

基于遗传算法的 Elman 神经网络模型在大坝位移预测中的应用

刘雄峰, 李博, 李俊

(西北农林科技大学 水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100)

摘要: 针对大坝位移预测问题的复杂性、时变性和传统预测模型的不足, 结合遗传算法(GA)的全局随机搜索能力和 Elman 神经网络的非线性映射、动态反馈信息和记忆功能的特点, 建立了 GA-Elman 神经网络模型。与 Elman 神经网络模型相比, GA-Elman 神经网络模型在预测大坝变形时具有全局收敛的特点, 可以克服 Elman 神经网络容易陷入局部极小的缺陷。将该模型用于预测某水电站大坝实测变形数据, 表明 GA-Elman 神经网络模型的预测精度高, 在大坝位移预测中具备实用性。

关键词: 大坝位移预测; Elman 神经网络; 遗传算法; GA-Elman 模型

中图分类号: TV698.1 文献标识码: A 文章编号: 1672-643X(2014)03-0152-05

Application of Elman neural network model in prediction of dam deformation based on genetic algorithms

LIU Xiongfeng, LI Bo, LI Jun

(College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A & F University, Yangling 712100, China)

Abstract: Aimed at the complexity and time variability of forecast of dam deformation, and the shortage of traditional prediction model, combined with the overall ability of random search of genetic algorithm and the characteristics of misalignment mapping, dynamic feedback and memory function of Elman neural network, the paper built the model of genetic algorithms(GA) and Elman neural network. Compared with the Elman neural network, the GA-Elman model has the characteristics of global convergence and can overcome the fault that Elman neural network was susceptible to fail into local minimum. The model was used to forecast some measured data of a dam deformation in a hydropower station. The result showed that the forecast precision of GA-Elman model is high and has practicability in dam deformation prediction.

Key words: dam deformation prediction; Elman neural network; genetic algorithm; GA-Elman model

1 研究背景

大坝监测是大坝安全运营的重要保障。大坝位移预测是大坝监测数据处理的重要部分, 直接关系到大坝安全运营。目前, 大坝位移预测中大多数采用的是静态前馈反向(BP)神经网络和径向基函数(RBF)神经网络传播, 即利用静态前馈网络对动态系统进行辨识^[1-2]。然而, 实际上只有动态回归神经网络才能更加直接地反映实际问题的动态特性。Elman 神经网络是一种典型的动态神经元网络, 它在前馈网络的基础上, 通过储存内部状态使其具备

映射动态特征的功能, 从而使得系统具有适应时变特性的能力。国内外专家学者对此进行了广泛而深入的研究。赖道平等提出了一种基于 Elman 神经网络建立安全监控模型的方法^[3]。王浩军等提出了一种利用 Elman 神经网络建立大坝位移预报模型的方法^[4]。

但是, Elman 网络采取与 BP 网络一致的权值更新方法(梯度下降法), 其缺陷是容易陷入局部最小值, 许多学者尝试改进 Elman 神经网络, 取得了一些成就^[5-6]。近年来, 遗传算法(GA)^[7]被用于改进神经网络成为热点之一^[8-12]。本文借助遗传算法来

收稿日期: 2013-12-12; 修回日期: 2014-02-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(41201484); 精密工程与工业测量国家测绘地理信息局重点实验室开放基金项目(PF2011-21); 西北农林科技大学大学生创新性实验计划项目(2201310712072)

作者简介: 刘雄峰(1990-), 男, 湖北北京山人, 在校本科生, 农业水利工程专业。

训练优化初始权值。遗传算法全局变异算子可以避免陷入局部最优,并且由于其具有并行搜索的特性,保证了算法的快速、稳定。为了检验 GA - Elman 神经网络的预测能力,本文根据某大坝的实测变形观测数据进行了实际仿真和预测,得到了较好的预测效果,提高了大坝位移预测的精度。

