

文章编号: 1671-251X(2010)03-0041-05

瓦斯突出模型预测控制的应用研究

郭瑞, 吕晓, 赵丹

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要: 媒体瓦斯涌出量的动态变化是一个复杂的非线性系统, 传统的瓦斯监测方法准确率较低。针对该问题, 文章提出了一种基于BP人工神经网络模型的瓦斯突出危险性预测控制方法。该方法运用BP人工神经网络预测模型对输入的多组样本进行训练学习、建立预测准则, 并以此辨识瓦斯突出危险性类型。仿真结果表明, 该方法有效解决了传统的瓦斯突出预测模型在事故预测中误差大、稳定性差的缺陷, 提高了预测精度。

关键词: 瓦斯突出; 预测控制; 预测模型; BP神经网络; 辨识; 滚动优化

中图分类号: TD712.53 **文献标识码:**A

收稿日期: 2009-10-23

基金项目: 国家自然科学基金项目(50874059)

作者简介: 郭瑞(1974-), 女, 陕西榆林人, 硕士, 副教授, 2001年毕业于辽宁工程技术大学, 主要研究方向为电气传动系统自动化技术、现代调速理论及应用, 曾获阜新市科技进步一等奖2项, 编写高校教材1部, 现主持辽宁省教育厅项目1项, 已发表文章多篇。E-mail: qinzhang2002@163.com

3 结语

从实验结果可看出, 改进的基于克隆选择遗传算法克服了遗传算法早熟和克隆选择算法易陷入局部极值的问题, 基于克隆选择遗传算法的BP神经网络比基于标准的遗传算法的预测误差小, 而且训练速度也较快。

参考文献:

- [1] LINKOV A M. Rockbursts and the Instability of Rock Masses [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences and Geomechanics Abstracts, 1996, 33(7): 727-732.
- [2] VARDOLAKIS I. Rock Bursting as a Surface Instability Phenomenon [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences and Geomechanics Abstracts, 1984, 21(3): 137-144.
- [3] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
- [4] 郭嗣琮, 陈刚. 信息科学中的软计算方法 [M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2001.
- [5] DE CASTRO L N, TIMMIS J. An Artificial Immune Network for Multi-modal Function Optimization [C]// Proc. of the 2002 Congress on Evolutionary Computation, 2002: 699-704.
- [6] 郭嘉. 人工免疫算法在岩土工程中的应用 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2008.
- [7] 梁勤欧. 人工免疫系统在GIS空间分析中的应用研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2003.
- [8] VOSCONCELOS J A, RAMIREZ J A, TAKAHASHI R H C, et al. Improvements in Genetic Algorithms [J]. IEEE Trans. on Magen, 2001, 37(5): 3414-3417.
- [9] 刘若辰, 杜海峰, 焦李成. 基于柯西变异的免疫单克隆策略 [J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2004, 31(4): 551-556.
- [10] 王战权, 赵朝义, 云庆夏, 等. 进化策略中变异算子的改进研究 [J]. 计算机仿真, 1999, 16(3): 8-11.
- [11] 梁勤欧. 基于遗传克隆选择算法优化BP神经网络的地理信息预测研究 [J]. 测绘通报, 2007(7): 29-31.
- [12] 吴义虎, 杨秋实. 一种改进的克隆选择算法在多峰值函数优化中的应用 [J]. 计算机工程与科学, 2008, 30(4): 56-59.
- [13] 窦林名, 何学秋. 冲击矿压防治理论与技术 [M]. 徐州: 中国矿业大学出版社, 2001.
- [14] 代高飞. 岩石非线性动力学特征及冲击地压的研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2002.

Application Research of Model Predictive Control of Gas Outburst

GUO Rui, LÜ Xiao, ZHAO Dan

(Faculty of Electrical and Control Engineering of Liaoning Technical University,
Huludao 125105, China)

Abstract: Dynamic change of coal gas emission is a complex nonlinear system and the traditional gas monitoring method has low accuracy. To solve the problem, the paper proposed a predictive control method for gas outburst hazard based on BP artificial neural network model. The method uses predictive model of BP artificial neural network to train and study multi-group input samples and build predictive criterion by which types of gas outburst hazard can be identified. The simulation result showed that the method can effectively solve the defects of large error and bad stability of the traditional gas outburst predictive model in accident prediction and can improve prediction precision.

