

文章编号: 1002-0411(2004) 01-0093-04

基于 RSNN 的煤自燃预测方法

侯媛彬

(西安科技学院, 陕西 西安 710054)

摘要: 本文提出一种基于粗糙集神经网络(Rough Set Neural Network, RSNN)的煤自燃预测方法. 该方法针对综放面采空区, 在已测到的漏风强度 Q 和煤体温度 T_c 的基础上, 利用 Rough Set(RS)的约简理论对测量数据约简. 在此基础上构建了一种基于粗糙集的神经网络(RSNN), 然后利用该 RSNN 预测最小浮煤厚度. 实测数据验证表明, 该方法比常规 AMAX 预测方法简便且精度高. 该方法为基于网络的远程煤矿安全生产监测监控系统奠定了良好的基础.*

关键词: RSNN; 最小浮煤厚度; 预测; 自燃

中图分类号: TP13

文献标识码: B

An RSNN-based Prediction Method for the Coal Mine Spontaneous Combustion

HOU Yuan-bin

(Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: A method based on the rough set neural network (RSNN) for the prediction of the coal mine spontaneous combustion is presented in this paper. The measured data is decreased in this way by use of the rough set reduction theory, the data is based on the intensity of the wind leak Q and the temperature of the coal mine T_c measured in the mined-out area of the fully mechanized long-wall top-coal caving face. Then the RSNN is established on foundation of the data reduced, and the minimum thickness of the mine layer is predicted using the RSNN. The real-time measured data shows that this method is simpler than the ordinary AMAX prediction method and its precision is high. The method lays a good foundation for the network-based remote coal mine safety monitoring and control system.

Keywords: RSNN; the minimum thickness; prediction; spontaneous combustion

1 引言(Introduction)

近年来屡屡出现的煤矿瓦斯火灾事故多发生在我国西部和东北地区, 如: 2000 年 4 月, 陕西省陈家山煤矿井下瓦斯事故, 死亡 40 余人; 2002 年 10 月 9 日广西南宁二塘煤矿四采区火灾事故死亡 30 人; 2002 年 12 月 7 日吉林省万宝煤矿火灾事故死亡 30 人; 在新疆北疆浅煤层露头处煤的自燃是比冬季燃煤锅炉更大的大气污染源, SO_2 气体的污染直接危害到人们的健康和生态环境. 因此煤炭安全生产尤为重要. 50 多年来我国煤炭系统为防治煤层自然发火和矿井火灾付出了大量的代价, 也做了大量的工作. 中国矿业大学周世宁教授在国家自然科学基金(批准号: 58770155)的资助下, 建立了瓦斯在煤层中的流动规律和含瓦斯煤流变破坏过程的理论体系及实验测试方法. 淮南矿业学院、西安矿业学院等对煤

自燃的预测预报研究出多种方法. 目前有学者将遗传算法、小波分析等理论用于预测^[1], 为过程的预报提供新的方法. 本文提出一种基于粗糙集神经网络(Rough Set Neural Network, RSNN)的煤自燃预测方法, 这种方法仅是我们研究的基于网络的远程煤矿安全生产监测监控系统的预测方法之一. 基于 RSNN 的该预测方法针对综放面采空区, 在已测到的漏风强度 Q 和煤体温度 T_c 的基础上, 利用 Rough Set(RS)对测量数据约简, 然后在构建的 RSNN 基础上对最小浮煤厚度作出预测. 实测数据验证表明该方法比常规预测方法简便且精度高.

2 RSNN 预测方法设计(The design of prediction method by RSNN)

2.1 预测的依据

一般将采空区分为三大区域,即散热带、氧化升温带和窒息带.这三大区域满足^[2]:

$$\text{散热带} \quad \begin{cases} \bar{Q} > \bar{Q}_{\max}^{(i)} \\ h < h_{\min}^{(i)} \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{氧化升温带} \quad \begin{cases} \bar{Q} > \bar{Q}_{\max}^{(i)} \\ h < h_{\min}^{(i)} \\ C > C_{\min}^{(i)} \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{窒息带} \quad C < C_{\min}^{(i)} \quad (3)$$

式中: \bar{Q} 为采空区测算出的漏风强度,当 $\bar{Q} > \bar{Q}_{\max}^{(i)}$ 时,煤体不可能引起自燃. h 为采空区真实浮煤厚度,当 $h < h_{\min}^{(i)}$ 时,煤体不可能引起自燃. C 为采空区实际的氧气浓度.上角 (i) 表示在第 i 次测得的数

$$h_{\min} = 2 \sqrt{\frac{2(T_c - T_y) \lambda_m}{q_0(T_c)}} = \frac{P_g S_g \bar{Q} (T_c - T_y) + \sqrt{(P_g S_g \bar{Q})^2 (T_c - T_y)^2 + 8 \lambda_m q_0(T_c) ((T_c - T_y))}}{Q(T_c)} \quad (4)$$

表 1 引起自燃的最小浮煤厚度

Tab. 1 The minimum thickness of the mine layer causing spontaneous combustion

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
T_c / °C	31.1	36.9	43.1	49.0	53.3	57.5	61.5	66.8	71.8	77.8	83.6	90.2	101.8	126.2
T_y / °C	28.1	31.0	34.1	37.0	39.2	41.3	43.3	45.9	48.4	51.4	54.3	57.6	63.4	75.6
$q_0(T_c)$	1.17	1.56	1.82	2.91	3.85	5.60	6.62	8.14	9.58	10.1	15.3	33.7	87.8	196
h_{\min} / m	0.88	0.96	1.10	1.00	0.94	0.83	0.81	0.78	0.77	0.79	0.68	0.48	0.32	0.25

