

遗传神经网络在地面沉降趋势预测中的应用

李斌¹, 刘峰²

(1. 江苏省基础地理信息中心, 江苏 南京 210013; 2. 成都勘测设计研究院, 四川 成都 640072)

摘要:受地下流体资源和固体矿物开采、地面动静荷载、地下空间开发等人为因素的影响,区域性地面沉降问题越来越突出;构建区域地面沉降预测预报模型,及时发现潜在隐患并拟定合理的防治措施对保障经济社会与生态环境可持续发展方面具有重要意义。该文基于遗传算法的神经网络在地面沉降趋势预测中应用,对几种算法从训练速度、拟合水平以及预测能力方面作了比较分析。

关键词:地面沉降;遗传神经网络;趋势预测

中图分类号:TU196

文献标识码:B

1 遗传神经网络的基本理论

人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANNs)是基于人脑的结构、功能以及运行的简化仿效而构造起来的新型智能信息处理系统;遗传算法(Genetic Algorithms, GAs)是一类借鉴生物界自然选择与进化机制而发展起来的通用性好的启发式随机搜索优化算法。借助GAs全局搜索能力优化多层前馈神经网络(Multilayer Feed-forward Neural Networks, MFNNs)初始权值,避免陷入局部极小的可能,在理论上保证找到全局最优解^[1-4]。

1.1 标准 BackProp 训练算法

标准 BackProp 训练算法是一种有监督的学习算法,其主要思想是:对于 q 个输入样本 P^1, P^2, L, P^q 和相对应的目标输出样本 T^1, Y^2, L, T^q ,学习的目的是通过网络的实际输出 A^1, A^2, L, A^q 与目标矢量 T^1, T^2, L, T^q 之间的误差来修改权值,使网络输出层的误差平方和达到最小。它是通过连续不断的在相对于误差函数斜率下降的方向上计算网络权值和偏差的变化而逐渐逼近目标的。

1.2 自适应 iRprop 训练算法

由于标准 BackProp 算法存在收敛速度慢和易陷入局部最小等不足,故研究其改进方案以发展新的训练算法也就成为 MFNNs 领域重要研究内容之

一。自适应 iRprop 算法继承了 Rprop 算法的优良特性,只对梯度符号发生改变时的权值修正策略作了进一步优化调整,算法的核心思想如下:

对于任意连接权重 W_{ij} ,都由对应的权更新值 Δ_{ij} 唯一决定其更新步长。iRprop 算法直接自适应调整权值更新值 Δ_{ij} ,权值的修正不再受不可见梯度行为的干扰。 Δ_{ij} 的调整规则如公式(1)所示,其中上标表示迭代次数。

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \min(\eta^+ \cdot \Delta_{ij}^{(t-1)}, \Delta_{\max}) & \text{if } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ \max(\eta^- \cdot \Delta_{ij}^{(t-1)}, \Delta_{\min}) & \text{if } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ \Delta_{ij}^{(t-1)} & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

以 $\frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}}$ 表示训练集所有模式即批处理训练在第 t 次迭代时求得的梯度信息:

$$\text{如果 } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \geq 0, \text{ 那么 } \Delta w_{ij}^{(t)} = -\text{sign}\left(\frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}}\right) \cdot \Delta_{ij}^{(t)} \quad (2)$$

$$\text{如果 } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} < 0, \text{ 那么 } \Delta w_{ij}^{(t)} = \begin{cases} -\Delta w_{ij}^{(t-1)} & \text{if } E^{(t)} > E^{(t-1)} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{使 } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} = 0, \text{ 求得 } \Delta w_{ij}^{(t)} \text{ 之后,代入 } w_{ij}^{(t+1)} = w_{ij}^{(t)} + \Delta w_{ij}^{(t)}$$

修正权重。

快速收敛是 iRprop 训练算法主要优点之一,且对于多数实际问题,采用 iRprop 算法训练 MFNNs

收稿日期:2013-07-10;修订日期:2013-07-15;编辑:陶卫卫

作者简介:李斌(1984—),男,江苏徐州人,助理工程师,主要从事大地测量学与测量工程研究工作;E-mail:libin_3s@163.com。

不需要进行参数的选择或调整,就可以达到最优或近似最优的收敛时间。除了训练效率高外,采用 iRprop 算法,学习将平均分配整个网络,所有权重无论其离输出层的远近,都有平等的训练机会。

