

DOI:10.3880/j.issn.1006-7647.2008.04.003

CPSO-NN 模型在大坝安全监控中的应用

张磊^{1 2} 金永强^{1 2} 李子阳^{1 2} 蒋裕丰^{1 2}

(1. 河海大学水利水电工程学院, 江苏 南京 210098 ;
2. 河海大学水资源高效利用与工程安全国家工程研究中心, 江苏 南京 210098)

摘要 : 针对大坝安全监控中传统 BP 神经网络模型由于采用最速下降法求解网络权值而存在的计算过程复杂、易陷入局部极值点等缺点, 提出大坝安全监控神经网络权值的协同粒子群优化求解方法。该方法先把网络权值的计算问题转化为粒子群的寻优问题, 然后通过粒子群协同寻优实现对网络权值的计算。工程实例分析结果表明: 基于协同粒子群算法的神经网络模型计算简单、收敛速度快、拟合精度高, 为大坝安全监控分析提供了一种有效的新方法。

关键词 : 协同粒子群; 神经网络; 大坝安全监控

中图分类号 : TV640.3 文献标识码 : A 文章编号 : 1006-7647(2008)04-0008-03

Application of CPSO-NN model in dam safety monitoring//ZHANG Lei^{1 2}, JIN Yong-qiang^{1 2}, LI Zi-yang^{1 2}, JIANG Yu-feng^{1 2}(1. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China ;2. National Engineering Research Center of Water Resource Efficient Utilization and Engineering Safety, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract : The calculation process of traditional BP neural network models employed in dam safety monitoring is complicated, and the calculations easily fall into local extreme points, due to use of the steepest descent algorithm in the calculation of BP neural network weights. In order to overcome these shortcomings and to optimize the weights of neural networks for dam safety monitoring, the cooperative particle swarm optimization algorithm is proposed. Then the calculation of neural networks weights is transformed into the cooperative optimization of particle swarms. The results of an engineering instance show that, with a simple calculation process, fast convergence and high precision, the neural network model based on the cooperative particle swarm optimization algorithm provides a new and effective method for dam safety monitoring.

Key words : cooperative particle swarm; neural network; dam safety monitoring

目前, 国内外大坝安全监控主要采用统计模型、确定性模型和混合模型来进行安全评价分析和预测预报^[1]。但这些模型难以较好地反映数据的非线性特征, 而且模型精度在很大程度上受到模型所选择因子的影响。为了解决上述问题, 一些学者将人工神经网络(artificial neural networks, 简称 ANN)中的误差反向传播(error back propagation, 简称 BP)网络模型(BP-NN)应用到大坝安全监控的模型建立与预测预报等方面, 取得了一定的效果^[2]。但 BP-NN 模型采用最速下降法求解权值, 计算过程较为复杂而且存在收敛速度慢、容易陷入局部极值点等问题, 一定程度上限制了其应用。

粒子群优化(particle swarm optimization, 简称 PSO)算法^[3]是 Kennedy 等通过对鸟群捕食行为的研究而发明的一种全局随机优化算法, 其最主要的特点是操作简单、收敛速度快, 能有效地对神经网络模

型的权值进行寻优求解。但在解决复杂高维空间问题时, PSO 算法存在容易陷入局部极值点、过早收敛等缺点, 而协同粒子群优化(cooperative particle swarm optimization, 简称 CPSO)算法能很好地避免上述缺点, 优于 PSO 算法^[4]。

为了达到较好的拟合精度, 大坝安全监控神经网络模型通常所选影响因子较多, 其权值求解属于高维空间寻优问题。因此, 笔者尝试将 CPSO 算法应用于大坝安全监控神经网络模型的权值寻优求解中, 并以工程实例说明该网络模型较其他神经网络模型在收敛性以及预测精度等方面均有明显改善。

