡概况

本研究选用的滑坡体位于我国某水电站库首左岸,距坝轴线约 600 m,为单斜顺向谷坡,坡高 500~700 m,平均宽度约 700 m,面积约 1.3 km²,坡向 210°~215°。总体以高程 1 400 m 为界,以下地形较平缓,平均坡度为 22°~25°,以上地形较陡峻,坡度为 35°~45°。该滑坡体呈三面临空状态。坡面凹凸不平,见多条冲沟和多级缓坡地段,高程 1 020 m 发育较完整的 I 级阶地。

该滑坡体上部为一套块状结构的玄武岩,下部为一套层状结构的沉积岩。根据岩性特征、滑移面的连续性以及物质组成等造成的稳定性差异,滑坡体从上游到下游可分为 3 个区: I 区为古滑坡区,位于谷坡上游侧,呈顺坡槽谷地貌; II 区为岩层蠕变区,位于谷坡中部,呈脊形地貌; III 区为浅—表层滑坡区,位于谷坡下游侧,呈脊形地貌。

为了掌握滑坡体变形的基本特征,评估预测其稳定性和变形演化趋势,1998 年 4 月,有关部门和单位对该滑坡建成了全方位监测系统并投入观测运行。监测的项目主要有:精密大地测量、钻孔监测、平硐监测、气象观测以及工程地质调查分析与判断等。至今,已积累了该滑坡大量详实的监测资料。

2.2 滑坡变形与主要影响因素的相关关系

根据该滑坡 V# 平硐 1998 年 4 月至 2005 年 12 月的监测资料,对滑坡变形与降雨和库水的相关关系进行了分析,结果见图 3—4。

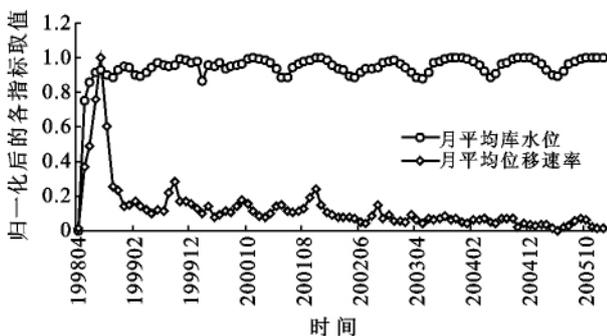


图 3 某滑坡位移速率与库水位相关关系

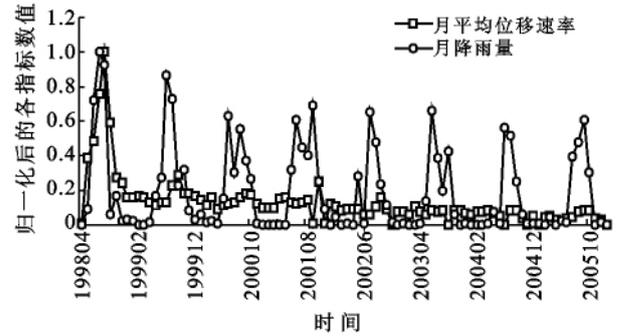


图 4 某滑坡位移速率与降雨量相关关系

从图 3 中可以看出,库水位变化对该滑坡变形的影响主要表现在水库蓄水初期,1998 年水库蓄水后,滑坡位移速率有显著的增加,之后,库水对滑坡体变形的影响逐渐减弱,随着库水位的涨落,滑坡体的位移速率呈逐渐减小趋势。图 4 表明,该滑坡位移速率与降雨有显著的相关关系,而且位移速率峰值明显滞后于降雨量峰值,这也充分说明降雨对滑坡变形的影响有一定的滞后作用。

另外,根据灰色系统理论的关联度分析原理,以滑坡月位移量为母序列,以月平均库水位和月降雨量为子序列,对上述子序列与母序列进行关联度分析与计算,得到该滑坡 1998 年 4 月至 2005 年 12 月间位移速率与库水、降雨之间的灰色关联度值分别为 0.338,0.894。因此,该滑坡体的变形演化过程总体上受到了降雨、库水等因素的影响,除 1998 年水库蓄水初期库水位变化对滑坡体的变形影响显著外,该滑坡体的变形主要受降雨条件的控制。

2.3 滑坡变形的小波神经网络预测

根据前述小波神经网络的理论以及滑坡变形与主要影响因素的相关分析结果,以滑坡 V# 平硐 1998 年 4 月至 2003 年 5 月的月位移速率和月降雨量 2 个因素的监测资料为学习样本,以滑坡 2003 年 6 月至 2005 年 12 月为测试样本,基于 Matlab 程序建立了该滑坡体变形速率的 2 因素小波神经网络预测模型。该模型的网络结构为 2—7—1,即网络输入层有 2 个节点,隐含层有 7 个节点,输出层有 1 个节点。

利用所建的小波神经网络模型对滑坡位移速率的预测结果如图 5 所示。从图 5 中可以看出,滑坡变形速率的小波神经网络模型预测值与实际监测值吻合很好,小波神经网络模型对滑坡变形演化过程中的突变点进行了准确的预测,是一种有效的滑坡变形预测方法。

