

滑坡预报的 BP-GA 混合算法

吴承祯, 洪 伟
(福建林学院, 福建 南平 353001)

摘 要: 提出了滑坡位移预报的一种改进人工神经网络方法——ANN—GA 法, 与传统的人工神经网络方法相比, 该方法加快了网络的学习速度, 提高了滑坡位移的预报精度。同时它是一种面向数据的方法, 适合于不同地区不同条件下滑坡的预报。两例滑坡预报平均相对误差分别为 3.55 % 和 1.93 %, 明显优于传统的 BP 算法(分别为 11.35 % 和 7.24 %)及 GP 改进方法(分别为 3.96 % 和 2.65 %), 表明该方法具有科学性、可行性和有效性, 是滑坡预报的一种新方法。

关键词: 滑坡预报; 人工神经网络方法; 遗传算法

中图分类号: P642.22 **文献标识码:** A

滑坡的孕育和发生是一个复杂的过程, 受诸多因素的影响, 有内在的也有外在的。这些因素的相互耦合使得滑坡位移随时间变化表现出很强的非线性特征, 也使滑坡系统成为一个复杂的非线性系统^[1]。由于它的非线性、动态性和多维性及当代滑坡监测与评估业务运行系统对它的自动化、快速更新的要求, 研究与探索非线性滑坡预报的理论与方法具有重要的理论与现实意义^[2~3]。人工神经网络方法(Artificial Neural Network, 简称 ANN)是复杂非线性动力学系统预报中的一种有效方法^[4~9], 从而为滑坡预报提供了一种新的方法。但是目前人工神经网络方法中应用最广泛的前向反馈传播算法(BP 算法), 存在着学习后期收敛慢、局部最小等问题^[10]。为此, 前人提出了一些人工神经网络方法的改进方法, 如准则函数加惩罚项方法^[11]以及启发式地去掉多余神经元的办法^[12], 胡铁松等^[13]提出了一种改进的前馈网络目的模型(GP)法。但是这些研究只侧重于网络学习性能的改善, 而没有从根本上加速网络学习的速度和提高预报精度, 从而限制了人工神经网络方法的应用。本文引入遗传算法(Genetic Algorithms, 简称 GA)来训练网络参数, 进而建立了可用于滑坡预报分析的基于遗传算法的 BP 神经网络模型, 并进行了实例研究。

1 滑坡预报的基于遗传算法的人工神经网络方法(ANN—GA 方法)

1.1 BP 算法

假设已监测到 P 次滑坡资料, 其中每次滑坡资料有 N_1 个输入因子, 如地下水水位、降雨量、温度以及各种岩石的结构特征参数等, 或时间因子; 有 N_3 个输出因子, 如水平位移、垂直位移、空间位移等。本文的研究就是在现有 P 次观测资料的基础上, 建立输出因子和输入因子之间复杂非线性关系的神经网络模型, 并在观测到新的输入因子时(如地下水水位、降雨量、温度、地震资料), 利用神经网络模型预报输出因子(如水平位移、垂直位移、空间位移等)。

对此, 我们考虑一个三层前馈网络 BP 模型, 其输入层、隐含层和输出层的节点数分别为 N_1 、 N_2 、 N_3 。考虑到滑坡的预报值可能超过滑坡历史资料的最大值, 故输出层节点作用函数取为恒等函数, 隐含层节点作用函数取为 Sigmoid 函数, 有

收稿日期: 1999—06—23, 改回日期: 1999—08—30。
基金项目: 福建省自然科学基金资助项目(F991)。
作者简介: 吴承祯, (1970—), 男(汉族), 江西吉安人, 副教授, 在职博士生。主要从事数量生态与环境生态的教学与科研工作, 获省、部级科技进步二、三等奖 5 项, 在《土壤学报》、《土壤侵蚀与水土保持学报》、《应用与环境生物学报》、《林业科学》、《植物生态学报》、《自然资源学报》等刊物上发表学术论文 80 余篇。
Tel. 0599—8502036
©1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$\begin{aligned} O_{Pk}^O &= f(\sum_{j=1}^{N_2} W_{kj}^S O_{Pj}^H - \theta_k^O), \\ O_{Pj}^H &= f(\sum_{i=1}^{N_1} W_{ji}^F O_{Pi}^I - \theta_j^H), \\ f(x) &= \frac{1}{1 + e^{-x}}, \\ O_{Pi}^I &= I_{Pi} \end{aligned}$$