Key words: gas outburst, predictive control, predictive model, BP neural network, identification, rolling optimization

0 引言

煤矿瓦斯灾害是煤矿首要的恶性事故,且频繁发生,破坏性广,社会影响大。长期以来人们一直以瓦斯检测为主,无法提前预测预报灾害的发生。如根据采集的瓦斯灾害特征信息,在瓦斯突出发生之前提前预测瓦斯突出隐患,提前预报预警,便能适时、合理地采取防范措施,预防瓦斯灾害事故的发生,这将为矿井安全和人生安全提供可靠的保障。由于煤岩瓦斯突出是一种非线性、强干扰的灾害动力现象,传统的数学算法很难使之达到理想的预测模型和较高的精度,且建模误差较大,难以找到瓦斯突出发生和影响瓦斯突出强度的特性因素之间的非线性映射关系。BP 人工神经网络具有较强的特征提取和逼近任意复杂非线性映射的能力,其并行性、自适应性、自学习能力在非线性系统中发挥了很好的建模能力。另外,由于它对输入和输出数据类型和信息量都没有限制,输入和输出之间是点对点映射,所以具有较高的模式识别和预测准确率。因此,本文选择 BP 人工神经网络模型作为瓦斯突出危险性非线性预测的基本网络模型,建立了基于神经网络系统辨识的瓦斯突出模型预测控制系统,并用我国瓦斯突出灾害发生频繁的矿井监测数据对所设计的控制系统进行仿真分析,结果表明该预测控制方法能够正确辨识瓦斯的突出危险性。

1 神经网络预测控制系统

模型预测控制(MPC)是一种以模型为基础的先进控制技术,采用在线滚动优化二次型性能指标和反馈校正方法,力求有效减少受控对象由于建模

的不精确、参数和结构等动态因素的影响,从而达到预期控制要求。其系统表现形式包括参考轨迹、滚动优化、预测模型、目标函数和在线校正 5 个部分^[2],与经典预测控制系统结构类似,不同之处仅在于神经网络预测控制系统由神经网络预测模型取代了经典的预测模型,如图 1 所示。图 1 中, $u(k)$ 为控制信号, $e(k)$ 为系统输出 $y(k)$ 与模型输出 $y_N(k)$ 之差, $e(k+j)$ 为系统期望值 $y_d(k+j)$ 与预测输出 $y_p(k+j)$ 之差。为实现非线性系统的实时控制,将第 p 步(图 1 中的 $y_p(k+j)$)的预测值经反馈校正后送非线性优化控制器优化,求出下一步控制量。在训练学习神经网络预测模型时,根据 $e(k)$ 利用 BP 算法来训练预测网络的连接权值,采用误差反向传播学习算法根据 $e(k+j)$ 对非线性系统进行滚动优化,实现对下一步控制量的优化计算。

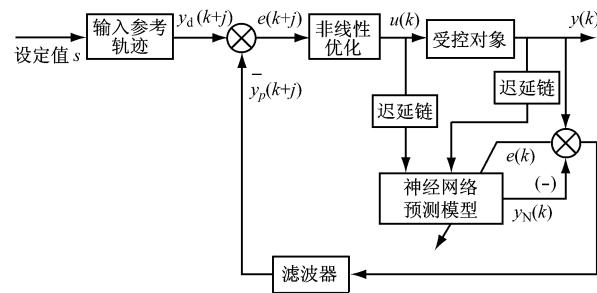


图 1 神经网络预测控制系统模型

2 瓦斯突出危险性 BP 人工神经网络预测模型

预测模型是预测控制的核心部分,含有充分信息集的模型有利于提高控制系统的鲁棒性等性能。瓦斯突出危险性 BP 人工神经网络预测模型包括输入层、隐层和输出层 3 个节点层次,如图 2 所示。

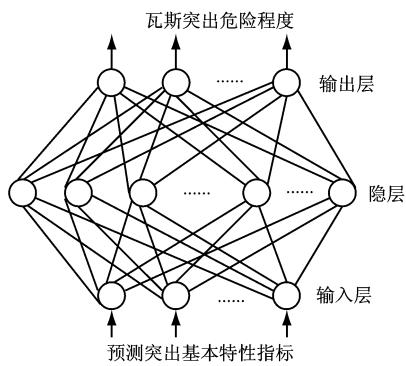


图2 瓦斯突出危险性BP人工神经网络预测模型

该预测模型用于实际瓦斯预测时, 将实例样本集中每个样本的特性指标值作为模型的输入向量、实际瓦斯突出危险类型作为期望输出, 并对网络中所有连接权系数随机地赋以初值后, 模型按照BP算法的信息正向传播和误差反向传播过程完成对所有样本的训练学习。不断修正各不同层次节点之间的连接权重, 使网络能够正确反映输入与输出之间的映射关系, 并获得对应已知实例样本集的确定的模型网络系数。此后根据这一确定的模型便可执行预测过程, 即将待预测样本作为模型的输入来求解其输出。