1 PSO 算法与 CPSO 算法

1.1 PSO 算法的数学描述

PSO 算法是一种基于群体的随机优化技术。它将每个可能产生的解表述为群的 1 个粒子, 通过迭

代搜寻最优解。假设由 m 个粒子组成的粒子群在 n 维空间中寻优。首先在可行解空间中初始化 m 个随机粒子,每个粒子的位置就是 1 个潜在的解,用矢量表示为 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in})$, $i = 1, 2, \dots, m$ 。将 X_i 代入目标函数就可以计算出其适应值,根据适应值的大小衡量解的优劣。每个粒子的运动方向和距离由粒子的位移矢量决定,表示为 $Z_i = (Z_{i1}, Z_{i2}, \dots, Z_{in})$, $i = 1, 2, \dots, m$ 。在每一次迭代中,粒子通过跟踪 2 个最优位置来更新自己:第 1 个是粒子本身目前所找到的最优位置 $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in})$,另一个是整个粒子群目前找到的最优位置 $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gn})$ 。找到这 2 个最优位置之后,粒子可根据式(1)~(3)来更新自己的位置和位移:

$$Z_{ij}^{(t+1)} = \omega Z_{ij}^{(t)} + c_1 r_1 (P_{ij}^{(t)} - X_{ij}^{(t)}) + c_2 r_2 (P_{gj}^{(t)} - X_{ij}^{(t)}) \quad (1)$$

$$Z_{ij}^{(t+1)} = \begin{cases} Z_{ij}^{(t+1)} & Z_{ij}^{(t+1)} > Z_{\max} \\ -Z_{\max} & Z_{ij}^{(t+1)} < -Z_{\max} \end{cases} \quad (2)$$

$$X_{ij}^{(t+1)} = X_{ij}^{(t)} + Z_{ij}^{(t+1)} \quad (3)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, n$; ω 为惯性因子,非负数,可以随着迭代线性减小; c_1, c_2 为学习因子,取非负值; r_1, r_2 为介于 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数; $Z_{\max}$ 为限制粒子移动的最大距离。

迭代中止条件一般选为最大迭代次数或粒子群找到的最优位置满足适应值阈值。

1.2 CPSO 算法

由于 PSO 算法存在早熟收敛等固有弱点,为了增大粒子群的搜索范围,提高算法全局搜索能力,有学者提出粒子群协同优化的思想^[5]。通常协同粒子群模型中,将 m 个粒子划分为 D ($D \leq m$) 个子群,每个子群中粒子的个数可能不同,但 D 个子群总粒子数为 m ,这 D 个子群展开并行独立的局部搜索以及优良粒子相互迁移的共同优化。

根据大坝位移监控量的数据特点和笔者自行分析比较,本文所采用的是由 Van Den Bergh 等^[6]根据 CCGA 提出的一种截然不同的划分子群结构的 CPSO 模型。在这种 CPSO 模型中,将群体中的每个粒子分裂为 D ($D \leq n$) 个分量粒子,每个分量的维数可能不同,但 D 个分量维数总和为 n 。然后同一分量上的 m 个粒子相互组合成为 1 个子群体,从而形成 D 个子群体。本文中 D 取为 n ,此时形成 n 个子群体,而每个子群体都含有 m 个一维的粒子。在计算适应值时,把 n 个子群中最优的一维粒子按照顺序拼接成 n 维,通过环境量进行计算。

CPSO 算法步骤如下:

步骤 1:定义环境量 $b(j, z) = (P_1, \hat{y}, P_2, \hat{y}, \dots,$

$P_{j-1}, \hat{y}, z, P_{j+1}, \hat{y}, \dots, P_n, \hat{y})$ 。每个子群中的每个粒子通过 $b(j, z)$ 计算适应值, $b(j, z)$ 中除了第 j 个元素以外,其余元素都是由每个子群的历史最优位置组成。

步骤 2:生成并初始化 n 个一维粒子群 P_j ($j = 1, 2, \dots, n$),每个 P_j 中都包含 m 个一维的向量粒子,第 i 个粒子的位置和位移表示为 P_j, X_i, P_j, Z_i ($i = 1, 2, 3, \dots, m$)。

步骤 3:通过环境量对每个群中的每个粒子计算适应值 $f(b(j, P_j, X_i))$ 。如果 $f(b(j, P_j, X_i))$ 小于第 i 个粒子历史最优位置的适应值 $f(b(j, P_j, y_i))$,则更新第 i 个粒子最优位置 $P_j, y_i = P_j, X_i$;如果 $f(b(j, P_j, y_i))$ 小于第 j 个子群历史最优位置的适应值 $f(b(j, P_j, \hat{y}))$,则更新第 j 个子群历史最优位置 $P_j, \hat{y} = P_j, y_i$ 。更新粒子群的位置和位移公式如下:

$$P_j, Z_i^{(t+1)} = \omega P_j, Z_i^{(t)} + c_1 r_1 (P_j, y_i^{(t)} - P_j, X_i^{(t)}) + c_2 r_2 (P_j, \hat{y}^{(t)} - P_j, X_i^{(t)}) \quad (4)$$

$$P_j, X_i^{(t+1)} = P_j, X_i^{(t)} + P_j, Z_i^{(t+1)} \quad (5)$$

步骤 4:若达到最大迭代次数或适应值阈值要求,则迭代终止,得到最优解,否则转到步骤 3 继续迭代。

2 大坝安全监控的 CPSO-NN 模型

2.1 大坝安全监控的网络结构确定

大坝安全监控网络模型的输入层结点数由影响该变形观测量的因子数确定。由文献[1]可知,影响混凝土拱坝水平位移的因子有 3 类,即水压、温度和时效。水压因子取上、下游水位 1~4 次方,温度因子取正、余弦年周期项和半年周期项,时效因子取一次项和对数项,共计 14 个因子项。因此,输入层结点数 14。输出结果为变形监测量 1 项,故输出层结点数 1。理论上讲,当隐含层具有 $2r + 1$ 个结点时(r 为输入层结点数),3 层前馈网络可以任意精度逼近任一可微函数。因此,本文采用 14-29-1 网络结构。在网络学习训练前,将输入与输出数据规格化在 $[0.1, 0.9]$ 之间,这样可以大大加快学习速度,而数据间的联系并不减少。

大坝安全监控神经网络模型通常所选影响因子较多,其权值求解属于高维空间寻优问题,以往权值求解过程是建立在误差反向传播的基础上的,存在计算过程复杂、易收敛于局部极值等缺点。国内外学者提出了许多解决方法,其中 PSO 算法较其他方法有操作简单、收敛快等优点,而 CPSO 算法的寻优性能明显优于 PSO 算法,因此本文将 CPSO 算法应

用于大坝安全监控网络权值的训练。

2.2 基于 CPSO 算法优化权值的神经网络 (CPSO-NN)

用 CPSO 算法训练网络时,将粒子群位置 P, X_i ($P=(P_1, P_2, \dots, P_n)^T, i \in [1, m]$) 的元素定义为网络的全体连接权值。首先初始化位置 P, X_i , 然后用 CPSO 算法搜索最优位置,使如下适应值达到最小。

$$f(P, \hat{y}) = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L \sum_{m=1}^M (t_{l,m} - a_{l,m})^2 \quad (6)$$

式中: L 为训练集的样本数; $t_{l,m}$ 为第 l 个样本第 m 个网络输出结点的理想输出值,即实际观测值; $a_{l,m}$ 为第 l 个样本第 m 个网络输出结点的实际输出值,由前述网络计算得到; M 为网络输出神经元的个数,即监测量的个数。

CPSO-NN 网络计算流程如图 1 所示。

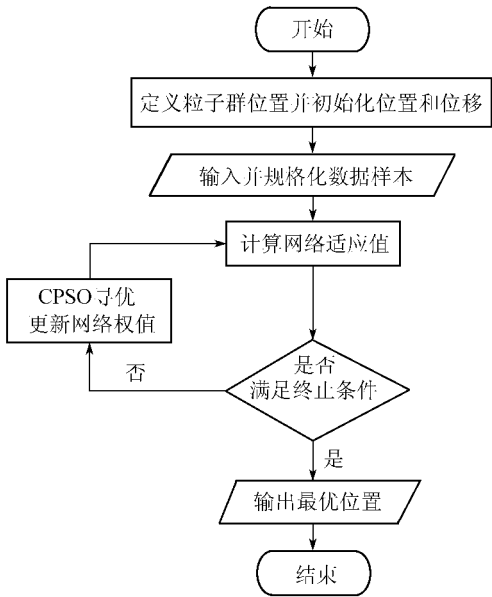


图 1 CPSO-NN 计算流程

3 工程应用实例

为了说明前述模型的适用性,以某混凝土拱坝 13 号测点水平位移监测资料为例进行分析。监测资料时段取 2003 年 12 月 30 日至 2007 年 7 月 15 日,将 2003 年 12 月 30 日至 2006 年 12 月 31 日的监测资料作为训练样本,2007 年 1 月 1 日至 7 月 15 日的监测资料作为预测样本,采用笔者自行编制的程序建立 CPSO-NN 模型进行分析预测并与 PSO-NN 和 BP-NN 模型相比较。3 种模型的适应值曲线、实测-拟合残差过程线分别如图 2、图 3 所示,表 1 列出了 3 种模型的实测-拟合剩余标准差。

