

Elman 回归神经网络在大坝安全监控中的应用

赖道平, 顾冲时

(河海大学水利水电工程学院, 江苏 南京 210098)

摘要 给出了 Elman 回归神经网络的网络结构和学习方法. 基于 Elman 回归神经网络能够逼近任意非线性函数的特点, 提出了一种基于 Elman 回归神经网络建立安全监控模型的方法. 实验表明, 所建立 Elman 神经网络模型收敛速度快, 并且其拟合及预报精度高于统计模型和 BP 网络模型.

关键词 Elman 回归神经网络; 大坝; 安全监测

中图分类号: TV64; TV698 文献标识码: A 文章编号: 1000-198X(2003)03-0255-04

目前, 在大坝安全监控中通常采用的数学模型主要是统计模型、确定性模型和混合模型等^[1], 这些模型都是在假定大坝的各次观测相互独立, 观测误差呈正态分布的基础上建立的. 然而, 各影响因子之间常存在多重共线性^[2], 这种相关性会影响模型的拟合效果. 在相关性很高的情况下, 回归模型的回归系数将无法从物理意义上进行解释, 使回归分析失效. 观测误差较大, 并且不呈正态分布时, 模型的精度较低. 另外, 大坝安全监测中的因变量建模时主要考虑水压、温度、降雨、时效等影响因素, 其模型一般为非线性函数^[3], 而回归模型是线性模型, 拟定的表达式难以精确反映因变量的变化规律, 最终也会影响模型的拟合及预报效果. 神经网络模型具有良好的自适应性和函数逼近性能. 在大坝安全监控中, 效应量与影响因子之间常存在滞后效应, 所以采用反馈网络模型比采用三层前向 BP 网络模型更合理^[4]. Elman 回归神经网络是典型的反馈神经网络, 又具有 BP 网络简单明了的优点. 本文以某混凝土重力拱坝某坝段的水平位移为例, 建立 Elman 神经网络模型, 通过与统计回归模型的结果进行比较, 证明 Elman 神经网络模型的拟合精度和预报精度都较高.

1 Elman 回归神经网络模型的基本原理

Elman 回归网络的结构^[5]见图 1. 这种网络除了普通的输入层、隐含层和输出单元外, 还有一个特别的隐含层, 有时称为上下文层或状态层. 输入层单元仅起信号传输作用, 输出层单元起线性加权的作用, 隐含层单元可以是线性或非线性激活函数. 而上下文层单元从普通隐含层接受反馈信号, 即用来记忆隐含层单元前一时刻的输出值, 可认为是一步时延算子. 具体地说, 网络在 k 时刻的输入不仅包括目前的输入值, 而且还包括隐含层前一时刻的输出值, 这时网络可视为普通的前馈网络, 而且可以用 BP 算法进行训练. 训练结束后, k 时刻隐含层的输出值将通过递归连接部分反馈回上下文层单元, 并保留到下一个训练 $k+1$ 时刻. 其中, 反馈连接的权值不能调整. 根据回归连接的结构不同, 可以将回归网络分为部分回归和完全回归. 第一类网络只是选择那些特别有意义的反馈连接^[6].

由一个正切 S 形隐层和一个纯线性输出层组成的 Elman 网络, 能够逼近任何连续函数. 由于它有反馈连

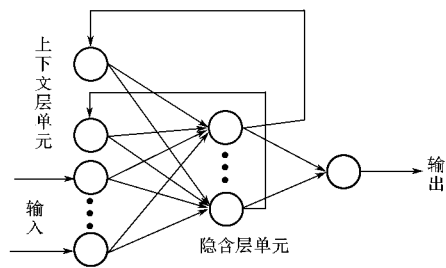


图 1 Elman 网络结构

Fig.1 Structure of Elman network

接,因此通过学习可产生时间模式和空间模式,而且不必先假定系统的数学模型形式,不必考虑外部噪声对系统影响的具体形式,若能给出系统的输入、输出数据时,就可以利用 Elman 回归神经网络对系统进行建模。Elman 回归神经网络还能够体现效应量与影响因子的非线性关系。

2 Elman 网络的安全监控模型

根据系统工程的理论,可以把大坝安全运行看成一个系统,上下游库水位、坝体温度、气温、降雨量等作为系统的输入量,位移、沉陷、裂缝开度、扬压力、渗漏等作为系统的输出量。下面以拱坝的水平位移为例,建立 Elman 网络模型。