式中 W_{ji}^F 、 W_{kj}^S 分别表示输入层节点 i 和隐含层节点 j ，以及隐含层节点 j 和输出层节点 k 之间连接权值 θ_j^H 、 θ_k^O 分别表示隐含层节点 j 和输出层节点 k 的阈值， O_{Pi}^I 、 O_{Pj}^H 、 O_{Pk}^O 分别表示训练样本为 P 时输入层节点 j 的输入、隐含层节点 j 和输出层节点 k 计算输出 I_{Pi} 表示训练样本为 P 时第 i 个输入因子， P 为样本序号。

BP 算法把网络的学习过程分成正向传播和反向传播两种交替进行的过程。在正向传播过程，输入信号从输入层逐层单元处理，并传向输出层；如果在输出层不能得到期望的输出，则算法转入反向传播，将输出信号的误差沿原来的连接路径返回，并修改各层神经元的权值和阈值；如此反复学习，直至网络全局误差最小，即网络全局误差函数

$$E = \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^{N_3} (T_{ij} - O_{ij}^O)^2$$

达到最小或小于预先设定的一个较小值或学习次数大于预先设定的值，学习结束。

可见 BP 算法实际上是一种负梯度优化算法，它简单、直观、易于编制程序在计算机上实现，但它的缺点是学习速度慢，存在局部最小问题。对此，本文提出在 BP 算法训练网络中出现收敛速度缓慢时启用遗传算法(GA)来优化此时的网络参数，把 GA 的优化结果作为 BP 模型的网络参数，这样 GA 可以加快网络的收敛速度，同时可实现全局优化以改善 BP 算法的局部最小问题。

1.2 用于优化 BP 网络参数的遗传算法

所谓 BP 网络参数优化问题是指估计网络各连接权值和阈值，使网络全局误差函数极小化。遗传算法是密执安(Michigan)大学 J. Holland 教授受生物进化和自然选择学说的启发，于 1975 年提出的一种优化搜索方法^[14]。它模拟了自然选择和自然遗传过程中发生的繁殖、交配和突变现象，将问题的求解表示成染色体(一般用二进制表示)，从而构成染色体群，并将它们置于问题的环境中，根据适者生存的原则，从中选择出适应环境的染色体，对之进行复制(Reproduction)、交换(Crossover)、变异(Mutation)三种遗传操作，从而产生新一代更适宜环境的染色体群，这样一代一代不断进化，最后收敛到一个适应环境的个体上，求得问题的最优解^[15~18]。具体讲，优化 BP 网络参数问题的 GA 求解可以通过如下步骤实现。

- 1. BP 网络参数变化区间的构造。设 c_j 是在 BP 算法训练网络出现收敛速度缓慢时网络的任一参数的值，则它的变化区间构造为 $[a_j, b_j]$ ，其中， $a_j = \min\{(1 \pm d) c_j\}$ ， $b_j = \max\{(1 \pm d) c_j\}$ ，且 d 为一正常数。
- 2. 网络参数的编码。设码长为 l ，把每个 BP 网络模型参数的初始变化区间等分成 $2^l - 1$ 个子区间，于是 BP 网络模型参数变化空间被离散成 $(2^l)^p$ 格网点，称每个格网点为个体，它对应 p 个参数的一种取值状态，可用 p 个 l 位二进制数表示。
- 3. 初始父代个体群的随机生成。从这 $(2^l)^p$ 个格网点中随机选取 n 个作为初始父代。
- 4. 父代个体的适应能力评价。把第 i 个个体代入全局误差函数，计算相应的优化准则值(全局误差函数值) E_i 。 E_i 越小，该个体适应能力越强。
- 5. 父代个体的概率选择。把已有的父代个体按优化准则值从小到大排序，排序后的最前面几个个体为优秀个体。构造与优化准则值 E_i 成反比的函数 P_i ，且满足 $P_i > 0$ 和 $\sum P_i = 1$ 。于是可从这些父代个体中以 P_i 的概率复制第 i 个个体，共得两组各 n 个个体。
- 6. 父代个体的交换。由上得到的两组个体两两配对作为 n 对双亲，将每对双亲的二进制数的某段值互换，得到两组子代个体。
- 7. 子代个体的变异。任取上步中的一组子代个体，将它们的二进制数的某值依概率(即变异率)进行翻转(原值为 0 变为 1，反之变为 0)。
- 8. 进化迭代。由上步得到 n 个子代个体作为新的父代，算法转入(4)步，进入下一次进化过程重新