2 Elman 神经网络

Elman 神经网络由输入层、隐含层、连接层和输出层组成^[13],其结构如图 1 所示。与其它类似的网络相比,在结构上多了一个连接层,用于构成局部反馈。连接层的传输函数为线性函数,但是多了一个延迟单元,因此连接层可以记忆过去的状态,并在下一时刻与网络的输入一起作为隐含层的输入,使网络具有动态记忆功能,非常适合时间序列预测问题。

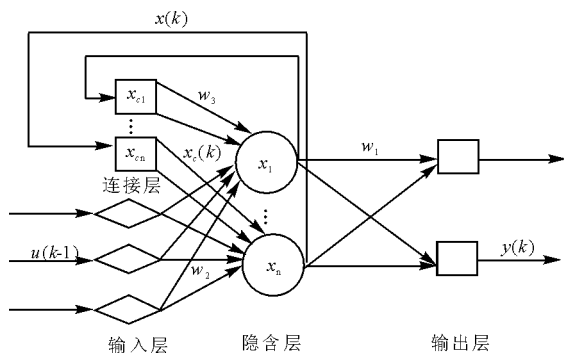


图 1 Elman 神经网络结构图

在图 1 的情况下,网络结构为:

$$y(k) = g(w_3 x(k)) \quad (1)$$

$$x(k) = f(w_1 x_c(k-1) + w_2 u(k-1)) \quad (2)$$

$$x_c(k) = x(k-1) \quad (3)$$

式中: $y(\cdot)$ 、 $x(\cdot)$ 、 $u(\cdot)$ 、 $x_c(\cdot)$ 分别表示 m 维输出节点向量、 n 维隐含层节点单元向量、 r 维输入向量和 n 维反馈状态向量; w_1 、 w_2 、 w_3 分别表示隐含层到输出层、输入层到隐含层、连接层到隐含层的连接权值; $g(\cdot)$ 为输出神经元的传递函数,是隐含层输出的线性组合; $f(\cdot)$ 为隐含层神经元的传递函数。

在 Elman 神经网络中,输出层和连接层的传递函数为线性函数(Matlab 中的 purelin 函数),隐含层的传递函数则为某种非线性函数,如 Sigmoid 函数。由于隐含层不但接收来自输入层的数据,还要接收连接层中储存的数据,因此对于相同的输入数据,不同时刻产生的输出也可能不同。输入层数据反映了信号的空域信息,而连接层延迟反映了信号的时域信息。因此,Elman 神经网络可以用于时域和空域

模式识别。

但是由于 Elman 神经网络是在 BP 神经网络的基础上改进而来,也采用 BP 算法进行权值修正,因此存在学习速度较慢、易陷入局部极小值等缺点,为此,本文提出一种基于遗传算法优化 Elman 神经网络连接权值的 GA - Elman 神经网络模型。

3 应用遗传算法优化 Elman 神经网络

遗传算法是一种具有广泛适用性的搜索方法,通过建立在自然选择和群体遗传学机理基础上的随机迭代、进化,所有的自然种类都是适应环境而得以生存,这一自然适应性是遗传算法的主旋律。遗传算法结合了适者生存和随机信息交换,前者消除了解中不适应因素,后者利用了原有解中已有的知识,从而有力地加快了搜索过程。遗传算法具有多点并行搜索的特点,可以避免陷入局部极值点,同时它在使用时需要的信息较少,且放松了对目标函数值的要求,仅通过复制、交叉和变异运算就可以以很大的概率在解空间中搜索到全局最优或次优解。