影响拱坝坝顶水平位移的因素有上游库水位、温度和时效等。拱坝由于水平拱和悬臂梁的协调作用,使水压力分配在梁上的荷载是非线性变化,因此荷载通常用 H 的 2 或 3 次多项式来表达,由坝工理论知,位移要用 H 的 4 或 5 次多项式来表示。对于运行多年的坝,温度可以用周期项来表示。一般正常运行的大坝,时效的变化规律为初期变化急剧,后期渐趋稳定,并且当大坝运行多年后,时效分量从非线性变化逐渐过渡为线性变化,所以时效可以用线性函数和对数函数来表示。综上所述,Elman 网络模型的输入量为 $H - H_0, H^2 - H_0^2, H^3 - H_0^3, H^4 - H_0^4, \sin \frac{2\pi it}{365} - \sin \frac{2\pi it_0}{365}, \cos \frac{2\pi it}{365} - \cos \frac{2\pi it_0}{365}, \sin \frac{4\pi it}{365} - \sin \frac{4\pi it_0}{365}, \cos \frac{4\pi it}{365} - \cos \frac{4\pi it_0}{365}, \theta - \theta_0, \ln \theta - \ln \theta_0$, 其中 H 为观测位移时的坝前水深,即库水位减去各坝段坝底高程; H_0 为初始水深; t 为从起始日到观测日的累计天数; t_0 为从起始日到所计算时段起始日的累计天数; θ 为从测点起始日开始的天数乘 0.01; θ_0 为从测点起始日到起测日的天数乘 0.01。输出量为坝顶的水平位移。为了使网络能够快速收敛,输入量和输出量都采用式(1)进行压缩处理。

$$x_i^* = \frac{x_i}{x_{\max} - x_{\min}}$$

(1)

选择网络隐层结点数为 40 个,它代表着系统状态的变量个数,试验说明采用 40 个隐层结点网络具有较好的逼近精度,采用 30 个时可以得到更高的拟合精度但预报精度低。应用动量法和学习率自适应调整改造后的 BP 算法来训练 Elman 网络模型。动量法降低了网络对于误差曲面局部细节的敏感性,有效地抑制网络陷入局部极小;自适应调整学习率有利于缩短学习时间。在训练 Elman 网络中,隐含层单元的传递函数取双曲正切 Sigmoid 函数,输出单元采用线性函数 $y = x$,并用小的随机数初始化每一层的权值和阈值,网络的学习率取为 0.01,学习速率增加的比率取为 1.05,学习速率减小的比率取为 0.7,动量常数取为 0.9。实验证明,上述一系列参数的选取方案既可以加快网络的收敛速度,又可以使网络具有较好的逼近精度。图 2 是如下实例的网络训练过程的误差曲线(纵坐标误差为残差平方和的平均值),从图中可以看出网络在训练了 200 步时已基本稳定。

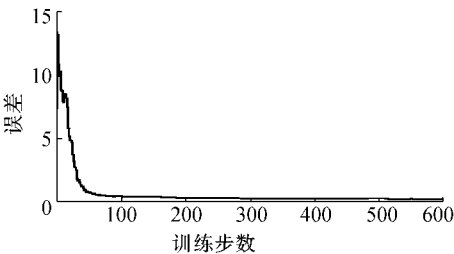


图 2 网络训练过程的误差记录

Fig.2 Error record in network training process

3 计算实例分析

以某水电站混凝土重力拱坝 18# 坝段的坝顶径向位移为例,测试网络的逼近精度和预报精度。该水电站控制流域面积 2 800 km²,总库容 26.88 亿 m³,是一座以发电为主,兼有防洪、灌溉、航运、养殖、旅游等综合效益的水利枢纽工程。电站总装机 150 MW,年发电量 3.16 亿 kW·h。大坝为混凝土重力拱坝,最大坝高 76.3 m,坝顶宽 8 m,坝顶高程为 126.3 m,共分 28 个坝段(自左向右编号 3—30),坝顶弧长为 419 m,18# 坝段为河床坝段。用 1987 年 1 月 1 日至 1998 年 12 月 31 日之间的实测资料来训练网络,用 1999 年的实测资料来检验模型的预报精度,同时与统计模型、BP 网络模型的拟合和预报效果进行比较。统计模型为

$$\delta = \sum_{i=1}^4 a_i (H^i - H_0^i) + \sum_{i=1}^2 \left(b_{1i} \left(\sin \frac{2\pi it}{365} - \sin \frac{2\pi it_0}{365} \right) + b_{2i} \left(\cos \frac{2\pi it}{365} - \cos \frac{2\pi it_0}{365} \right) \right) +$$

$$c_1(\theta-\theta_0)+c_2(\ln\theta-\ln\theta_0)$$

(2)

式中： δ ——坝顶的水平位移； $a_i, b_{1i}, b_{2i}, c_1, c_2$ ——回归系数。BP 网络模型的建立方法参考文献 [3]。

从图 3、4、5 和表 1 中看出，Elman 网络模型比统计模型、BP 网络模型具有更好的拟合精度和预报精度，统计模型拟合的复相关系数虽然也较高，但剩余标准差接近 Elman 网络模型的 2 倍，而 Elman 网络模型的预报精度要明显高于统计模型。同时，Elman 网络模型预报剩余标准差已超过拟合标准差的 2 倍，说明存在部分过拟合，但预报精度在 3 个模型中还是最高。

