

# 神经网络技术在煤层瓦斯含量预测中的应用

马玉姣<sup>1</sup>, 程根银<sup>2</sup>, 赵东云<sup>1</sup>

(1.中国矿业大学 安全工程学院, 江苏 徐州 221008; 2.清华大学 环境科学与工程系, 北京 100084)

**摘 要:** 将瓦斯含量预测技术与神经网络原理结合, 利用 Matlab 强大的神经网络工具箱, 采用 BP 模型对钱家营矿区域瓦斯含量进行预测。根据对井田地质条件的分析研究, 选取了 9 个反应本矿瓦斯含量的特征指标, 用 13 个学习样本对网络进行训练, 得到了影响因素与瓦斯含量之间的关系。实验表明预测结果能较好的与实际相吻合, 证明神经网络技术可以用来准确预测煤层瓦斯含量。

**关键词:** 瓦斯含量; 预测; 特征指标; 神经网络; Matlab

**中图分类号:** TD712<sup>+</sup>.3      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1671—0959(2010)01-0117-03

## Application of neural network technology to prediction of seam gas content

MA Yu-jiao<sup>1</sup>, CHENG Gen-yin<sup>2</sup>, ZHAO Dong-yun<sup>1</sup>

(1.School of Safety Engineering China University of Mining and Technology Xuzhou 221008, China;

2.Department of Environment Science and Engineering Qinghua University Beijing 100084, China)

**Abstract** In combination with the gas content protection technology and the neural network principle with the strong neural network tools box of the Matlab the BP model was applied to predict the gas content of Qianjiaying Mining Area. According to the analysis and research on the geological conditions of the mine coalfield there were 9 feature indexes reflected the mine gas contents collected. There were 13 leaning samples applied to the training and the relationship between the influence factors and gas contents obtained. The experiments showed that the prediction results could be well fitted with the actual results and the neural network technology was approved to correctly predict the seam gas content.

**Keywords** gas content prediction; feature index; neural network; Matlab

煤层瓦斯含量预测技术是煤矿安全研究的关键问题,也是难点问题。如何运用地质学的基本原理和方法以及煤矿开采方面的技术理论,来更好地研究瓦斯含量预测方面的问题,一直是广大地质工作者努力的方向和目标。神经网络技术是当前处理数据间模糊、非线性关系的人工智能高新技术的代表,训练有素的网络模型相当于一个专家系统知识库,它能够自动地在浩如烟海的数据中识别、捕捉和提取隐藏规律。因此,将瓦斯含量预测技术基础理论与神经网络分析方法有机结合起来,探索一条具有现代理论基础,又能满足瓦斯含量预测技术发展需要的全新途径势在必行。

### 1 BP神经网络模型在 Matlab 中的实现

BP神经网络是基于反向传播算法的多层前馈网络模型,其结构如图 1 所示。由图 1 可见,它包括输入层、中

间层(隐层)和输出层,是具有高度的非线性,能够进行复杂的逻辑操作和非线性关系实现的系统。

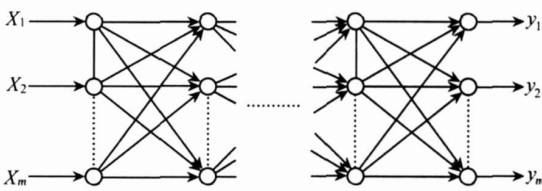


图 1 BP 网络结构

Matlab 软件提供的神经网络工具箱,以神经网络理论为基础,将算法中的所有步骤编成函数<sup>[1]</sup>。其中,隐层神经元通常采用可微的单调递增函数,如对数 Sigmoid 函数  $\text{logsig}$ 、正切 Sigmoid 函数  $\text{tansig}$ ,而输入层神经元则采用线性函数  $\text{purelin}$ <sup>[2]</sup>。

**收稿日期:** 2009—02—26

**基金项目:** 国家重点基础研究“973”项目(2005cb221504);国家“十一五”科技攻关项目(2006BAK03B01)

**作者简介:** 马玉姣(1985—),女,甘肃庆阳人,2007年本科毕业于华北工学院,现主要从事煤层瓦斯赋存规律及钻孔封孔材料方面的研究。

2 钱家营矿区域瓦斯赋存影响因素确定

对影响钱家营瓦斯赋存状况的各种地质因素进行的分析研究表明：井田范围内瓦斯赋存情况是多种地质因素综合作用的结果，因此，选取了 9 个主要地质构造要素进行

区域瓦斯平均相对涌出量预测，选择的 9 个能够反映研究区地质构造的特征指标为：煤层的埋藏深度、煤层倾角、煤层厚度、倾角变异、厚度变异、煤层顶板 30m 内透气层比例、顶板透气性、底板透气性和主构造<sup>[3-5]</sup>。从而确定的输入样本见表 1。

