

基于广义回归神经网络的煤与瓦斯突出区域预测

念其锋^{1,2,3}, 施式亮^{2,3}, 李润求^{2,3}

(1. 湖南科技大学 计算机科学与工程学院, 湖南 湘潭 411201;

2. 中南大学 资源与安全工程学院, 湖南 长沙 410083;

3. 湖南科技大学 煤矿安全开采技术湖南省重点实验室, 湖南 湘潭 411201)

摘要:针对煤与瓦斯突出存在诸多不确定影响因素的特点,在研究煤与瓦斯突出机理和广义回归神经网络的基础上,建立了煤与瓦斯突出的广义回归神经网络预测模型,提出了广义回归神经网络中的光滑因子优化选择算法,以提高模型预测精度.通过应用实例验证,预测结果精度高,与实际情况相吻合.研究结果证明了该方法的合理性和可行性,对煤矿提高煤与瓦斯突出区域的预测能力具有较大的参考意义.

关键词:煤矿;煤与瓦斯突出;区域预测;广义回归神经网络

中图分类号:TD712.7

文献标志码:A

文章编号:1674-5876(2014)01-0025-05

Study on regional forecasting of coal and gas outburst based on Generalized Regression Neural Network

NIAN Qifeng^{1,2,3}, SHI Shiliang^{2,3}, LI Runqiu^{2,3}

(1. School of Computer Science and Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;

2. School of Resource and Safety Engineering, Central Southern University, Changsha 410083, China;

3. Hunan Provincial Key Laboratory of Safe Mining Techniques of Coal Mines, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: According to the fact that the characteristics of coal and gas outburst exist many uncertain influencing factors, and studying the theory of the coal and gas outburst and set pair analysis, this paper built the regional forecasting model of generalized regression neural network in coal and gas outburst, and put forward the optimization selection algorithm of smoothing factor in the GRNN to raise the precision of forecasting. By proving the application examples, the results had higher precision and were fit to the actual situation. The studying results proved the rationality and feasibility of this method, and it would be more guiding significance for raising the ability of regional forecasting of coal and gas outburst.

Key words: coal mine; coal and gas outburst; regional forecast; Generalized Regression Neural Network

煤与瓦斯突出(以下简称突出)是煤矿井下采掘活动中的一种动力灾害现象,往往造成重大的财产损失和人员伤亡^[1].同时,随着矿井采掘深度的增加,突出灾害发生的频度和强度也随即增加,这

对我国煤矿产业的健康发展造成重大威胁.因此,加强煤与瓦斯突出预防技术的研究对矿井安全生产能力的提升具有重要意义.

国内外专家学者在突出机理研究的基础上,提

收稿日期:2013-09-30

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51274100);湖南省教育厅科研资助项目(10C0690);煤矿安全开采技术湖南省重点实验室资助项目(201002)

通信作者:念其锋(1977-),男,福建平潭人,讲师,博士生,研究方向:安全技术及工程. E-mail: nianqifeng@tom.com

出了单项指标法、综合指标法、以及以地震透射、地质雷达和槽波透视为代表的地质物探法等突出预测技术和方法. 随着现代应用数学、计算机科学和非线性理论等的发展和应用, 以及对煤与瓦斯突出机理的认识不断深入, 突出预测技术也得到了极大发展, 涌现出如神经网络预测方法^[2-7]、灰色理论法^[3]、模糊聚类法^[8]、可拓法^[9]等煤与瓦斯突出预测方法. 文献[2]将遗传算法和BP神经网络进行耦合, 通过采用遗传算法作为BP神经网络的目标函数来修正网络权值, 避免网络陷入局部最优, 提高了BP神经网络的泛化能力, 提高煤与瓦斯突出预测精度. 文献[9]在熵理论和可拓学的物元模型上构建了基于熵权的可拓煤与瓦斯突出危险性综合评价模型. 虽然, 上述方法对提高煤与瓦斯突出区域危险性预测和防治能力发挥了重要作用, 但同时也存在计算复杂、学习时间长和样本空间大等缺点.

广义回归神经网络^[10] (GRNN, Generalized Regression Neural Network) 是径向基函数神经网络的一种, 它是建立在非参数回归的基础上, 以样本数据为后验条件, 执行Parzen非参数估计, 依据最大概率原则计算网络输出, 具有良好的非线性逼近性能. 因此, 与其它类型的神经网络比较, GRNN以其所具有的非线性映射能力强、柔性网络结构和学习速度快等优点, 在控制、预测、识别和优化等领域中得到广泛应用^[11-14]. 本文在对GRNN网络模型研究的基础上, 提出了网络性能参数的优化选择算法以提高GRNN神经网络的拟合精度和泛化能力, 构建了煤与瓦斯突出区域的广义回归神经网络预测模型. 通过GRNN的编程设计实现和实例验证, 以期达到煤与瓦斯突出区域预测的目标效果, 为煤与瓦斯突出区域预测技术的发展提供了重要参考.

