

用于采煤方式选择的人工神经网络模型^{*}

王卫军

(湘潭工学院资源工程系, 湖南 湘潭 411201)

摘要 以大量调查数据为基础, 建立了缓倾斜薄煤层采煤方式选择的人工神经网络模型, 该模型较全面地考虑了影响采煤方式选择的因素和现场专家经验, 能准确地识别各种开采条件下缓倾斜薄煤层采煤方式。

关键词 人工神经网络 缓倾斜薄煤层 采煤方式

An Artificial Neural Network Model for Mining Way Distinguishing

Wang Weijun

(Xiangtan Polytechnic University, Xiangtan Hunan 411201)

Abstract Based on a lot of investigation data, an artificial neural network model is established for distinguishing mining way of gently inclined low coal seam. The factor and experience of mining expert that affect the selection of mining way are comprehensively considered in the model. The different mining way of gently inclined low coal seam can be exactly distinguished at different mining condition.

Keywords artificial neural network; gently inclined low coal seam; mining way

发展机械化是我国缓倾斜薄煤层开采实现高产高效的唯一手段。然而, 由于薄煤层开采设备的技术水平和采煤方式选取等问题, 我国缓倾斜薄煤层机械化开采水平仍然很低。在相似的开采条件下, 有的矿井成功地实现了机械化开采, 而另一些矿井却因采煤方式的选取不合理而告失败, 可见, 采煤方式对发展薄煤层机械化开采是至关重要的, 与中厚煤层相比, 由于空间小, 地质条件复杂, 采煤方式选择的影响因素更多, 是一个更加复杂的问题, 用传统方法建模型往往有较大的误差, 本文在大量调查数据的基础上, 应用人工神经网络建立了确定薄煤层采煤方式的人工神经网络模型。

1 神经网络及其学习算法简介

神经网络有许多种, 本文采用应用较广泛的BP网络。Bybenko认为^[1], 当网络中各节点均采用S型压缩函数时, 一个隐藏层就足以实现任何判断分类问题。因此, 对采煤方式的识别可采用三层神经网络(如图1), 包括输入层、隐含层、输出层。

网络执行分为两个过程: 学习训练过程和识别过程。

1.1 学习训练过程

设网络有 m 层, 即 $0, 1, 2, \dots, m$, 令 y_j^m 表示第 m 层中第 j 个结点的输出, y_j^0 (0层输出)等于 x_j , 即第 j 个输入。令 w_{ij}^m 表示从 y_i^{m-1} 到 y_j^m 间的连接权值。

^{*} 本文于1997年4月14日收到
煤炭工业部一般项目资助

1) 将各加权值置到较小的均匀分布的随机数, 这样, 可保证网络不被大的权值所饱和。

2) 从训练数据中选一数据对 (x^k, y^k) (输入向量, 目标输出向量), 将输入向量加到输入层 $(m = 0)$, 即 $y_j^0 = x_j^k$ (k 为序号)。

3) 信号通过网络前向传递, 即利用关系式

$$y_j^m = F(S_j^m) = F\left(\sum_i W_{ij}^m y_i^{m-1}\right) \quad (1)$$

式中 $F(S) = \frac{1}{1 + \exp(-S)}$ 为压缩函数

计算从第一层开始的各层内每个结点 j 的输出 y_j^m 直到输出层的每个结点的输出计算完为止。

4) 计算输出层每个结点的误差值

$$\begin{aligned} \delta_j^m &= F^1(S_j^m) [T_j^k - y_j^m] \\ &= y_j^m (1 - y_j^m) [T_j^k - y_j^m] \text{ (对 } S \text{ 压缩函数)} \end{aligned} \quad (2)$$

5) 计算前面各层每个结点的误差值

$$\delta_j^{m-1} = F^1(S_j^{m-1}) \sum_i W_{ij}^m \delta_i^m \quad (3)$$

6) 利用加权修正量公式

$$\begin{cases} \Delta W_{ij}^m = \eta \delta_j^m y_i^{m-1} \\ W_{ij}^{\text{新}} = W_{ij}^{\text{旧}} + \Delta W_{ij} \end{cases} \quad (4)$$

修正所有连接。

式中 η 为训练速率, 一般取 0.01~ 1

7) 返回到 2), 为输入下一组向量重复 2)~ 7)。

网络训练结束以后, 即可获得稳定的网络结构和联结强度。

1.2 识别过程

网络经学习训练后, 将待识别样本的输入向量代入网络, 利用已获得的稳定网络结构和联结强度对该样本进行识别。

2 模型的建立

2.1 输入向量的确定

根据薄煤层开采的特点和现场工程技术人员及专家的经验, 确定以下 7 项指标组成输入向量, 即煤厚 (M), 煤层顶板条件 (D)、底板条件 (B)、煤层稳定性 (W), 断层破坏程度 (D_c), 煤层夹矸 (J_g)、煤层 f 系数 (f)。