表 1 训练样本

工作面	网络输入									训练目标
	埋藏 深度 /m	煤层 厚度 /m	煤层倾 角 /(°)	倾角 变异	厚度 变异	透气 层比	顶板 透气性	底板 透气性	主构造 影响	平均瓦斯相对 涌出量 /m <sup>3</sup> ·t <sup>-1</sup>
1371	415.195	4.209	10.447	0.062	0.143	0.501	0.462	0.5	1	0.7
1377	549.071	5.328	7.085	0.098	0.066	0.443	1	0.264	1	0.5
1378	566.077	4.919	6.278	0.07	0.027	0.416	1	0.53	1	0.5
1177 东	459.725	3.57	10.663	0.119	0.153	0.39	1	1	0	0.8
1178 东	486.449	3.629	11.985	0.028	0.171	0.364	1	1	0	0.8
1274 东	309.299	6.484	5.791	0.258	0.119	0.496	0.369	0	1	0.6
1277 东	373.662	4.74	11.86	0.095	0.147	0.495	0.632	0.667	1	0.5
1371 西	406.638	4.114	9.804	0.186	0.195	0.533	0.45	0.612	0	1.4
1372 西	433.835	4.595	10.033	0.064	0.106	0.478	0.667	0.6	0	1.4
辅 274	339.681	3.983	5.857	0.099	0.017	0.353	1	0.563	0	0.6
辅 276	376.015	4.211	8.437	0.141	0.079	0.376	1	1	0	1.1

3 区域瓦斯含量预测

3.1 网络设计

在进行网络设计前首先确定网络结构：①网络的层数；②每层的神经元数；③每层的激活函数。构建的神经网络为具有多层隐含层和一层输出层的多层 BP 网络，第一层隐含层神经元数为 9，对应各区域地质因素统计量化值；第二层与第三层隐含层的神经元数都为 15，网络输出节点数为 1 个，对应该区域瓦斯平均相对涌出量。第一、二隐含层的激活函数分别为 tansig、logsig。经试用对比，trainp 虽然训练次数较多，但由于其占用内存小，单次训练周期短，收敛的实际使用时间较少，所以决定设计网络中使用训练函数 trainp，设计网络：net=newff(m,imax(p), [9, 15,

15, 1], {'tansig','tansig','logsig','purelin'}, 'trainp')。

3.2 网络训练及精度检验

利用神经网络工具箱对表 1 中数据进行训练与仿真，网络训练收敛过程与收敛结果如图 2 所示，由图 2 可以看出，经训练后，网络输出与训练目标之间的误差仅为 10<sup>-4</sup>，即经过训练的网络能很好反应出网络输入与训练目标之间的相关关系。

从矿井各区域地质因素统计量化值及平均瓦斯相对涌出量数据中任选 3 组数据样本作为待测样本 (表 2)，用仿真函数 sim 计算的网络的输出结果如表 3 所示。

结果显示：训练后的 BP 网络的预测结果与实际数值的相对误差平均为 17.56%，考虑到煤矿企业实际生产情况，认为神经网络预测方法可以作为煤层瓦斯预测的参考方法。

表 2 检验样本

工作面	网络输入									训练目标
	埋藏 深度 /m	煤层 厚度 /m	煤层倾 角 /(°)	倾角 变异	厚度 变异	透气 层比	顶板 透气性	底板 透气性	主构造 影响	平均瓦斯相对 涌出量 /m <sup>3</sup> ·t <sup>-1</sup>
1373	455.61	4.257	9.428	0.123	0.066	0.464	0.589	0.375	1	0.7
137 西	461.871	4.558	10.019	0.037	0.122	0.5	0.4	0.358	0	1.4
辅 275	358.032	4.179	6.059	0.062	0.02	0.306	1	1	0	0.8

表 3 网络检验结果

工作面	实际瓦斯平均相对涌出量 /m <sup>3</sup> ·t <sup>-1</sup>	网络输出 (预测瓦斯平均相对涌出量 )	相对误差 /%	平均相对误差 /%
1373	0.7	0.61	12.86	17.56
1373 西	1.4	1.59	13.57	
辅 275	0.8	0.59	26.25	