1 广义回归神经网络

GRNN是由美国学者Donald F Specht在1991年提出的一种神经网络, 它是径向基神经网络(RBF, Radical Basis Function)的一种变化形式. GRNN的理论基础是非线性回归分析, 它是建立在数理统计的基础上, 可以逼近在样本数据中所隐含

的映射关系. 因此, 在样本空间少的情况下, GRNN网络也可以收敛于最优回归表面.

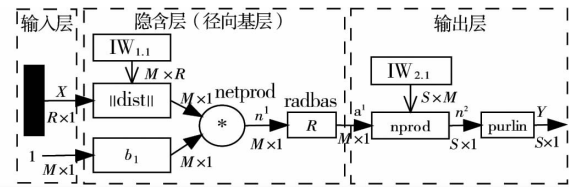


图1 广义回归神经网络的结构模型

广义回归神经网络的结构模型如图1所示, 包括输入层、隐含层和输出层. 网络的输入为 X , 训练样本长度为 M , 网络输出为 Y . 径向基隐含层的单元个数为 M , 将输入层与该层的权值 $IW_{1,1}$ 之间的距离 $\| \text{dist} \|$ 作为权值函数:

$$\| \text{dist} \|_j = \sqrt{\sum_{i=1}^R (x_i - IW_{ji})^2}, \quad j = 1, 2, \dots, M. \quad (1)$$

网络积函数netprod将隐含层阈值 b_1 的元素与 $\| \text{dist} \|$ 输出元素相乘的结果形成净输入 n^1 , 传给传递函数radbas, 一般常用高斯函数作为网络的传递函数^[12], 即:

$$a_j^1 = \text{radbas}(\text{netprod}(\| \text{dist} \| \times b_j^1)) = \exp \left[-\frac{(n_j^1)^2}{2\sigma_j^2} \right] = \exp \left[-\frac{(\| \text{dist} \|_j \times b_j^1)^2}{2\sigma_j^2} \right]. \quad (2)$$

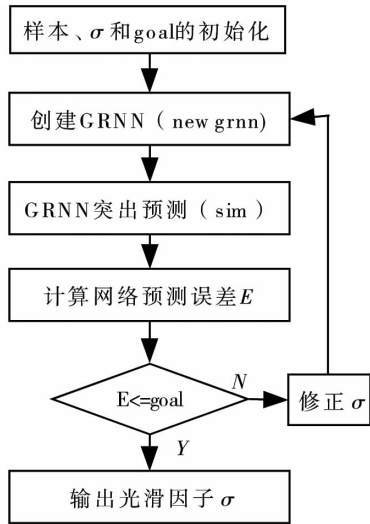
式中, σ_j : 光滑因子, 决定了第 j 个隐含层位置处基函数的形状, σ_j 值越大, 则基函数越平缓. 输出层的权函数为归范点积积函数(用nprod表示), 将隐含层的输出与权值 $IW_{2,1}$ 的点积作为传递函数purlin的权输入. 那么, 网络输出为

$$y_k = \sum_{j=1}^M IW_{kj} a_j^1, \quad k = 1, 2, \dots, M. \quad (3)$$

2 煤与瓦斯突出区域的GRNN预测模型

2.1 光滑因子的优化选择算法

GRNN的学习算法在训练过程中不调整神经元之间的连接权值, 而是改变光滑因子, 从而调整模式层中各单元的传递函数, 以获得最佳的回归估计结果. 因此, 光滑因子 σ 对广义回归神经网络的预测性能影响较大. 光滑因子的优化选择算法流程如图2所示.

图 2 光滑因子 σ 优化选择算法流程

光滑因子的优化选择算法步骤如下:

1) 初始化光滑因子 σ 和训练目标 GOAL.

2) 创建 GRNN 网络 (newgrnn). 将训练指标样本的无量纲化数据、训练目标样本的无量纲化数据和光滑因子作为参数来创建 GRNN 网络.

3) GRNN 网络训练 (sim). 运用步骤 2) 所创建的网络来训练样本.

4) 计算 GRNN 网络训练误差. 采用式 (4) 计算网络训练的均方误差 MSE 来刻画其训练的精度.

$$E(\sigma_i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\hat{y}_j - y_j)^2. \quad (4)$$

式中, n : 网络训练样本长度, \hat{y}_j 和 y_j 表示第 j 个样本的预测值和目标值.

5) 比较网络训练误差和网络训练目标. 如果网络训练误差大于网络的训练目标 GOAL, 算法转到步骤 6), 否则, 算法结束, 得到满足训练目标的光滑因子.