为便于比较,建立了该滑坡其他因素组合的小波神经网络模型,网络结构及预测结果如表 1 所示。

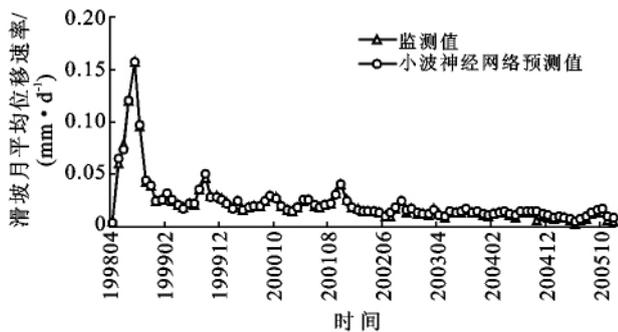


图 5 滑坡位移速率的 2 因素小波神经网络预测值与监测值随时间的变化曲线

表 1 滑坡位移速率的多因素小波神经网络结构及预测结果

因素类型	2 因素		3 因素
	位移速率 +降雨量	位移速率 +库水位	位移速率+降 雨量+库水位
网络结构	2—7—1	2—7—1	3—7—1
均方根误差 RSME	0.001 0	0.001 9	0.001 1
相关指数 RI	0.999 0	0.996 3	0.998 8

从表 1 中可以看出,根据不同因素组合建立的滑坡小波神经网络模型的预测精度总体均比较高,各模型的预测值与监测值的相关指数均达到了 0.99 以上,均方根误差均小于 0.002。其中,以位移速率和降雨量 2 个因素建立的小波神经网络的预测精度最高,该模型的预测值与监测值的相关指数为 0.999 0,均方根误差为 0.001 0。

3 结论

小波分析是近 10 a 来发展起来的进行时变信号分析的有力工具,具有良好的时频局部化性质。将小波分析与神经网络有机结合,基于 matlab 程序建立了滑坡变形预测的多因素小波神经网络模型,既实现了小波变换良好的时频局域化性质,又继承了传统 BP 神经网络良好的自学习功能。

本文以某水电工程区的典型滑坡为例,在对滑坡基本特征、滑坡变形与主要影响因素相关关系进行分析的基础上,选择滑坡变形速率和对滑坡变形起控制作用的降雨量 2 个因素,建立了滑坡变形的小波神经网络预测模型,并与其他多因素小波神经网络模型进行了比较。结果表明,建立的滑坡小波神经网络模型的预测精度总体均比较高,其中以位移速率和降雨量建立的 2 因素小波神经网络模型的预测精度最高,优

于以位移速率和库水位建立的 2 因素小波网络模型和以位移速率、降雨量和库水位建立的 3 因素小波网络模型。

因此,在滑坡变形的多因素预测中,确定影响滑坡变形的关键控制因素至关重要,并非因素越多预测效果越好。

[参 考 文 献]

- [1] 贺可强,阳吉宝,王思敬. 堆积层滑坡位移动力学理论及其应用[M]. 北京:科学出版社,2007:1-353.
- [2] 徐峰,汪洋,杜娟,等. 基于时间序列分析的滑坡位移预测模型研究[J]. 岩石力学与工程学报,2011,30(4):746-751.
- [3] 李秀珍,孔纪名,王成华. 灰色 GM(1,1)残差修正模型在滑坡预测中的对比应用[J]. 山地学报,2007,25(6):741-746.
- [4] 黄润秋,许强. 斜坡失稳时间的协同预测模型[J]. 山地研究,1997,15(1):7-12.
- [5] 文海家,张家兰,张永兴. 万州城区吴家湾滑坡灾变的神经网络识别[J]. 重庆大学学报:自然科学版,2005,28(12):108-111.
- [6] 林大超,安凤平,郭章林,等. 滑坡位移的多模态支持向量机模型预测[J]. 岩土力学,2011,32(S1):451-458.
- [7] 吴益平,滕伟福,李亚伟. 灰色—神经网络模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 岩石力学与工程学报,2007,26(3):632-636.
- [8] 黄志全,张长存,姜彤,等. 滑坡预报的协同—分岔模型及其应用[J]. 岩石力学与工程学报,2002,21(4):498-501.
- [9] 董辉,傅鹤林,冷伍明,等. 基于 Takens 理论和 SVM 的滑坡位移预测[J]. 中国公路学报,2007,20(5):13-18.
- [10] 董辉,傅鹤林,冷伍明. 滑坡变形的支持向量机非线性组合预测[J]. 铁道学报,2007,29(1):132-136.
- [11] 高隽. 神经网络原理及仿真实例[M]. 北京:机械工业出版社,2003:1-208.
- [12] Zhang Qinghua, Benveniste A. Wavelet networks[J]. IEEE Trans. On Neural Networks, 1992,3(6):889-898.
- [13] 虞和济,陈长征,张省,等. 基于神经网络的智能诊断[M]. 北京:冶金工业出版社,2000:73-103.
- [14] 张伟,王聪聪,马文丽,等. 基于小波神经网络的水库来水量预测模型[J]. 三峡大学学报:自然科学版,2011,33(1):9-12.
- [15] Matlab 中文论坛. Matlab 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010:208-217.