

Pso-Bp 耦合算法在矿井瓦斯突出预测中的应用^①

付 华, 顾 东, 李俊平

(辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 葫芦岛 125105)

摘 要: 矿井瓦斯含量的预测模型是一个多变量、非线性的函数关系, 预测模型建立的准确与否决定于各个影响因素之间的相互作用、相互耦合的特性。将神经网络与粒子群算法有机地结合起来, 以神经网络理论为基础, 利用粒子群算法优化隐含层神经元个数和网络中的连接权值, 建立瓦斯含量预测模型, 解决了 Bp 神经网络收敛速度慢、易陷入局部优化的缺陷。并在历史数据的基础上, 建立遗传神经网络训练和检验样本集, 利用 MATLAB 进行仿真, 结果表明粒子群神经网络模型可靠性强, 预测精度高。

关键词: 粒子群算法; Bp 神经网络; Pso-Bp 耦合神经网络; 预测; 瓦斯突出

Application of Pso-Bp Coupled Algorithm to Mine Gas Outburst Predictive

FU Hua, GU Dong, LI Jun-Ping

(Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: Mine gas content prediction model is a multivariable nonlinear function relation, the accurate prediction model is established in various influence factors depends on the interaction between the mutual coupling. The neural network and the particle swarm algorithm organically, based on neural network theory, using particle swarm optimization algorithm and the number of hidden neurons in the network connection weights, gas content prediction model is established. Solved the bp neural network, slow convergence speed, easy in local optimum. And according to the historical data, establishing genetic neural network training and testing samples, and use of matlab simulation, the results show that particle swarm neural network model reliability, high precision.

Key words: particle swarm algorithm ; Bp neural network; Pso-Bp coupled neural network; forecast; fuel gas outburst

矿井瓦斯含量的预测模型是一个多变量、非线性的函数关系, 在瓦斯预测过程中, 往往是对测量成分单个考虑, 但各个成分之间是相互关联的。因此如果将测量得到的多个传感器数据经过有效地数据融合, 将会得到一个更加全面、准确的结果^[1-2]。采用人工神经网络进行煤与瓦斯突出预测, 能减少人为地干扰, 从而更具有客观性, 并且具有极强的非线性逼近能力, 能真实的刻画输入变量与输出变量之间的非线性关系。根据这一特点在系统建模时引入人工神经网络, 人工神经网络具有高度非线性和容错性, 以及较高的建模能力和对数据的良好拟合能力, 但同时具有收敛速度慢、容易局部优化的缺点。为了解决以上缺点同时引进粒子群(Pso)算法, 将 Pso 算法的全局优化能

力和 Bp 神经网络良好的非线性映射能力相结合, 利用 Pso 算法优化 Bp 神经网络的权值和阈值, 利用优化好的权值和阈值对 bp 神经网络进行训练, 并进行数据融合, 从而既保证了 Bp 神经网络的高度非线性和容错性, 以及较高的建模能力和对数据的良好拟合能力, 又克服了收敛速度慢以及局部优化的问题。采用 Pso-Bp 融合算法能够在对多参量、非线性的瓦斯含量预测中得到更加准确的结果^[3-4]。

1 Pso-Bp神经网络耦合算法

1.1 粒子群算法

Pso 算法是将群体中的每个个体视为多维搜索空间中一个没有质量和体积的粒子, 这些粒子在搜索空

① 收稿时间:2011-05-10;收到修改稿时间:2011-06-06

间以一定的速度飞行，并根据粒子本身的飞行经验以及同伴的飞行经验对自己的飞行速度进行动态调整，即每个粒子通过统计迭代过程中自身的最优值和群体的最优值不断地修正自己的前进方向和速度大小，从而形成群体巡游的正反馈机制。设在一个 D 维搜索空间中，存在一个由 m 个粒子组成的群体，群体中第 t 次迭代时粒子 i 的位置表示为

$$X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD}) \quad (1)$$

相应的飞行速度表示为

$$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}), i=1, 2, \dots, m \quad (2)$$

将 X_i 带入目标函数可得到其适应值。记第 i 个粒子搜索到的最优位置为

$$P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD}) \quad (3)$$

整个粒子群搜索到的最优位置为

$$P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$$

粒子状态更新操作如下：

$$V_{id}(t+1) = wV_{id}(t) + c_1r_1(P_{id} - X_{id}(t)) + c_2r_2(P_{gd} - X_{id}(t)) \quad (4)$$

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (5)$$

式中 $i=1, 2, \dots, m, d=1, 2, \dots, D; r_1, r_2$ 为 [0,1] 之间的随机数， c_1, c_2 为加速度因子， w 为惯性因子。

1.2 Pso-Bp 耦合算法

Bp 神经网络是一种多层结构的前向网络，其学习过程由正向传播和反向传播两部分组成，误差函数的求取是一个由输出层向输入层反向传播的递推过程，通过反复学习训练样本来修正权值，采用最速下降法，使得权值沿着误差函数的负梯度方向变化，最后稳定于最小值。从其原理可以看出 Bp 神经网络算法存在着收敛速度比较慢而且常滞留于局部极小值点^[5]。