由图 2 可以看出,在解决高维复杂的寻优问题时,CPSO-NN 模型的寻优性能远优于 PSO-NN 模型和 BP-NN 模型。

由图 3 和表 1 可以看出:CPSO-NN 模型拟合效果较好,拟合精度明显高于 PSO-NN 和 BP-NN 模型,

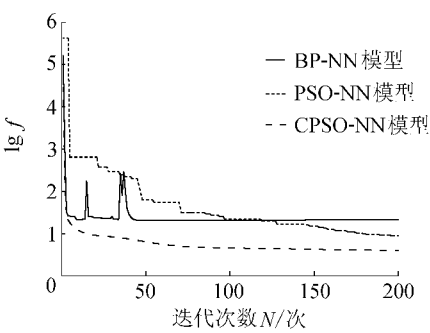


图 2 3 种模型适应值变化曲线

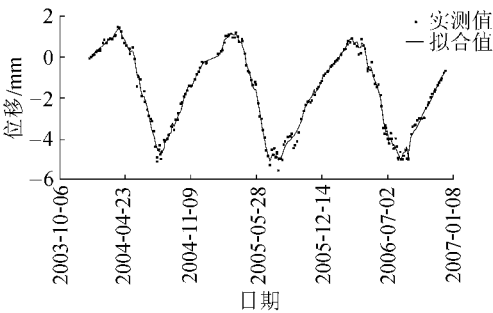


图 3 CPSO-NN 模型实测-拟合过程线

表 1 3 种模型的复相关系数和剩余标准差

模 型	复相关系数	剩余标准差/mm
BP-NN 模型	0.955	0.446 6
PSO-NN 模型	0.981	0.297 2
CPSO-NN 模型	0.991	0.201 8

这说明 CPSO-NN 不仅具有良好的自适应性和鲁棒性,能捕捉数据的非线性特征,而且具有较强的全局搜索能力。

将 3 种模型应用于 2007 年 1 月 1 日至 7 月 15 日时段的预测,各模型预报精度分别采用 MAPE(平均绝对百分比误差)、MSE(均方误差)和 MAE(平均绝对误差)3 个指标^[7]进行比较,结果见表 2。从表 2 中可以看出,CPSO-NN 模型的预测效果明显优于其他 2 个模型,说明该模型具有较好的预报能力。

表 2 各模型预报精度

模 型	MAPE	MSE	MAE
BP-NN 模型	0.518 6	0.072 5	0.307 7
PSO-NN 模型	0.429 3	0.061 9	0.254 4
CPSO-NN 模型	0.163 1	0.028 2	0.105 7

4 结 语

传统 BP-NN 模型采用最速下降法求解网络权值,计算过程较为复杂,而且容易陷入局部最优点,从而限制了其在大坝安全监控中的应用。采用 PSO 算法对神经网络模型权值的优化求解是一种好的思路,但是 PSO 算法存在早熟收敛、收敛精度比较差的缺点。为此,笔者将基于协同理论 CPSO 算法应用到大坝安全监控神经网络模型(下转第 75 页)

来、将移民安置和改善生态环境很好地结合起来,而且将库区与安置区作为一个系统来综合考虑,将移民的经济子系统恢复与社会子系统恢复两者有机地统筹考虑,使移民安置区的经济、社会、资源、环境协调发展。此阶段外界对水库移民系统输入了资金流、信息流、管理流和人才流等负熵流,另外对系统内部产生的熵增值有良好的疏导机制,最后使系统总熵变趋近为零值,形成了一个缓慢的系统有序性恢复过程。

2.4 系统实现飞跃进化阶段(2007年以后)