遗传算法优化 Elman 神经网络时首先确定 Elman 神经网络的拓扑结构,Elman 神经网络的拓扑结构是根据样本的输入/输出参数个数确定的,这样就可以确定遗传算法优化参数的个数,从而确定种群个体的编码长度。然后遗传算法优化的参数是 Elman 神经网络的初始权值和阈值,Elman 神经网络的权值和阈值一般是随机初始化的随机数,这个初始化参数对网络训练的影响很大,但是又无法准确获得,对于相同的初始权重值和阈值,网络的训练结构式一样的,引入遗传算法就是为了优化出最佳的初始权值和阈值。使优化后的 Elman 神经网络能够更好的进行样本预测。Elman 网络采取的权值更新方法(梯度下降法),其缺陷是容易陷入局部最小值,所以本文借助遗传算法(GA)来训练优化初始权值,通过选择、复制、交叉、变异这几种进化机制来寻找最优解。因此,遗传算法全局变异算子可以避免陷入局部最优,并且由于其具有并行搜索的特性,保证了算法的快速、稳定。

遗传算法优化 Elman 神经网络的要素包括种群初始化、适应度函数、选择算子、交叉算子和变异算子。遗传算法优化 Elman 神经网络的流程图如图 2。

遗传算法优化 Elman 神经网络的实现步骤如下:

(1) 种群初始化。将 Elman 网络的初始随机权值编码为若干和染色体组成的初始种群。个体编码使用二进制编码,每个个体均为一个二进制串,由输

入层与隐含层连接权值、隐含层阈值、隐含层与输出层连接权值、输出层阈值 4 部分组成,每个权值和阈值使用 M 位的二进制编码,将所有权值的阈值的编码连接起来即为一个个体的编码。

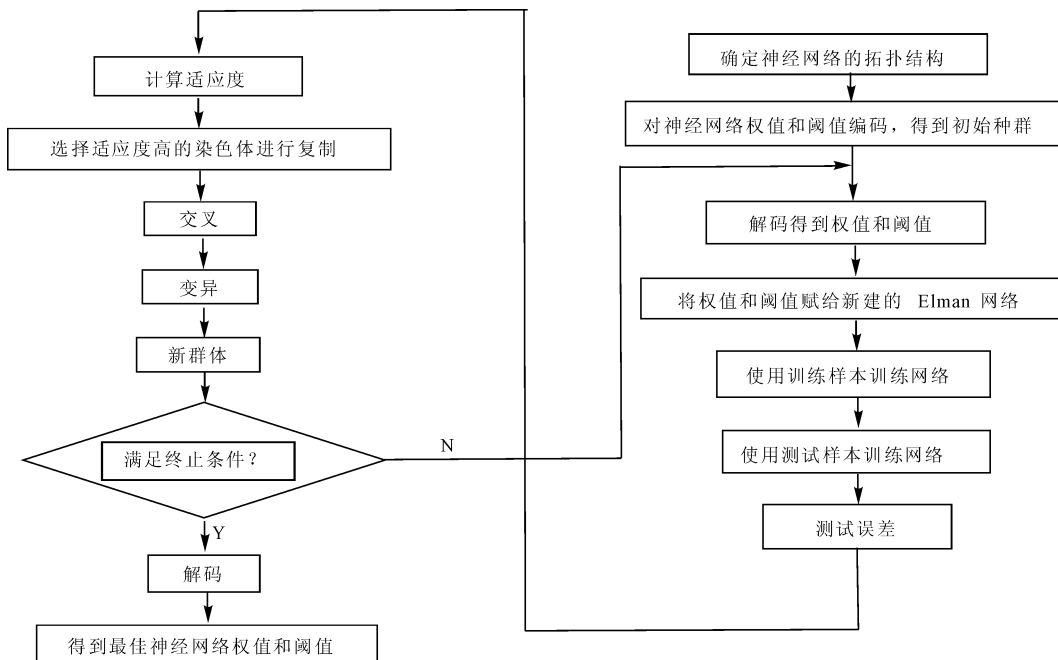


图 2 遗传算法优化 Elman 神经网络流程图

(3) 选择算子。采用轮盘赌法,把种群中所有的染色体按其适应度在总和看所一个轮盘的圆周,而每个染色体按其适应度在总和中所占的比例占据轮盘的一个扇区。每次染色体的选择复制可以看作轮盘的一次随机转动,转到哪个扇区停下来,那个扇区对应的染色体就被选中。见式(4)。