2.1 瓦斯突出特性指标的输入

由输入层输入的瓦斯突出特性信号或样本信息是经隐层传向输出层的正向传播, 其处理方程为

输入层:

$$a_i(0) = x_i, \quad 1 \leq i \leq n_0 \quad (1)$$

隐层:

$$net_i(l) = \sum_{j=1}^{n_{l-1}} w_{ij}(l) \cdot a_j(l-1) + w_{i0}(l) \theta_i(l) \quad (2)$$

$$a_i(l) = f_i[net_i(l)], \quad 1 \leq i \leq n_l \quad (2)$$

输出层:

$$net_i(L) = \sum_{j=1}^{n_L} w_{ij}(L) \cdot a_j(L-1) + w_{i0}(L) \theta_i(L), \quad 1 \leq i \leq n_L \quad (3)$$

式中: x_i 为由影响瓦斯突出各特性指标参数组成的输入样本矢量元素; l 为处理层号, 输入层、第一隐层、……、输出层分别对应 $l=0, 1, \dots, L$; n_l 为第 l 层的神经元总数; $net_i(l)$ 为第 l 层第 i 个神经元输入总和; $w_{ij}(l)$ 为第 l 层第 i 个神经元与第 $(l-1)$ 层的第 j 个神经元间的连接权值; $a_j(l-1)$ 为第 $(l-1)$ 层的第 j 个神经元的输出响应; f_i 为第 i 个神经元的阈值函数, 不失一般性, 取所有的神经元都具有相同的阈值函数, 以 f 表示; $\theta_i(l)$ 为第 l 层的第 i 个神经元的阈值。

2.2 瓦斯突出预测模型的校正

当瓦斯突出预测模型的网络输出与样本给定期望输出有误差时, 可通过调整权重来减少误差, 调整的过程沿特性指标的输入路径的逆向进行; 然后网络重新得到输出, 网络输出值与期望值的偏差又导致新一轮的权值修正, 如此反复多次完成对所有实例样本的训练学习, 直到该预测模型的网络收敛达到指定精度, 并得到满意的权重。各层误差计算公式为

输出层:

$$\delta^k(L) = (t^k - y^k) f'[net^k(L)] \quad (4)$$

隐层:

$$\delta^k(l) = f'[net^k(l-1)] \sum_{i=1}^{n_l} \delta^k(l+1) w_{ij}^k(l+1) \quad (5)$$

将其代入权值修改的广义 δ 公式: $\Delta w_{ij}^{k+1}(l) = \alpha \Delta w_{ij}^k(l) + \eta \delta^k(l) a_j^k(l-1)$, 其中 $0 < \alpha < 1$, 便可计算各层的权值修改量和 $w_{ij}^k(l)$ 。当阈值函数 f 取为 S 型函数时, 则有:

$$f'(net) = 1/[1 + \exp(-net)] \\ = f(net)[1 - f(net)] \quad (6)$$

BP 人工神经网络学习结束后, 提供的瓦斯突出样本数据集的输入与期望输出间的映射关系就以分布形式存储于网络中的各神经元的连接权值上了^[3]。这时就可用 BP 人工神经网络逼近或估计的映射算子来完成期望的映射:

$$f_B(W): x \rightarrow y, \quad x \in A, \quad y \in B$$

式中: x 为输入空间 A 中的元素; y 为输出空间 B 中的元素。

3 滚动优化

记 BP 人工神经网络对第 i 个样本的输出与期望输出的平方误差和为 $E_i = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{n_L} (y_{ij} - t_{ij})^2$; 对全部 n 个学习样本系统的平方误差和为 $E = \sum_{i=1}^n E_i$ 。式中: y_{ij} 为第 i 个样本的神经网络输出矢量元素, $1 \leq j \leq n_L$; $\frac{1}{2}$ 因子的加入是为了以后数学处理的方便。为了训练一个 BP 网络, 需要计算网络加权输入矢量以及网络输出和误差矢量, 然后求得误差平方和 E 。当所训练矢量的误差平方和小于误差目标, 训练则停止, 否则在输出层计算误差变化, 且采用反向传播学习规则来调整权值, 并重复这些过程^[4]。