为解决以上问题，用 Pso 算法 Bp 网络的权值及阈值进行训练，以 Bp 网络的最优值和阈值作为粒子群的位置向量。对位置向量随机性初始化后，用 Pso 算法对最优位置即 Bp 网络的最优权值和阈值进行搜索，然后以 Pso 算法搜索得到的最优的权值和阈值对 Bp 网络进行训练使适应值达到最小。

本模型采用输出均方差

$$f(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^O (y_{ji}^d - y_{ji})^2 \quad (6)$$

式中，N 为训练样本数，O 为输出神经元数， y_{ji}^d 为输出样本值， y_{ji} 为实际值。

由于采用了 Pso 算法对 Bp 网络的最优权值和阈值进行搜索，避免了 Bp 算法训练过程中向后传播的过程，从而使搜索速度得到加快，并能够很好地防止整个算法的过早收敛。图 1 为搜索流程算法流程图。

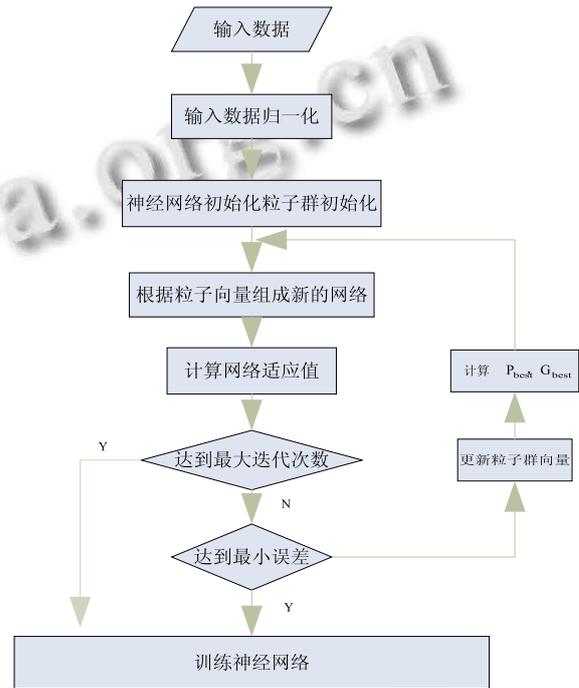


图 1 搜索算法流程图

2 实例分析

2.1 输入神经元的确定

矿井瓦斯的影响因素多且因地区而异，但对于神经网络预测来说，输入参数的多少对结果的影响不是很大，只是增加了输入神经元的个数，预测速度有所下降而已，因此本文选取对煤矿瓦斯突出预测有重要影响的五个参数作为输入层神经元：开采深度 h ，瓦斯压力 p ，瓦斯放散初速度 v ，煤的坚固性系数 f ，地质破坏程度 d 。采用 16 个典型突出矿井 5 个参数的实测数据，其中 12 组输入为粒子群神经网络模型和神经网络学习的样本进行训练，其他 4 组输入作为预测样本以检验模型。

2.2 输出神经元的确定

按照煤与瓦斯突出强度的大小可将其分为四类：无突出（简称“无”），小型突出（“小”），中型突出（“中”），

大型突出(“大”)。本模型就以此四项为输出层神经...

2.3 预测系统的模型

隐含层神经元一般取 9-15 个比较合适, 经测算取 12 个隐含层神经元较好, 故 Pso-Bp 瓦斯突出预测模型...

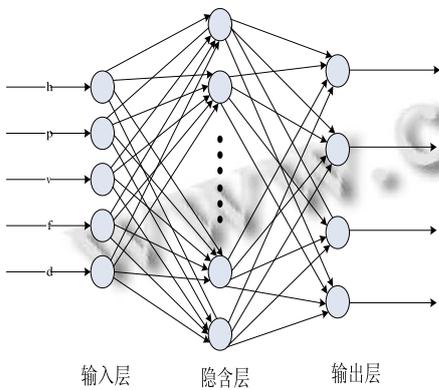


图 2 Bp 网络结构示意图

据作为 Pso-Bp 网络模型学习的样本集进行训练。首先对各类量纲不统一的输入数据采用归一化处理...

y_i = (x_i - x_min) / (x_max - x_min) (7)

其中, X_max, X_min 分别为训练样本输入变量的最大值、最小值。经过 MATLAB 仿真结果:

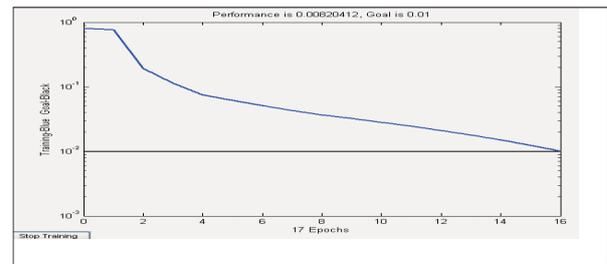
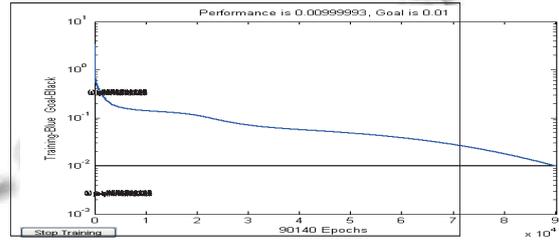


图 3 瓦斯预测模型仿真

选用国内 7 个典型突出矿井的五个参数的实测数

表 1 预测模型验证结果

Table with 7 columns: 样本号, 开采深度, 瓦斯压力, 放散速度, 坚固系数, 地质构造, 突出规模, and 4 columns for Pso-bp 神经网络结果 (无, 小, 中, 大).

3 结果与分析

由图 3 可看出, Bp 神经网络需要 90140 步训练才能达到 0.01 的误差要求, 而经过 Pso 优化过的 Bp 神经网络只需 17 步就能达到要求...

由表 (1) 可知 Pso-Bp 网络模型训练识别精度高, 效果明显达到了预期目的。

为进一步验证 Pso-Bp 算法的优越性, 本文以四种预测模型作为参照, 比较其预测效果, 经仿真具体信息见表 2。由表 2 可知, 在相同训练条件下, Pso-Bp 瓦斯突出预测模型的预测相对误差明显低于基于其他算法的瓦斯突出预测模型...

表 2 四种预测模型预测效果

实际值	BP 网络预测		Elman 网络预测		PSO-ENN 网络预测		Pso-Bp 网络预测	
	预测值	相对误差	预测值	相对误差	预测值	相对误差	预测值	相对误差
4.01	4.1345	13.2%	5.0114	19.7%	4.1021	6.11%	4.0523	2.01%
4.22	4.1123	7.45%	5.0021	3.12%	4.1242	6.22%	4.8724	1.02%
8.01	8.2332	1.23%	8.011	0.22%	8.1112	1.23%	8.5034	4.11%
平均相对误差	7.29 %		6.01%		4.52 %		2.38%	

3 结论

采用粒子群神经网络算法对煤矿瓦斯灾害进行预测,建立了煤矿瓦斯灾害的预测模型。并利用粒子群算法优化隐含层神经元个数和网络中的连接权值,弥补了传统 Bp 神经网络算法在收敛速度慢、容易局部优化方面的不足,提高了预测效果。通过 MATLAB 仿真,证实了该方法的正确性和有效性。同时也说明从数据本身出发,利用粒子群 Bp 神经网络算法直接建立预测规则模型是一个很有效的方法,可以推广应用到其他领域。

参考文献

- 李林宜,李德仁.基于粒子群优化算法的航空影像纹理类.计算机工程,2008,34(3):196-198.
- 胡方明,简琴,张秀君.基于 BP 神经网络的车型分类器.西安电子科技大学学报.2005,32(3):439-441.
- 邵良杉,付贵祥.基于数据融合理论的煤矿瓦斯动态预测技术.煤炭学报,2008,33(5):551-555.
- 潘峰,陈杰,甘明刚,等.粒子群优化算法模型分析.自动化学报,2006,32(3):368-377.
- 王其军,程久龙.基于免疫神经网络模型的瓦斯浓度智能预测.煤炭学报,2008,33(6):665-669.
- 王峰,邢科义,徐小平.系统辨识的粒子群优化方法.西安交通大学学报,2009,43(2):116-119.
- 陈曦,蒋加伏.免疫粒子群优化算法求解旅行商问题.计算机与数字工程,2006,34(6):10-29.
- 李秀英,韩志刚.非线性系统辨识方法的新进展.自动化技术与应用,2004,23(10):5-7.
- Mirceakl OC. A neural predictive controller for non-linear systems. Mathematics and Computers in Simulation, 2002, 316-323.
- Lian JJ, Suganthan PN, et al. Novel composition test functions for numerical global optimization. IEEE Swarm Intelligence Symposium.
- (上接第 190 页)
1999:263-270.
- Pottie GJ, Kaiser WJ. Embedding the Internet: Wireless Integrated Network Sensors. Communication of the ACM, 2000,43(5):51-58.
- Henzelman WR, Chandrakasan A, Balakrishnan H. Energy-Efficient Communication Protocol for Wireless Microsensor Networks. Proc. of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS00). Island of Maui, Hawaii: IEEE Communication Society, 2000, 3005-3014.
- Manjeshwar A, Agrawal DP. TEEN: A routing protocol for enhanced efficiency in wireless sensor networks. Proc. of the 15th International Parallel and Distributed Symposium. San Francisco, CA, USA, 2001. 2009-2015.
- Lindsey S, Raghavendra C. Pegasus: Power-efficient gathering in sensor information systems. IEEE Trans. on Parallel and Distributed Systems, 2002,13(9):924-932.