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^{size} f_i} = \frac{f_i}{f_{sum}} \quad (4)$$

式中: $size$ 为种群规模; f_{sum} 为种群的适值总和; P_i 为个体 i 的选择概率。

(4) 交叉算子。交叉操作分为控制基因交叉和参数基因交叉。在控制基因交叉方面,交叉操作是两个父辈个体按某种方式交换部分基因,而形成新的个体,该操作可以保证算法的全场搜索能力,采用最简单的单点交叉算子。对于采用了实值编码的参数基因,为保证交叉后参数新的参数值,产生新的搜索空间,参数基因采用线性组合的交叉操作。如式(5)、(6):

$$y_1 = ax_2 + (1 - a)x_1 \quad (5)$$

$$y_2 = ax_1 + (1 - a)x_2 \quad (6)$$

式中: a 为随机数; x_1 、 x_2 为从父代群体中随机选取

(2) 选择适应度函数。为了使 Elman 网络在预测时,预测值与期望值的残差尽可能小,所以选择预测样本的预测值与期望值的误差为目标函数的输出。

适应度函数采用 $f = 1/E(t)$ 选择算子

的两个个体; y_1 、 y_2 为线性组合交叉产生的两个新后代。

(5) 变异算子。对控制基因的变异操作以一定的概率对变异位进行取反运算,而对参数基因的变异操作采用均匀变异,变异以一定概率产生变异基因数,用随机方法选出发生变异的基因。操作方式为在父代群体中随机的选择一个个体 $x = x_1, x_2, \dots, x_n$, 随机选择一个分量, 当为第 k 个分量时, 在其定义区间 $[a_k, b_k]$ 中均匀随机的取一个个体 $a_k = a_k + \gamma(b_k - a_k)$; γ 是一个均匀的随机数。从中可以看出该算子具有很大的随机性,其产生的个体具有可行性。

(6) 产生下一代群体,若迭代次数超过最大允许次数或解群体的网络输出误差足够小,则解码得到神经网络优化后的权值和阈值。否则,将权阈值赋给 Elman 神经网络并继续进化。

4 实验仿真

利用某水电站大坝一测点 2009-05-03 - 2010-02-13 日连续 280 d 的垂直沉降位移数据作为原始资料样本。采用前 140 d 位移值作为训练样本,其中每连续 5 d 的位移值作为训练输入,第 6 d 的位移

值作为对应的期望输出。后 140 d 位移值作为预测样本。验证优化神经网络能否准确预测出 2009-09-27 - 2010-02-13 的位移沉降值。

本文的遗传算法运行参数设定如表 1。

表 1 遗传算法参数设置

| 种群大小 | 最大遗传代数 | 变量的二进制进制位数 | 交叉概率 | 变异概率 | 代沟 |
|------|--------|------------|------|------|------|
| 40 | 50 | 10 | 0.7 | 0.01 | 0.95 |

采用 Matlab 中的神经网络工具箱进行仿真预测。Matlab 核心代码如下:

```
% 建立 Elman 神经网络
% 由 threshold 确定网络输入值得最大值和最小值
threshold = [0 1;0 1;0 1;0 1;0 1]
net = newelm(threshold,[0,1],[20,1],{'tansig',
purelin'})
```

```
% 设置迭代次数
net.trainParam.epochs = 1000
```

```
% 网络初始化
net = init(net)
% 训练 Elman 神经网络
```

```
net = train(net,P,T)
% 使用数据测试网络
y = sim(net,P)
```

为了取得较好的效果,训练前对数据进行归一化处理。当输入节点为 n 、输出节点为 m 时, Elman 神经网络表达了 n 个自变量至 m 个因变量的映射关系。为防止产生净输入绝对值过大引起的神经元输出饱和现象,从而加快训练网络的收敛性,将数据用 Elman 神经网络处理前需用式(7)对数据归一化处理:

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (7)$$

式中: x 为原始数据; x_{\min} 、 x_{\max} 分别为原始数据的最小值、最大值; y 为归一化数据。将数据归一化到 $[-1,1]$, 可在 Matlab 中用自带函数 mapminmax 实现。

通过图 3~5 展示训练和预测结果。

选择此测点 2011-01-01 - 2011-07-20 连续 200 d 的垂直沉降位移数据资料。其中每连续 5 d 的位移值作为输入,第 6 d 的位移值作为对应的期望输出。验证优化神经网络能否准确预测出位移沉降值。通过图 6~7 展示预测结果。

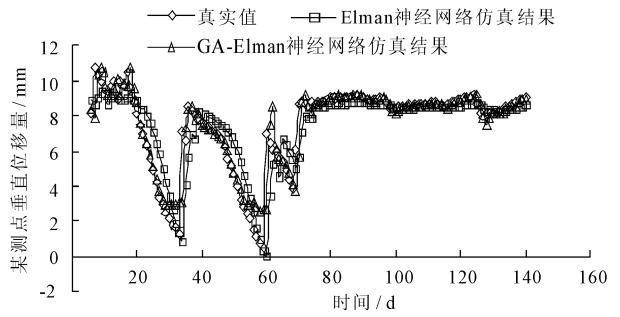


图 3 训练数据组仿真结果图

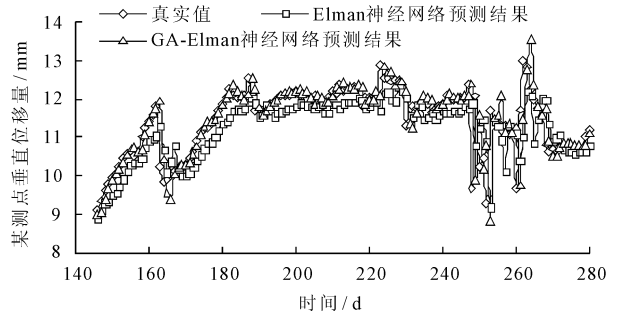


图 4 预测数据组预测结果图

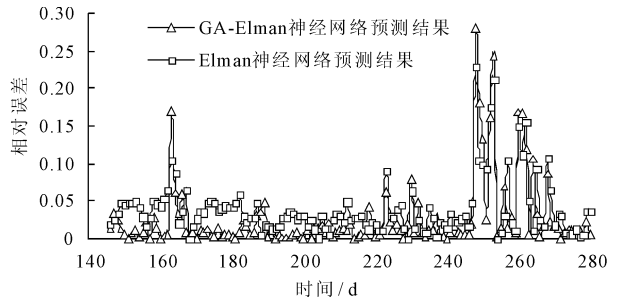


图 5 预测数据组预测相对误差

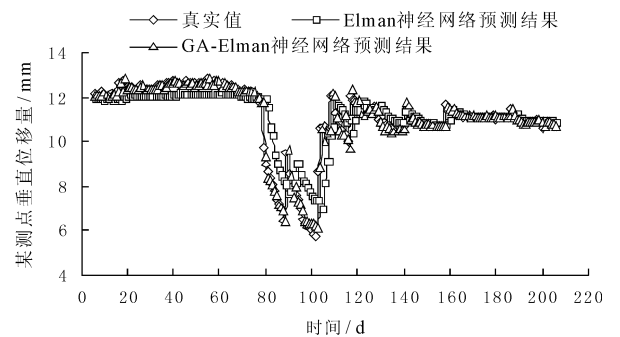


图 6 预测数据组预测结果图

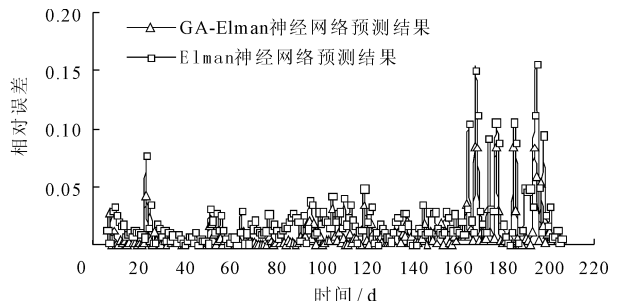


图 7 预测数据组预测相对误差

图3展示了GA-Elman神经网络训练样本真实值和训练结果的对比效果,可以看出,GA-Elman神经网络模型训练结果与实测值基本重合,且其拟合程度比Elman神经网络模型高,表明GA-Elman神经网络模型可以用于预测。