4 系统仿真

4.1 模型训练

将具有一定数量的有代表性的已知突出预测实例样本作为模型训练样本, 实例样本中的特性指标值形成网络输入, 对应的突出类型作为期望输出, 经信息正向传播和误差反向传播实现网络的训练。取矿井中瓦斯体积分数 v 、井下湿度 h 、风速 s 和井下温度 t 等 4 种常见监测参数的测量值^[5]作为网络输入, 突出危险等级为该系统的网络期望输出: 第一级为无突出, 样本的网络期望输出为 {0. 9, 0. 1};

第二级为有突出, 样本的网络期望输出为 {0. 1, 0. 9}。模型中 BP 人工神经网络采用 4(输入层节点) \rightarrow 9(隐层节点) \rightarrow 2(输出层节点) 形式的拓扑结构进行训练学习。Matlab 工具箱中已将 BP 人工神经网络算法中的所有步骤编成了函数, 通过书写调用即可方便地获得结果。通过对样本 15 000 次迭代学习后, 收敛精度达到 0.000 60, 并全部正确识别了这些样本, 从而建立了针对本次模拟实验条件的确定的预测模型, 预测准则包括了所有的网络系数, 其中输入层到隐层的权值以及隐层到输出层的权值如表 1 所示。

表 1 输入层到隐层以及隐层到输出层的权值

隐层 节点	输入层节点				输出层节点	
	v	h	s	t	I	II
1	21.861 191	-23.192 566	-17.963 644	4.774 451	6.493 989	-6.479 699
2	19.763 741	-55.774 475	8.408 287	-21.596 853	8.771 527	-8.778 837
3	-3.754 750	-2.858 488	-3.427 403	0.069 863	-2.297 398	2.181 741
4	3.416 551	-9.917 522	1.573 955	-3.338 790	2.686 638	-2.696 112
5	-13.491 007	29.902 384	3.495 204	13.036 886	13.337 523	-13.343 836
6	-2.063 388	40.587 383	9.691 292	12.762 046	-8.181 751	8.187 090
7	-1.105 133	-8.246 961	-0.443 797	0.304 417	1.165 085	-1.085 923
8	-1.708 111	-3.361 433	0.265 713	-0.648 402	0.343 819	0.048 974
9	-1.051 057	-2.790 972	-1.202 919	-0.467 244	-0.016 527	0.760 405

4.2 模型验证

将训练后建立的预测准则用于对第二组待预测样本的预测控制, 结果如图 3 所示。

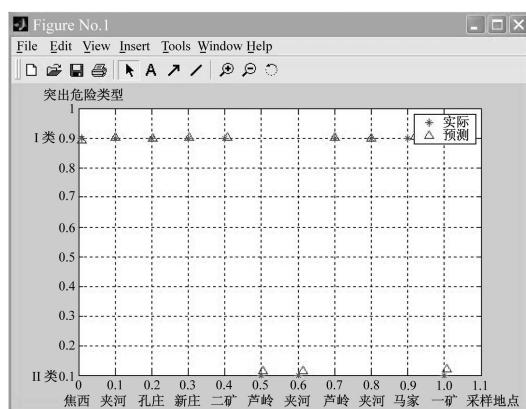


图 3 模型预测结果

从图 3 可看出, BP 人工神经网络的输出与实际数据吻合较好, 其预测输出与实际结果的输出类型一致, 说明 BP 人工神经网络学习成功, 可以用于煤层瓦斯突出危险性的预测控制。

网络的学习和训练过程实际上就是存储样本所包含的信息, 存储的信息越多, 识别、判断越好。当

样本资料较少或代表性较差时, 网络的判断能力就不理想, 本文的训练样本数量较少, 现行突出预测方法可能也会存在一定的预测误差, 而文中都是假设训练样本为真, 这也会给研究结果带来一定误差。虽然待预测样本的网络预测输出与期望输出有一定的误差, 但仍然可正确辨识突出类型, 而且总体预测正确率比较高, 这说明该模型是有效且可行的, 可为区域煤与瓦斯突出预测提供较好的决策支持。