1.3 遗传神经网络的优化策略

标准 BackProp 训练算法采用梯度下降的权重修改策略,对于不同的初始权值可能会导致完全不同的结果,一旦取值不当,就会引起网络的振荡而不能收敛。具备全局搜索能力的 GAs 来给出 MFNNs 初始次优权值,是解决标准 BackProp 算法固有缺陷的一种有效策略,在实践中得到了广泛运用,主要分串联和嵌套两种方式。

串联式优化将网络的整个训练过程分为两个阶段,即先利用 GAs 的全局搜索能力找出 MFNNs 的初始次优解所对应的权值,再以此权值作为 MFNNs 的初始权值并利用标准 BackProp 训练算法完成网络训练。

嵌套式遗传神经网络训练算法从 GAs 的一个初始种群出发,直接对各染色体进行标准 BackProp 并行训练(内循环),然后将训练得到的各局部最优解进行遗传操作得到下一代新种群,从而构成一次循环(外循环)。在此过程中,内循环有局部逼近的功能,外循环有全局搜索的能力,且遗传算子直接针对各局部最优解进行操作,满足收敛所要求的种群多样性前提。因而嵌套式遗传神经网络能在理论上保证算法能够找到全局最优解^[5-7]。

2 地面沉降时间序列趋势预测

地面沉降量是地下水超采等多种激励因子作用下的综合外在响应,沉降量时间序列在统计上具有一定的相关关系,可用其揭示相应动态系统随时间的发展演化规律。以下以河北某市水准监测点多年沉降时间序列为基础运用 4 种训练算法进行对比分析。

2.1 参数设置与网络训练

训练样本选择该地区连续 10 期的分层地下水位监测信息及其对应的最大沉降量,并以随后 4 期的地下水位信息及沉降数据作为测试样本,用以评价 4 种训练算法在训练之后的预测能力。设定最大迭代次数为 2000,隐含层节点数目为 7,样本归一化处理后进行相关控制运行参数的设置,网络训练参

数设置如表 1 所示。

由图 1 可知,在相同的控制运行参数下,自适应 iRprop 训练算法、串联式遗传神经网络及嵌套式遗传神经网络的训练速度与训练效果均明显优于标准 BackProp 训练算法。其中自适应 iRprop 训练算法的训练速度最快,训练至 500 次时(均方误差为 1.565×10^{-4} 错误!未找到引用源),就已超过标准 BackProp 训练算法迭代至 2 000 次时的训练水平(均方误差为 2.089×10^{-4})。串联式遗传神经网络与嵌套式遗传神经网络在训练速度及训练程度上水平相当,但嵌套式遗传神经网络最终的均方误差要略小于串联式遗传神经网络最终的均方误差,这也说明了改进的嵌套式遗传神经网络的有效性。

表 1 训练参数设置

标准 BackProp	最大迭代次数 Max_Epochs = 2000 期望误差 Desired_Error = 1×10^{-6} 学习率 Learning_Rate = 0.7 动量因子 Learning_Momentum = 0.0
自适应 iRprop	增大因子 Increase_Factor = 1.2 衰减因子 Decrease_Factor = 0.5 权重新值上限 Delta_Max = 50 权重新值下限 Delta_Min = 0.0
基本遗传算法 SGA	种群规模 populationSize = 100 迭代次数 nGenerations = 300 变异概率 pMutation = 0.005 交叉概率 pCrossover = 0.8

4 种训练算法的训练过程绘制其各自的训练曲线如图 1 所示。

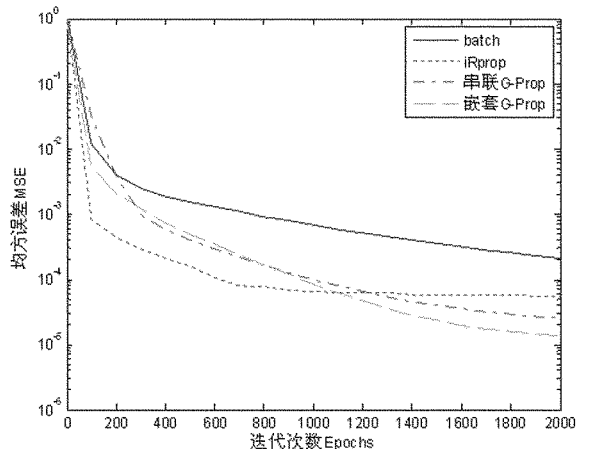


图 1 训练曲线比较图

2.2 拟合及预测结果分析

网络训练完成后, MFNNs 就具备了模拟沧县第 I 至第 IV 含水层组最低地下水位与中心最大地面沉降量的非线性映射关系。为校验 MFNNs 在 4 种训练算法学习之后的拟合水平和泛化能力,将训练