从图4可以看出,在大坝变形预测上GA-Elman神经网络模型比Elman神经网络的预测效果更好。从图5可看出,总体上GA-Elman神经网络模型预测的相对误差比Elman神经网络模型要小,说明通过遗传算法优化了Elman神经网络,其克服了易陷入局部极小的缺陷,预测精度比Elman神经网络模型高。

为检验模型对未参加训练的数据的拟合精度,将模型用于预测此测点2011年1月1日至2011年7月20日连续200d的垂直沉降位移,从图6和图7的结果可知,仍然取得了较好的效果,模型预测精度高。由此可知GA算法起到了优化Elman神经网络的作用,克服了Elman神经网络易陷入局部极小的缺陷。GA-Elman神经网络模型预测的相对误差基本在0.05以内,说明其具有较高的预测精度。

5 结 语

大坝监测是大坝安全运营的重要保障,大坝监测的目的就是分析估计大坝的安全程度,以便及时采取措施,设法保证大坝安全运行。用遗传算法来优化Elman神经网络后建立的GA-Elman神经网络模型,可以克服Elman神经网络容易陷入局部极优的问题,比Elman神经网络的预测精度更高,能够有效用于预测大坝变形量。

参考文献:

[1] 邓念武,邱福清,徐 晖. BP模型在土石坝资料分析中的应用[J]. 武汉大学学报(工学版),2001,34(4):17-20.

- [2] 邓兴升,王新洲. 根据历史位移预报大坝变形的神经网络方法[J]. 水电自动化与大坝监测,2004,28(2):51-53.
- [3] 赖道平,顾冲时. Elman回归神经网络在大坝安全监控中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2003,31(3):255-258.
- [4] 王浩军,蒋建群,李富强. 基于MATLAB的Elman神经网络在大坝位移预测中的应用[J]. 水力发电,2005,31(1):31-33+37.
- [5] 余 健,郭 平. 基于AQPSO算法优化的Elman网络模型及其应用[J]. 计算机工程与应用,2008,44(6):216-218.
- [6] 王晓霞,马良玉,王兵树,等. 进化Elman神经网络在实时数据预测中的应用[J]. 电力自动化设备,2011,31(12):77-81.
- [7] Ding Shifei, Li Xu, Su Chunyang, et al. An optimizing method of RBF neural network based on genetic algorithm [J]. Neural Computing & Applications, 2012, 21(2):333-336.
- [8] 仲云飞,梅一韬,吴邦彬,等. 遗传算法优化BP神经网络在大坝扬压力预测中的应用[J]. 水电能源科学,2012,30(6):98-101.
- [9] 秦真珍,杨 帆,黄胜林,等. 基于GA-BP算法的大坝边坡变形预测模型[J]. 测绘工程,2010,19(1):13-16.
- [10] 王新志,陈 伟. 基于GA-LMBP网络模型的小浪底大坝3维变形预报分析[J]. 测绘与空间地理信息,2012,35(7):95-97+100.
- [11] 刘健,蔡建军,程 森. 基于遗传神经网络的大坝变形预测模型研究[J]. 山东大学学报(工学版),2006,36(2):62-66.
- [12] Gao X Z, Ovaska S J. Genetic Algorithm Training of Elman Neural Network in Motor Fault Detection [J]. Neural Computing & Applications, 2002, 11(1):37-44.
- [13] Elman J L. Finding structure in time [J]. Cognitive Science, 1990, 14(2):179-211.