5 结语

瓦斯突出预测的影响因素很多, 由于不同的矿井有不同的特点, 影响因素也会有所不同。本文采用基于 BP 人工神经网络模型的瓦斯突出预测控制方法来实现对瓦斯灾害的自我诊断, 预防瓦斯灾害的发生, 有效解决了传统的瓦斯突出预测模型在事故预测中误差大、稳定性差的缺陷, 提高了预测精度。但是该方法利用神经网络进行瓦斯突出预测, 网络模型的建立是以大量样本资料为基础的, 因此, 如何选取适当数量的样本数据还有待于进一步探讨。

文章编号: 1671-251X(2010)03-0045-04

采煤工作面无线传感器网络物理层的研究

宋金玲

(中国矿业大学信电学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 采煤工作面有线传输方式很难适应不断移动和变化的工作现场, 文章认为无线传感器网络(WSN)有助于解决该问题。但由于采煤工作面特殊的环境导致传输信道复杂, WSN节点信号在传输的过程中衰减和多径现象严重。针对上述问题, 提出了一种适合采煤工作面的WSN物理层——节点收发信机的设计方案, 分析了该收发信机选择IR-UWB技术中的BPM方式的原因, 给出了基于BPM方式的节点收发信机的结构及工作原理, 介绍了发射机中UWB信号的选择及接收机的设计。实验结果表明, 该收发信机成本和能耗较低, 硬件容易实现, 不需要对采煤工作面的信道特性进行估计。

关键词: 采煤工作面; 无线传感器网络; 节点; 收发信机; WSN; UWB; IR-UWB; BPM

中图分类号: TD655.3 **文献标识码:** A

0 引言

采煤工作面地质条件复杂, 工作环境恶劣, 为保证安全生产, 需要实时监测工作面采煤机等大型设备的工况、矿山压力、瓦斯、一氧化碳、煤尘等环境参数, 同时还需要实现移动语音甚至图象的通信。目前, 工作面监测监控信号的传输采用有线方式, 但由于工作面是一个不断移动的工作环境, 随着煤炭开采的进程, 工作面各种大型钢铁设备需要不断地循环推进, 在开采和推进过程中设备之间的相互位置发生变化, 相应工作面空间的形状也在不断变化。因此, 有线传输方式很难适应这种不断移动变化的工作现场, 各种因素造成传输电缆损坏和扯断的现象时有发生, 工作面移动语音和图象通信更是不可能实现, 这些问题给煤矿安全生产带来很大隐患。

收稿日期: 2009-10-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60774090), 中国矿业大学青年科技基金资助项目(2006A012)

作者简介: 宋金玲(1972-), 女, 江苏连云港人, 副教授, 主要研究方向为矿井无线通信。E-mail: klsongr@163.com

笔者认为具有放置灵活、扩展简便、移动性强和自组织等特点的无线传感器网络(WSN)可解决采煤工作面的各种数据的监测和监控任务。

但与地面上传感器网络构建不同的是, 采煤工作面隧道是有限空间, 工作面布置有支架、采煤机、刮板运输机等大型金属设备以及煤、岩等介质, 因此, 采煤工作面是一种非均匀异质边界空间; 此外, 随着工作面的推进, 信息传输的空间形状也在不断地变化。因此, 采煤工作面WSN的工作环境是一个“有限异质可变空间”。采煤工作面WSN节点只能布置在设备上, 随着采煤工作的推进, WSN节点会移动, 这种工作面隧道的特征, 使WSN节点呈现带状分布。WSN节点将采集的信息通过多跳的方式传输到簇头节点, 汇聚节点负责收集数据, 并通过上顺槽通信网传给任务管理节点, 任务管理节点负责对数据进行综合处理, 并对传感器网络发出指令。由于采煤工作面“有限异质可变空间”这种特殊的无线传输空间, 导致传输的信道特性更复杂, WSN节点信号在传输的过程中衰减和多径现象更严重, 因此, WSN物理层——节点收发信机的设计

参考文献:

- [1] 马雷舍夫, 艾鲁尼. 煤与瓦斯突出预测方法和防治措施 [M]. 北京: 煤炭工业出版社, 2003.
- [2] 诸静. 智能预测控制及其应用 [M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2002.
- [3] 李捷, 王伟智, 朱敏琛. 基于神经网络的预测控制

[J]. 测控技术, 2005, 24(3).

- [4] SORENSEN P H, NORGAARD M, RAVN O, et al. Implementation of Neural Network Based Nonlinear Predictive Control [J]. Neurocomputing, 1999, 28(1): 37-51.
- [5] 王凯, 俞启香. 煤与瓦斯突出的非线性特征及预测模型 [M]. 徐州: 中国矿业大学出版社, 2005.