输入时, M 、 f 以实际值输入。

煤层稳定性用煤厚变异系数 W 表示

$$W = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (m_i - \bar{m})^2 / \bar{m}}$$

式中 m_i 为第 i 观测点煤厚 (m); \bar{m} 为所有观测点平均煤厚 (m); n 为观测点总数。

断层破坏程度 D_c

$$D_c = \sum_{i=1}^n L B_i h_i / SM$$

式中 L_i , B_i , h_i 为第 i 条断层的走向长度、破碎带宽度、落差 (m); S 为工作面面积;

煤层夹矸以夹矸系数 J_g 表示

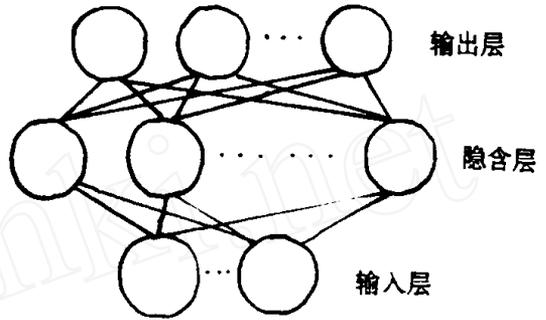


图 1 BP 网络示意图

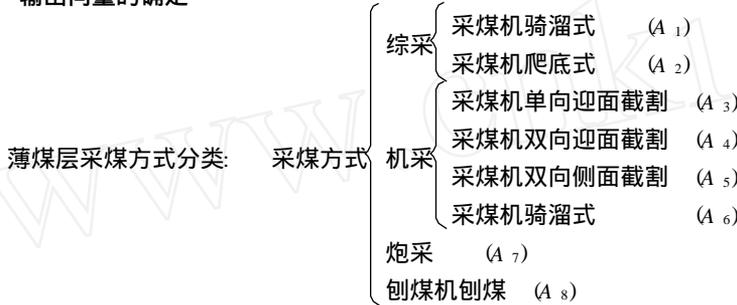
$$J_g = H / M$$

式中 H 为煤层中夹矸厚度 (m)

$D = 1, 2, 3, 4$ 分别表示顶板稳定、较稳定、不稳定、极不稳定四个等级。

$B = 1, 2, 3, 4$ 分别表示底板平整、较平整、不平整、极不平整四个等级。

2.2 输出向量的确定



若 $A = (A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6, A_7, A_8) = (1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$

即 $A_1 = 1$, 表示选用综采, 其余类推。

2.3 网络结构

本模型为三层网络, 输入结点 7 个, 输出结点 8 个, 一般选 4~5 个隐含结点对应一个输入结点, 这里选 4 个, 隐含结点 28 个, 网络共 43 个结点。

3 训练样本的选取

我们对淄博、大同、阳泉、徐州、兖州、开滦、涟邵等矿区 100 多个薄煤层工作面进行了统计分析和现场调查, 充分往求专家意见, 选出 36 个采煤方式被认为较合理(考虑地质条件、产量、成本)的工作面作为训练样本。如表 1 所示。

表 1 采煤方式样本集

序号	煤厚 M	硬度系数	顶板条件 D	底板条件 B	煤厚变异 ω	断层破坏 D_C	夹矸 J_g	采煤方式
1	1.3	2.8	1	1	0.09	0.003	0.00	A ₂
2	1.42	2.4	2	2	0.10	0.002	0.00	A ₁
3	1.33	2.4	3	2	0.07	0.005	0.01	A ₂
4	1.54	1.9	2	2	0.123	0.03	0.00	A ₁
5	1.15	2.0	3	4	0.121	0.08	0.14	A ₆
6	0.95	2.0	3	2	0.081	0.09	0.00	A ₆
7	0.86	2.3	4	2	0.062	0.12	0.10	A ₆
8	0.80	2.8	3	3	0.073	0.09	0.08	A ₆
9	1.03	2.6	3	2	0.075	0.09	0.00	A ₆
10	0.75	2.4	1	3	0.082	0.03	0.04	A ₃
11	0.68	2.1	1	3	0.078	0.05	0.00	A ₃
12	0.66	1.4	1	2	0.045	0.14	0.00	A ₃
13	0.65	2.0	1	3	0.038	0.04	0.00	A ₃
14	0.65	2.3	2	1	0.035	0.00	0.00	A ₄
15	0.58	2.6	2	1	0.042	0.02	0.00	A ₄