在开发性移民方针指导下,以补偿、补助、扶持等方式存在的水库移民系统负熵流,只是用20年的时间跨度对系统有序性起一个缓慢恢复作用,而不是力图使系统进化至一个更高级的有序系统。水库移民系统有序化的第四阶段应该是通过一定模式对关键子系统加大负熵流输入,在恢复系统有序性的基础上,借助系统中非线性动力过程和正负反馈机制,通过涨落和突变,促使系统进化为一种新的有序结构,即水库移民系统耗散结构。经济子系统是水库移民系统中的核心序变量,对其负熵流的输入量可以决定整个系统的有序性进化过程。改变对经济子系统传统式的补偿、补助式输入,实现移民对工程经济效益的共享,为移民经济子系统恢复和进化提供稳定的负熵流。

20世纪90年代国内相关学者就对移民共享工程经济效益的可行性开展过研究,并在广西、福建等地小水电项目进行过尝试与探索^[7]。水库移民长效补偿安置模式是对实现移民共享工程经济效益的重要机制之一,2007年后建设的金沙江中游“一库八级”大型水电站和澜沧江流域大型水电项目中已采用该安置方案。在以后的水库项目移民安置中,长效补偿安置方案将成为主要安置方式。移民长效补偿是指在对移民进行生活安置的基础上,以移民被淹没法定承包耕地前3年的农作物平均产量为原

始依据,根据当地粮食主管部门公布的粮食交易价格确定耕地平均年产值,采取货币形式对移民实行逐年补偿,相当于移民每生产周期领取一份“工资”^[8]。移民长效补偿安置方案以分享工程经济效益为核心,是一种高于开发性移民方针的全新移民安置理念。实施长效补偿安置方案后,移民经济子系统可以获得稳定的经济收益负熵流,同时避免了垦荒造地导致的生态恶化问题和重新调剂土地导致的社会矛盾。对于水库移民系统,长效补偿方案对经济、社会、人口、资源和生态子系统都是负熵流输入源,整个系统的外界输入熵流绝对值将大于内部熵增值,即 $|S_e| > S_i$,总 $S_d < 0$,当 S_d 值超过或者接近一定的阈值时,通过非线性作用机制下的涨落,水库移民系统可以实现由初始无序状态飞跃进化至更高级的有序结构。

参考文献:

[1] 普里高津.从混沌到有序[M].曾庆宏,沈小峰,等,译.上海:上海译文出版社,1996:6-7.
[2] 施国庆.水库移民系统规划理论与应用[M].南京:河海大学出版社,1996:14-19.
[3] CERNEA M M. Compensation and benefit sharing: Why resettlement policies and practices must be reformed[J]. Water Science and Engineering, 2008, 1(1): 89-120.
[4] 李如生.非平衡态热力学与耗散结构[M].北京:清华大学出版社,1996:73-77.
[5] 傅广苑.非线性视角中的公共政策执行过程[J].中国行政管理, 2003(5): 33-36.
[6] 张绍山.水利水电工程移民补偿机制的发展与改革[J].水利发展研究, 2005(8): 17-23.
[7] 朱文龙,施国庆.移民系统分享工程效益机理与方法探讨[J].水利经济, 1995(2): 58-61.
[8] 孔令强.水电工程移民共享经济效益的机理与机制研究[J].贵州社会科学, 2007(10): 25-28.

(收稿日期:2007-10-09 编辑:方宇彤)

(上接第10页)的权值优化求解中,并用工程实例进行了验证。实例分析结果表明 CPSO-NN 模型在全局搜索、收敛以及预报等能力上明显优于 PSO-NN 模型以及 BP-NN 模型,为大坝安全监控提出了一种新方法。

参考文献:

[1] 顾冲时,吴中如.大坝与坝基安全监控理论和方法及其应用[M].南京:河海大学出版社,2006.
[2] 杨杰.大坝变形监测的 BP-NN 模型与预报研究[J].西安理工大学学报, 2001, 17(1): 25-29.
[3] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization

[C]//Proc IEEE Int Conf on Neural Networks. NJ:IEBE Service Center, 1995:1942-1948.
[4] 方峻.粒子群算法及其应用研究[D].成都:电子科技大学,2006.
[5] 李爱国.多粒子群协同优化算法[J].复旦学报:自然科学版, 2004, 43(5): 923-924.
[6] VAN DEN BERGH F, ENGELBRECHT A P. A cooperative approach to particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 225-239.
[7] 苏怀智,吴中如,温志萍,等.遗传算法在大坝安全监控神经网络预报模型建立中的应用[J].水利学报, 2001(8): 47-48.

(收稿日期:2007-09-29 编辑:方宇彤)