评价、复制、交换、变异,如此迭代进化,使优秀个体逼近最优。以上 8 步构成了用于优化 BP 网络参数的遗传算法,简称 ANN-GA 算法。这样交替运行 BP 算法和 GA 来训练 BP 网络的方法,本方法被称为 BP-GA 混合算法。

2 研究实例

由于实例资料的限制 本文没有获得如文中第一部分所述包括各种输入、输出因子的 P 次预报资料。作为本文提出滑坡预报改进人工神经网络方法模型(BP-GA 模型)应用一个特例 下面的实例研究仅探讨滑坡位移时间系列预报问题,即取 $N_1=N_3=1$,这样做同样能说明改进人工神经网络方法的应用。对于多维输入、多维输出的情况依此类推。另一方面,为进一步说明文中提出的方法的有效性和便于与前人研究结果进行比较 下文的预报均给出了通常前馈网络的 BP 算法和胡铁松等^[13]提出的 GP 算法的预报结果。

2.1 墓平滑坡预报

墓平滑坡是清江隔河岩库区的主要滑体之一,表 1 列出了其中的 BJ1 测点的水平位移时序资料^[13]。本文应用表 1 中的前 12 次观测资料作为训练样本,后 3 次观测资料作为检验样本进行预报。为了便于与胡铁松等^[13]的研究方法进行比较,本文人工神经网络的网络结构也取为 1-4-1 模型,网络的输入为时间,输出为位移。利用文中提出的改进人工神经网络 BP-GA 算法进行模拟与预报(表 2)。

表 1 墓平滑坡 BJ1 预报点水平位移资料 (mm)
Table 1 Horizontal displacement of Muping landslide in BJ1 predicting plot (mm)

时间	位移	时间	位移	时间	位移
1993-03	0.00	1993-12	5.51	1994-10	7.75
1993-06	1.88	1994-03	8.46	1995-05	9.30
1993-07	3.68	1994-05	6.23	1995-07	16.50
1993-08	3.15	1994-08	11.78	1995-08	17.31
1993-11	2.91	1994-09	7.40	1995-12	17.38

表 2 BJ1 测点水平位移预报结果
Table 4 Predicting results of horizontal displacement in BJ1 predicting plot

方法	1995-07		1995-08		1995-12	
	预报位移(mm)	相对误差(%)	预报位移(mm)	相对误差(%)	预报位移(mm)	相对误差(%)
BP	13.27	19.58	15.76	9.90	16.43	5.47
GP	15.87	3.97	17.82	2.95	18.24	4.95
BP-GA	15.96	3.27	16.87	2.54	18.22	4.83

2.2 卧龙寺滑坡预报

卧龙寺滑坡是一个黄土塬边滑坡,其 5 号裂缝位移监测时序资料如表 3 所示^[9]。1971 年发现裂缝以后 3 月 1 日开始观测,5 月 5 日发生剧滑破坏。为此 将本文所提出的改进人工神经网络方法原理编制其计算机计算程序,为便于与前人研究结果进行比较,选择网络结构为 1-5-1 型网络进行训练和预报,网络训练的初始参数取[-0.3,0.3]之间的随机数,学习效率和冲量取 0.65 和 0.45,初始训练样本取监测资