3.3 区域平均瓦斯涌出量预测

预测值、及考虑误差的预测平均瓦斯相对涌出量如表 4 所示。

预测区域地质因素统计量化值、平均瓦斯相对涌出量

表 4 预测区域地质情况统计量化值及网络输出

工作面	网络输入									网络输出	
	埋藏深度 /m	煤层厚度 /m	煤层倾角 /(°)	倾角变异	厚度变异	透气层比	顶板透气性	底板透气性	主构造影响	相对涌出量 /m <sup>3</sup> ·t <sup>-1</sup>	涌出量范围 /m <sup>3</sup> ·t <sup>-1</sup>
137A 预	530.519	5.362	9.247	0.216	0.062	0.522	0.84	0.28	0	1.41	1.16~1.65
137B 预	556.584	5.641	8.726	0.221	0.03	0.493	1	0.096	0	1.18	0.97~1.38
137C 预	579.599	5.729	8.089	0.182	0.057	0.451	1	0	0	1.05	0.86~1.23
137D 预	627.987	5.288	6.587	0.107	0.039	0.301	1	0.2	0	0.76	0.63~0.89
137E 预	641.975	4.997	5.798	0.103	0.042	0.243	1	0.783	0	0.86	0.71~1.02
137G 预	587.337	4.379	6.041	0.102	0.06	0.436	1	0.688	1	0.75	0.62~0.88
117A 预	538.91	3.351	11.733	0.067	0.238	0.375	1	1	0	0.65	0.53~0.76
117B 预	574.292	3.373	12.055	0.049	0.203	0.385	1	1	0	0.74	0.61~0.87
117C 预	611.979	3.574	11.198	0.031	0.13	0.447	1	0.723	0	0.93	0.77~1.1
117D 预	645.218	3.713	9.773	0.036	0.109	0.512	1	0	0	1.22	1.01~1.44
137F 预	656.775	4.559	4.781	0.097	0.104	0.207	1	0.96	0	0.94	0.77~1.1
137H 预	604.296	3.848	5.329	0.104	0.139	0.444	1	0.938	1	0.91	0.75~1.07

注：表 4 中平均瓦斯相对涌出量范围的下限 =表中网络输出值 ×(1-0.1756)，上限 =表 F 中网络输出值 ×(1+0.1756)。

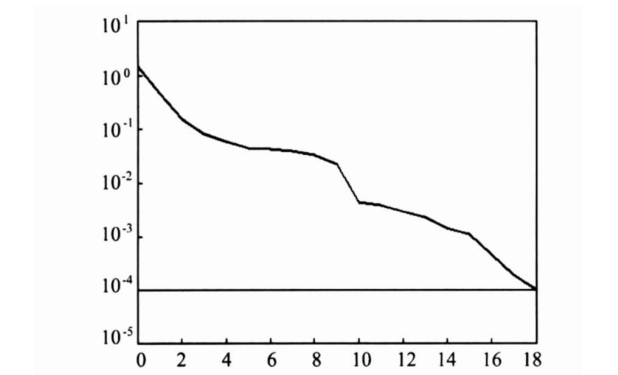


图 2 BP神经网络训练收敛过程图

4 结 论

1) 神经网络的 BP算法从非线性角度出发。利用多因素人工神经网络模式识别原理，对煤与瓦斯突出进行预测，避免了纯粹意义上的基于数学建模的定量统计方法的局限性。加入隐层使优化问题的可调参数增加，因此能够得到精确的预测结果。

2) 此预测结果仅为该区域平均瓦斯相对涌出量，该值

能反映出各预测区域的平均瓦斯赋存情况，但因瓦斯赋存情况还受局部地质构造因素影响，因此不排除在回采过程中出现局部地方相对瓦斯涌出量超出预测范围的情况。

3) 神经网络的应用，由于其“黑箱”式学习模式，不易被解释，也不易对预测的数据进行统计检验，而且在训练过程中需要大量的原始数据，因此其学习算法在理论上的缺陷，有待进一步的研究与补充。

参考文献：

[1] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 Matlab7 实现 [M]. 电子工业出版社, 2005.

[2] 封富, 石红红, 徐春雨. Matlab在工作面煤与瓦斯突出预测中的应用 [J]. 辽宁工程技术大学学报, 2003, 22: 159~160.

[3] 吴观茂, 黄明, 李刚. 基于 BP神经网络的瓦斯含量预测 [J]. 煤田地质与勘探, 2008, 36(1): 30~32.

[4] 梁发宽, 朱卫国, 尤亚. 煤矿瓦斯含量预测及瓦斯赋存规律分析 [J]. 煤矿开采, 2007, 12(1): 81~83.

[5] Wu Caifang (吴财芳), Zang Yong (曾勇). genetic neural networks and gas content forecast [J]. Earth Science Frontien (地学前缘). 2003, 10(1): 219~224.

(责任编辑 赵巧芝)