6) 修正光滑因子. 修正光滑因子后, 转到步骤 2).

2.2 煤与瓦斯突出区域的 GRNN 预测模型

将煤与瓦斯突出区域预测的无量纲样本数据和光滑因子初始值作为广义回归神经网络的参数来创建 GRNN 神经网络, 通过计算网络输出 (预测值) 的均方误差来检验 GRNN 神经网络是否达到网络训练目标. 通过不断修正神经网络的光滑因子值来重新构建网络, 使之网络预测精度达到要求,

从而得到可用来测试的 GRNN 神经网络. 然后, 用训练好的 GRNN 神经网络来预测测试样本的突出值. 该模型中的静态知识库用来存储训练样本和测试样本, 以及在当前样本空间和网络预测性能最优情况下的光滑因子值. 煤与瓦斯突出区域的 GRNN 预测模型如图 3 所示.

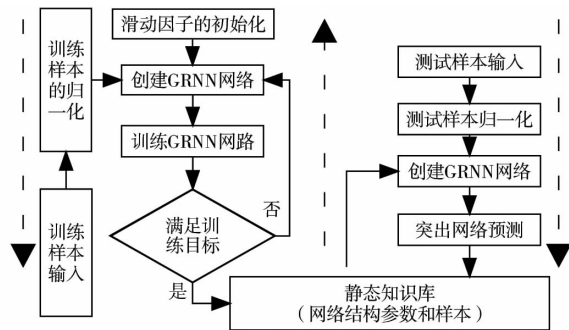


图 3 煤与瓦斯突出区域的 GRNN 预测模型

3 实例分析

为了验证本文所提出的光滑因子选优选择算法与煤与瓦斯突出区域的广义回归神经网络预测模型的可行性和预测准确性, 本文采用文献 [6] 中的煤与瓦斯突出预测指标及其样本值作为实例样本数据, 包括 6 个预测指标和 1 个突出等级, 并结合 MATLAB 2009a 7.8.0 中的神经网络工具箱来编程实现光滑因子优化选择算法和 GRNN 突出区域预测模型. 表 1 给出了煤与瓦斯突出区域的预测指标及其样本数据, 其中, 前 20 个样本数据作为训练样本, 后 5 个样本作为测试样本. 限于篇幅, 本文将 GRNN 突出预测模型的预测结果也列入表 1 “预测值”中.

3.1 GRNN 神经网络训练与突出预测

由于光滑因子对网络的性能影响比较大, 光滑因子越小, 网络对样本的逼近性能就越强; 光滑因子越大, 网络对样本数据的逼近过程就越光滑, 因此, GRNN 神经网络的训练过程就是对光滑因子选优过程, 本文采用光滑因子的优化算法来训练神经网络, 使之达到训练目标. 将 20 个样本采用式 (5) 进行无量纲化, 并对光滑因子进行初始化, 设定网络训练目标. 图 4 给出了 GRNN 神经网络训练过程中的光滑因子和均方误差变化情况.

表1 样本数据

序号	瓦斯放散初速度 /(m ³ /t)	煤层瓦斯压力 /MPa	坚固性系数	破坏类型	D 指数	K 指数	突出等级	预测值
1	12.0	3.80	0.21	2	6.00	57.0	4	4.000 0
2	4.0	1.40	0.58	3	0.14	7.0	1	1.000 0
3	4.8	1.05	0.62	2	0.18	8.0	1	1.000 0
4	18.0	2.50	0.30	5	3.83	60.0	4	4.000 0
5	5.0	0.96	0.38	3	0.09	17.0	3	3.020 2
6	14.0	2.15	0.58	4	0.09	24.0	2	2.000 0
7	7.0	0.73	0.37	4	-0.03	19.0	4	3.979 3
8	14.0	3.12	0.30	4	5.36	47.0	4	4.000 0
9	4.0	1.04	0.54	2	0.26	7.0	1	1.000 0
10	9.0	2.80	0.58	3	0.39	15.0	2	2.000 0
11	8.0	1.35	0.37	3	1.58	2.0	3	3.000 0
12	6.0	0.96	0.24	3	0.09	25.0	3	3.000 4
13	4.0	1.40	0.58	3	0.14	7.0	1	1.000 0
14	4.8	1.05	0.62	2	0.18	8.0	1	1.000 0
15	7.0	2.00	0.49	1	0.57	14.0	1	1.000 0
16	12.0	3.95	0.51	5	3.44	24.0	4	4.000 0
17	7.0	2.00	0.49	1	0.57	14.0	1	1.000 0
18	18.0	2.74	0.31	3	3.30	58.0	4	4.000 0
19	4.0	1.64	0.54	2	0.26	7.0	1	1.000 0
20	4.0	1.40	0.58	3	0.14	7.0	1	1.000 0
21	13.0	3.86	0.32	5	4.40	41.0	4	4.000 0
22	11.0	2.40	0.28	3	1.43	39.0	2	2.000 0
23	8.0	2.40	4.42	1	1.48	19.0	2	2.000 0
24	9.0	2.80	0.58	3	0.39	15.0	2	2.000 0
25	8.6	1.15	0.40	4	0.52	22.0	3	3.000 0