表 3 卧龙寺滑坡位移时序资料 (mm)
Table 3 The time series of landslide displacement in Wolongsi (mm)

时段	位移	时段	位移	时段	位移	时段	位移
15	1.0	8	2	41	12.0	54	23.0
16	1.5	29	8.4	42	13.0	55	24.0
17	1.7	30	8.7	43	13.5	56	25.2
18	2.5	31	9.0	44	14.0	57	26.0
19	3.2	32	9.2	45	15.0	58	27.0
20	4.0	33	9.4	46	16.1	59	28.2
21	4.4	34	10.0	47	16.4	60	30.0
22	5.1	35	10.1	48	17.2	61	31.0
23	5.9	36	10.3	49	17.6	62	32.0
24	6.3	37	10.4	50	18.2	63	33.0
25	7.0	38	10.5	51	19.0	64	42.0
26	7.3	39	10.8	52	19.2	65	47.0
27	7.8	40	11.1	53	20.0	66	61.0

表 4 卧龙寺滑坡预报结果 (mm)
Table 4 The predicting results of Wolongsi landslide (mm)

时段序号	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66
实测位移	26.0	27.0	28.2	30.0	31.0	32.0	33.0	42.0	47.0	61.0
BP 法预报位移	25.37	25.49	26.07	27.43	28.27	29.46	31.27	38.97	51.11	67.30
BP 法相对误差(%)	2.42	5.59	7.55	8.57	8.81	7.94	5.24	7.21	8.75	10.32
GP 法预报位移	26.30	27.32	28.29	29.09	30.39	31.66	34.67	40.46	49.52	59.75
GP 法相对误差(%)	1.15	1.18	1.00	3.04	2.95	1.05	5.07	3.68	5.36	2.05
BP-GA 法预报位移	26.23	27.16	28.15	29.35	30.58	31.87	34.54	43.21	49.13	60.02
BP-GA 法相对误差(%)	0.88	0.59	0.18	2.17	1.35	0.41	4.67	2.89	4.53	1.61

料中的前 42 个时序资料, 每预报一次训练样本量增加一个, 共预报 10 次, 预报结果如表 4 所示。

2.3 结果分析

从表 2 和表 4 的计算结果可以看出, BP-GA 法的预报结果明显优于 BP 算法和 GP 算法, 在墓平滑坡预报中, 本文方法预报的最大相对误差不超过 5%, 而 BP 算法网络方法的最大相对误差达 19.58%, BP 法预报相对误差绝对值的均值为 11.35%, GP 算法的相对误差绝对值的均值为 3.96%^[13], 而 BP-GA 法只有 3.55%; 在卧龙寺滑坡预报中, 本文方法预报最大相对误差不超过 5%, 而 BP 网络方法预报最大相对误差达到 10.32%, GP 算法的相对误差绝对值的均值为 2.65%^[13], 而 BP-GA 法只有 1.93%。两处的滑坡预报 BP-GA 方法每次预报精度均优于 BP 算法和 GP 算法的预报精度, 由此可见, 应用遗传算法优化网络参数对于提高网络的预报精度是有效的。

3 讨 论

本文针对人工神经网络方法存在的缺陷, 提出应用遗传算法优化网络参数, 并提出了人工神经网络方法与遗传算法相结合的 ANN-GA 混合算法。该算法是一种面向数据的方法, 适用于不同地区、不同岩体的滑坡预报。滑坡预报的实例研究表明, 本文所提出的方法能够加速人工神经网络方法的计算速度和提高滑坡预报的精度, 是研究滑坡系统动态的一种有效方法。

滑坡的形成既受内在因素的影响, 又受外在因素的影响。内在因素主要有岩石介质的各向异性、岩体结构的高度非均匀生、地形地貌以及地应力的复杂性; 外在因素主要有地下水、降雨量、温度等因素的变化以及人类活动的影响等。在位移与地下水、降雨量、地震等资料时序监测资料齐全的情况下, 本文方法可进行降雨量、地下水的因素变化对位移的影响灵敏度分析。