样本集及测试样本集中水位信息作为测试矩阵输入,4种训练算法给出的拟合及预测结果如图2和图3所示。

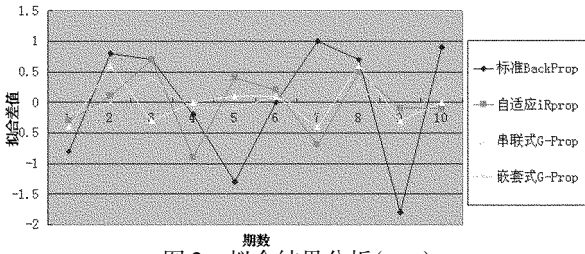


图2 拟合结果分析(mm)

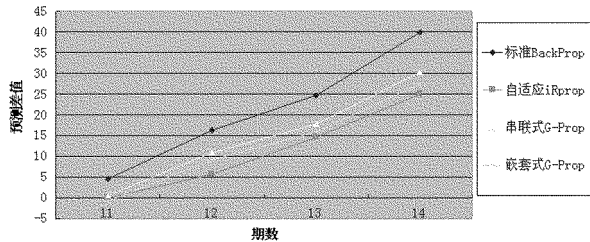


图3 预测结果分析(mm)

由图2和图3可以看出,自适应iRprop训练算法、串联式遗传神经网络及嵌套式遗传神经网络在拟合水平及预测能力上比标准BackProp训练算法均有较大的改善,可将其作为该地区沉降中心最大沉降量的预测模型使用。但是随着预测步长的加大,4种训练算法的预测能力均呈下降趋势,这主要是由于该地区地下水开采强度及开采格局发生变

化,使得网络模型不能反映最新状态下地下水开采与地面沉降的关系。

3 结语

该文采用自适应iRprop训练算法、串联式遗传神经网络及嵌套式遗传神经网络详细构建了地面沉降的趋势预测智能模型,并与运用标准BackProp训练算法构建的模型作比较,结果显示自适应iRprop训练算法具有最快的训练速度,串联式遗传神经网络及嵌套式遗传神经网络能显著改善标准BackProp训练算法的训练速度、拟合水平以及预测能力。

参考文献:

- [1] 薛禹群,张云,叶淑君,等.我国地面沉降若干问题研究[J].高校地质学报,2006,12(2):153-160.
- [2] 张阿根,杨天亮.国际地面沉降研究最新进展综述[J].上海地质,2010,31(4):57-63.
- [3] 张文杰.沧州市地面沉降与开采地下水关系初探[J].地下水,2010,32(6):41-42.
- [4] Tosi Luigi, Teatini Pietro, Carbognin Laura, et al. A new project to monitor land subsidence in the northern Venice coastland (Italy) [J]. Environmental Geology, 2007, 52(5): 889-898.
- [5] Baek Jin, Kim Sang - Wan, Park Hyuck - Jin, et al. Analysis of ground subsidence in coal mining area using SAR interferometry [J]. Geosciences Journal, 2008, 12(3): 277-284.
- [6] 王胜岭,宋波,王德生,等.德州市临盘采油区地面沉降监测[J].山东国土资源,2009,25(1):25-27.
- [7] Zeiler Michael. Modeling Our World: The ESRI Guide to Geodatabase Design[M]. ESRI Press, 2000.

Application of Genetic Neural Network in Land Subsidence Prediction

LI Bin¹, LIU Feng²

(1. Jiangsu Provincial Fundamental Geomatics Centre, Jiangsu Nanjing 210013, China; 2. Chengdu Surveying and Designing Institute, Sichuan Chengdu 610072, China)

Abstract: Accompanying with the development of social economy, due to the effects of exploitation of underground fluid and solid mineral resources, static and mobile ground load, the development of underground space and other factors, regional land subsidence problems have becoming more and more serious. It has an important significance to build a regional land subsidence prediction model to detect potential pitfalls, and formulate reasonable control measures to ensure sustainable development of social economic and ecological environment. In this paper, based on application of neural network by using genetic algorithm in ground settlement prediction, a comparative analysis of several algorithms from training speed, fitting and predictive ability has been carried out.

Key words: Land subsidence; genetic neural network; trend forecast