从图4可以看出,GRNN神经网络训练误差随着光滑因子的减小而减小.当光滑因子 $\sigma = 0.130$ 时,网络达到 10^{-3} 的训练目标,当光滑因子 $\sigma = 0.127$ 时,网络达到 10^{-4} 的训练目标.本文对网络训练目标GOAL设定为 10^{-4} ,因此,GRNN神经网络的光滑因子取0.127,并构建煤与瓦斯突出区域的GRNN神经网络预测模型:

$$x_i = \frac{x'_i - x'_{\min}}{x'_{\max} - x'_{\min}} \quad (5)$$

选取表1样本数据的后5条样本作为煤与瓦斯突出区域预测的测试样本,预测结果如表1所示.预测结果与煤矿实际情况相一致,进一步证明了GRNN神经网络在煤与瓦斯突出预测中应用的可行性,以及反映了本文所提出的煤与瓦斯突出区域预测GRNN神经网络模型是一种有效的

方法.

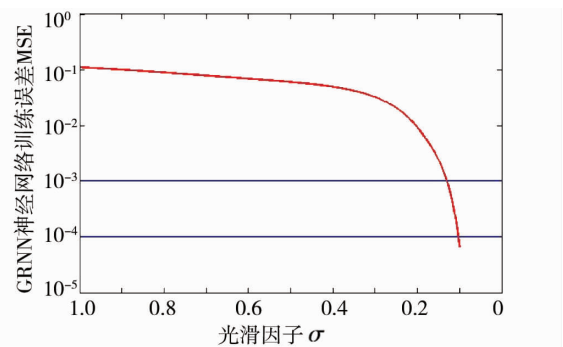


图4 GRNN神经网络训练误差曲线

4 结论

1)网络学习精度随着光滑因子的减小而提高,当光滑因子 $\sigma < 0.130$ 时,网络预测可以达到 10^{-3} .

2) 广义回归神经网络的光滑因子的优化选择算法能较好地处理煤与瓦斯突出的影响因素之间非线性作用,为煤与瓦斯突出灾害预控提供了一种新的思路 and 重要参考。

参考文献:

- [1] 施式亮,王海桥. 矿井安全非线性动力学评价[M]. 北京:煤炭工业出版社,2001.
- [2] 施式亮,伍爱友. 基于神经网络与遗传算法耦合的煤与瓦斯突出区域预测研究[J]. 中国工程科学,2009,11(9):91-96.
- [3] 郭德勇,李念友,斐大文,等. 煤与瓦斯突出预测灰色理论-神经网络方法[J]. 北京科技大学学报,2007,29(4):354-357.
- [4] 曲方,张龙,李迎业,等. 基于BP神经网络的煤与瓦斯突出预测系统开发[J]. 中国安全科学学报,2012,22(1):11-16.
- [5] 程加堂,艾莉,徐绍坤. 基于MMAS-BP的煤与瓦斯突出强度预测[J]. 中国安全科学学报,2011,21(9):77-81.
- [6] 柴艳莉. 基于智能信息计算处理的煤与瓦斯突出的预警预测研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2011.
- [7] 付小平,薛新华,李洪涛. GRNN模型在煤与瓦斯突出及瓦斯含量预测中的应用[J]. 中国安全科学学报,2012,22(1):24-28.
- [8] 桂祥友,郁钟铭. 基于模糊聚类关联分析法的煤与瓦斯突出程度分析[J]. 安全与环境学报,2006,6(4):85-88.
- [9] 杨玉中,吴立云,高永才. 煤与瓦斯突出危险性评价的可拓方法[J]. 煤炭学报,2010,35(s):100-104.
- [10] Specht D F. A general regression neural network[J]. IEEE T Neural Network, 1991,2:568-576.
- [11] Leszek R. Generalized regression neural networks in time-varying environment[J]. IEEE T Neural Network, 2004,15:576-596.
- [12] 伊良忠,章超,裴峥. 广义回归神经网络的改进及在交通预测中的应用[J]. 山东大学学报(工学版),2013,43(1):1-6.
- [13] 李钦,左廷英,何卓臣,等. 广义回归神经网络在深基坑监测中的应用[J]. 现代测绘,2012,35(4):8-10.
- [14] 潘文超. 应用果蝇优化算法优化广义回归神经网络进行企业经营绩效评估[J]. 太原理工大学学报(社会科学版),2011,29(4):1-5.