参考文献:

[1] 李四清, 张仰元. 滑坡灾害预报的非线动力学方法[J]. 水文地质与工程地质, 1993, (5): 11~17.
[2] 易顺民, 蔡善武. 西藏樟木滑坡活动空间分布的分维特征及其地质意义[J]. 山地学报, 1999, 17(1): 63~66.
[3] 阳吉宝, 钟正雄. 位移矢量角在堆积层滑坡时间预报中的应用[J]. 山地研究(现《山地学报》), 1995, 13(1): 63~66.
[4] 陆金桂. 基于神经网络的结构似分析方法研究[J]. 中国科学 A 辑, 1994, 3(11): 92~98.
[5] 洪伟, 吴承祯, 何东进. 基于人工神经网络的森林资源管理模型研究[J]. 自然资源学报, 1998, 13(1): 69~72.
[6] 洪伟, 吴承祯. 闽东南土壤流失人工神经网络模型研究[J]. 土壤侵蚀与水土保持学报, 1997, 17(3): 2~57.
[7] 吴承祯, 洪伟. 桉柏混交林密度变化的人工神经网络模型研究[J]. 西北植物学报, 1997, 19(1): 144~150.
[8] 何东进, 洪伟, 吴承祯. 水土保持效能影响因子数学模型的初探[J]. 福建林学院学报, 1999, 19(1): 26~29.
[9] 肖本政, 江缉光, 郑君里. 前馈网络灵敏度分析及降低算法[J]. 清华大学学报, 1994, 3(1): 92~98.
[10] 胡铁松. 神经网络预报与优化[M]. 大连: 大连海事大学出版社, 1997.
[11] 焦李成. 神经网络计算[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1993. 85~102.
[12] Drucker H and Y L Cun. Improving generalization using double backpropagation[J]. IEEE Trans. On Neural Networks, 1992, 3(6): 991~997.

- [13] 胡铁松, 王尚庆. 滑坡预报的改进前馈网络方法研究[J] . 自然灾害学报, 1998, 7(1): 53 ~ 58.
- [14] Holland J H. Adaptation in natural and artificial system[M] . Michigan: The University of Michigan Press, 1975. 1 ~ 146.
- [15] 吴承祯, 洪伟. 不同经营模式土壤团粒结构分形特征的研究[J] . 土壤学报, 1999, 36(2): 162 ~ 167.
- [16] 吴承祯, 洪伟. 用遗传算法改进在约束条件下造林规划设计的研究[J] . 林业科学, 1997, 33(2): 133 ~ 141.
- [17] 吴承祯, 洪伟. 人工林经营过程的密度最优控制研究[J] . 自然资源学报, 1998, 13(2): 133 ~ 141.
- [18] 洪伟, 吴承祯. Taylor 幂法则的遗传算法最优拟合研究[J] . 福建林学院学报, 1997, 17(1): 1 ~ 5.

BP-GA MIXED ALGORITHMS FOR LANDSLIDE PREDICTION

WU Cheng-zen, HONG Wei

(Fujian College of Forestry, Nanping, Fujian 353001 PRC)

Abstract: In this paper, a modified method (ANN-GA) for landslide prediction is presented, which can quicken the learning speed of network and improve the predicting precision compared with the traditional artificial neural network. One of the important characteristics of the ANN-GA method is its ability to generalize the input/output behaviors of functions based on a set of training examples, which is suitable for landslide prediction in different areas and conditions. The studies on landslide cases show that the mean relative precision of BP-GA mixed algorithms is 3.55% and 1.93% respectively, which is significantly better than those of BP traditional algorithms (its mean relative precision is 11.35% and 7.24% respectively) and GP modified algorithms (its mean relative precision is 3.96% and 2.65%, respectively).

Key words: landslide prediction; artificial network; genetic algorithms