续表 1 采煤方式样本集

序号	煤厚 M	硬度系数	顶板条件 D	底板条件 B	煤厚变异 ω	断层破坏 D_c	夹矸 J_g	采煤方式
16	0.60	2.3	3	1	0.043	0.007	0.00	A ₄
17	0.55	2.9	2	1	0.02	0.08	0.00	A ₄
18	0.67	2.0	1	4	0.03	0.06	0.08	A ₅
19	0.75	2.3	1	3	0.02	0.07	0.08	A ₅
20	0.8	1.9	1	4	0.046	0.065	0.10	A ₅
21	0.64	1.8	1	3	0.073	0.038	0.00	A ₅
22	0.8	2.4	1	4	0.10	0.067	0.10	A ₅
23	0.65	1.2	2	2	0.05	0.003	0.00	A ₇
24	0.63	1.0	2	2	0.03	0.006	0.00	A ₇
25	0.68	0.8	2	1	0.02	0.008	0.00	A ₇
26	0.64	0.5	2	1	0.04	0.000	0.00	A ₇
27	0.70	1.2	2	2	0.035	0.005	0.00	A ₇
28	1.0	3.2	3	4	0.14	0.10	0.12	A ₈
29	0.8	2.9	4	2	0.25	0.18	0.20	A ₈
30	1.2	2.9	4	2	0.31	0.20	0.19	A ₈
31	0.95	2.4	3	3	0.46	0.23	0.09	A ₈
32	0.92	3.1	3	3	0.24	0.14	0.13	A ₈
33	1.25	2.0	1	1	0.05	0.004	0.08	A ₂
34	1.18	2.4	2	1	0.06	0.002	0.00	A ₂
35	1.35	2.0	1	1	0.08	0.005	0.00	A ₁
36	1.43	1.9	1	2	0.07	0.006	0.00	A ₁

4 网络训练及检验

将上述 36 个样本供网络训练, 训练完成以后, 选出 8 个样本对网络进行检验, 结果如表 2 所示。

表 2 检验结果

序号	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈
2	0.99808	0.0217	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
7	0.00176	0.00165	0.02467	0.03058	0.02635	0.99893	0.0000	0.0000
11	0.0000	0.0013	0.99836	0.03406	0.01769	0.0087	0.0010	0.0002
15	0.0000	0.0014	0.03046	0.98765	0.01358	0.0000	0.0000	0.0001
18	0.0000	0.0061	0.0245	0.0313	0.98693	0.0001	0.0003	0.0004
23	0.0000	0.0286	0.02185	0.0247	0.03026	0.0234	0.99386	0.0003
30	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.98764
33	0.0236	0.97665	0.0308	0.0206	0.0432	0.0503	0.0067	0.0058

从表 2 可见, 神经网络识别模型的识别正确率为 100%, 因此, 模型是正确的。

(下转第 116 页)

可以考虑以下两点:

1) 本文只从误差控制方面对网络的外推有效性 (generalization) 作了初步探讨。在学习过程中, 对权进行裁剪 (pruning), 对网络进行调整, 可以提高网络的预测能力。

2) 本文只考虑了股票价格所构成的时间序列。股票价格不仅受前几天价格波动的影响, 还会受其它因素的影响。如何对相关因素 (如成交金额) 进行预处理和编码, 是很值得探讨的。

参考文献

- 1 杨璐, 黄梯云, 洪家荣. 一种基于神经网络的时间序列自适应建模和预测方法. 决策与决策支持系统, 1996, 6(2): 69~ 75
- 2 Cichocki A. and Unbehauen R. Neural Networks for Optimization and Signal Processing. John Wiley & Sons, Chichester, 1993
- 3 Hassoun M. Foundations of Artificial Neural Networks. MIT Press, Cambridge, 1995
- 4 Cottrell M., Girard B., Girard Y., M angeas M. and Muller C. Neural Modeling for Time Series: A Statistical Stepwise Method for Weight Elimination. IEEE Trans Neural Networks 1995, 6(6): 1355~ 1363
- 5 Kamijo K and Tanigawa T. Stock Price Pattern Recognition. A Recurrent Neural Network Approach. IEEE Int. Conf. Neural Networks 1990, (1): 215~ 221

(上接第 60 页)

5 模型应用

淄博矿务局某矿一工作面, 平均煤厚 1.27m, 顶底板较稳定, 煤层硬度系数 $f = 1.8$, 煤厚变异系数为 0.06, 工作面无断层, 煤层无夹矸。

将上述条件输入网络得结果如下:

表 3 网络输出结果

A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	A_8
0.0281	0.9979	0.0307	0.0288	0.0316	0.0451	0.0341	0.0000

结果显示, 该工作面应采用 A_2 采煤方式, 即采煤机爬底式。

6 结语

本文建立了缓倾斜薄煤层采煤方式识别模型, 识别准确率高, 随着样本的更加丰富, 模型识别能力还可进一步完善扩充。

薄煤层开采中如采煤方式识别等一些问题的存在较多的模糊因素, 用传统数学方法是很难准确描述的, 而人工神经网络具有学习能力, 可综合更多的专家知识, 较准确地解决这些问题。

参考文献

- 1 周继成. 人工神经网络. 科学普及出版社, 1993, 3: 64~ 70
- 2 王卫军, 陈良棚. 应用人工神经网络实现综采面设备选型. 煤炭学报, 1996, 3: 231~ 234
- 3 王文博. 复杂条件下薄煤层机械化开采. 山东煤炭科技, 1990, 4: 28~ 31