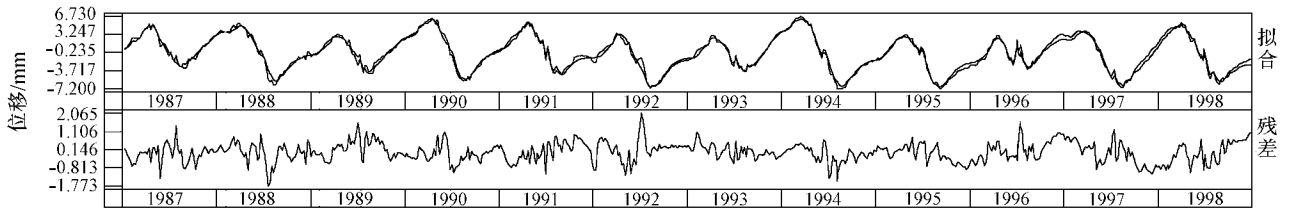


图 3 Elman 网络模型拟合及残差过程线
Fig.3 Fitting and residual error graph of Elman network model

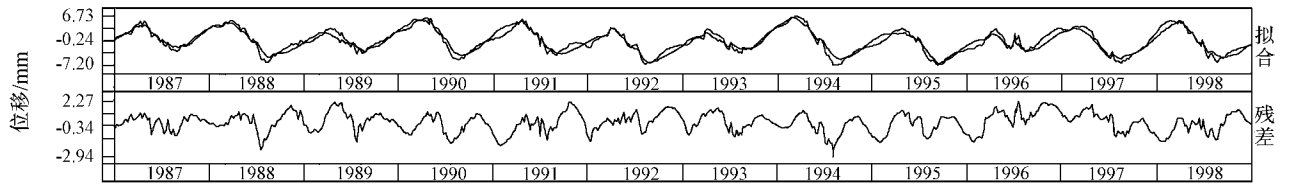


图 4 统计模型拟合及残差过程线
Fig.4 Fitting and residual error graph of regression model

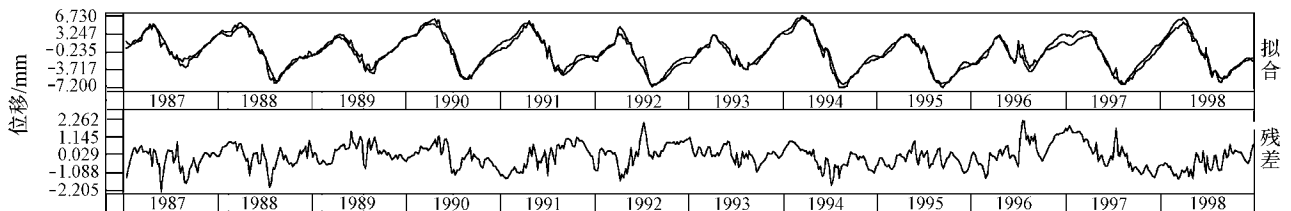


图 5 BP 网络模型拟合及残差过程线
Fig.5 Fitting and residual error graph of BP network model

表 1 Elman 网络模型、统计模型和 BP 网络模型拟合、预报精度对比

Table 1 Precision of fitting and prediction of Elman network model ,regression model and BP network model

模型种类	拟合精度		预报精度
	复相关系数 R	剩余标准差 S/mm	剩余标准差 S/mm
Elman 网络模型	0.968	0.528	1.208
统计模型	0.940	1.033	1.515
BP 网络模型	0.958	0.718	1.241

4 结 论

通过实例分析可以得出:Elman 回归神经网络能在不事先假定系统的数学模型形式以及不考虑噪声对系统影响的具体形式的条件下进行建模,这给复杂系统建模带来了很大的方便.针对垂线径向位移建立的 Elman 网络模型具有收敛速度快、不易陷入局部最小的特点,并且模型的拟合和预报精度都较高,因此 Elman 回归神经网络在大坝安全监控中具有较好的应用前景.

参考文献:

- [1] 吴中如, 沈长松, 阮焕祥. 水工建筑物安全监控理论及其应用[M]. 南京: 河海大学出版社, 1990. 5—6.
- [2] 任若恩, 王惠文. 多元统计数据分析——理论、方法及实例[M]. 北京: 国防工业出版社, 1997. 27—32.
- [3] 杨杰, 吴中如, 顾冲时. 大坝变形监测的 BP 网络模型和预报研究[J]. 西安理工大学学报, 2001, 17(1): 25—29.
- [4] 高玮, 郑颖人. 岩土工程位移预测神经网络建模的几个问题[J]. 地下空间, 2001, 21(5): 369—374.
- [5] 闻新, 周露, 王丹力, 等. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 科学出版社, 2001. 309.
- [6] KASABOV N K. Foundation of neural network, fuzzy system and knowledge engineering[M]. USA: The MIT Press, 1996. 286—288.

Application of Elman recursive neural network to dam safety monitoring

LAI Dao-ping, GU Chong-shi

(College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai Univ., Nanjing 210098, China)

Abstract: The structure and learning method of the Elman recursive neural network are presented. Based on the fact that the Elman recursive neural network can well approach any nonlinear continuous function, the Elman recursive neural network is adopted to develop a safety monitoring model. Experiments show that the convergence rate of the model developed is high, and that the precision of fitting and prediction by the model is higher than that by the regression model and BP network model.

Key words: Elman recursive neural network; dam; safety monitoring