2.2 基于 RSNN 的预测方法

从上文分析可知,氧化升温带是引起煤自燃区域.最小浮煤厚度 h_{\min} 在煤体温度 T_c 为 43 °C 时最大,之后随着煤体温度 T_c 增加,放热强度 $q_0(T_c)$ 也越来越大,最小浮煤厚度 h_{\min} 反而有下降趋势.从(4)式可知漏风强度 Q 、煤体温度 T_c 和最小浮煤厚度 h_{\min} 成非线性关系.本文针对综放面采空区,在实时测得漏风强度、煤体温度及测算最小浮煤厚度的基础上,构建 RSNN 预测下一时刻最小浮煤厚度的方法,以提前预报煤自燃事故信号.如图 1 示,RSNN 有三层,输入层可有 m 个神经元节点,接收利用 Rough Set (RS) 对测量数据约简之后的数据;隐层可有 n 个节点;输出层有 p 个节点.隐层激励函数根据漏风强度、煤体温度及最小浮煤厚度的非线性关系设计表示,为式(5);输出层表示为式(6).设:

$$o_j = \exp \left[\left(\frac{net_j - \theta}{1 + Q_k \%} \right)^2 \right] \quad (5)$$

式中 o_j 是 RSNN 的隐层输出, o_j 是当前 j 时刻的漏风强度 Q , 取 $\theta = 0.1$, 网络输出为:

据.可见氧化升温带是可能发生煤自燃的危险区域.其中 \bar{Q} 和 h 都和煤体温度 T_c 、岩体温度 T_y 有关, C 和单位时间内瓦斯放散强度 q 等有关.煤自燃特性利用煤体温度 T_c 和 CO 的变化曲线进行预测;利用煤体温度、升温速度、耗氧速度和煤体发热量的变化进行预测;也可利用煤体温度、漏风强度和浮煤厚度的变化情况进行预测.浮煤厚度可描述为式(4).式中 λ_m 为松散煤体导热系数, $q_0(T_c)$ 是温度为 T_c 、氧气浓度为 C 时放热强度. P_g 和 S_g 分别为空气密度和空气热容.若从煤体温度 T_c 、岩体温度 T_y 和浮煤厚度 h 的变化情况对煤自燃进行预测, (4) 式就是计算最小浮煤厚度的理论依据,据此可计算出表 1 引起自燃的最小浮煤厚度.

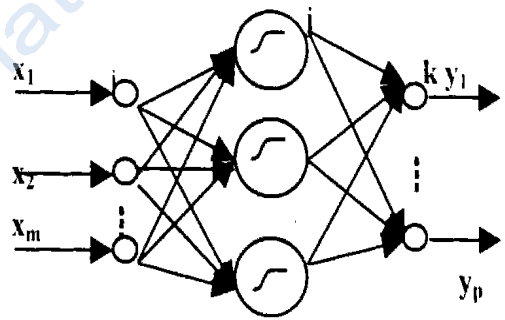


图 1 基于粗糙集的神经网络图

Fig. 1 Figure of rough set based neural network

$$y = h_{\min} = \sum_{j=1}^n w_{jk} O_j \quad (6)$$

$$net_j = \sum_{i=1}^m w_{ij} x_i \quad (7)$$

$$\begin{cases} x_1 = h_{\min}(k-2) \\ x_2 = h_{\min}(k-1) \\ x_3 = h_{\min}(k) \end{cases} \quad (8)$$

因为 w_{jk} 对网络的输出最大^[3], 只须修正 w_{jk} , 给定权值 w_{ij} 、 w_{jk} 和 w_{jk} 修正式:

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1m} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \cdots & w_{nm} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$w_{jk}(k) = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{p1} & w_{p2} & \cdots & w_{pn} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\begin{cases} w_{jk}(k+1) = w_{jk}(k) + a \times \text{sign} \Delta x w_{jk}(k) \\ \Delta x = \frac{1}{3} [(x_1(k) - x_1(k-1)) + (x_2(k) - x_2(k-1)) + (x_3(k) - x_3(k-1))] \end{cases} \quad (11)$$

式中的 $x_i(k) - x_i(k-1)$ 指这次和上次预测时所取样本的差值; Δx 指样本值的平均值, 规定当 $x_i(k) - x_i(k-1)$ 结果出现 1 个负号时, 说明最小浮煤厚度有下降趋势, sign 取负号, 否则取正号. 学习因子 $0 < a < 1$, 对构建的 RSNN, 只要适当地选择各层权值和阈值, 可以对任意的煤体温度 T_c 和任意漏风强度 Q 下的煤自燃最小浮煤厚度 h_{\min} 进行预测.

3 预测实例 (Prediction example)

对于三层 RSNN, 取第一层 $m = 3$, 接收利用 Rough Set(RS) 对测量数据约简之后^[4] 的 3 个 h_{\min} 数据; 隐层取 $n = 4$; 输出层取 $p = 1$, 给定:

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} 0.10 & 0.30 & 0.20 \\ 0.20 & 0.10 & 0.10 \\ 0.00 & 0.20 & 0.10 \end{bmatrix} = 0.01 \quad (12)$$

$$w_{jk}(k) = [0.20 \quad 0.20 \quad 0.30 \quad 0.35] \quad (13)$$

$$\text{net}_0 = [0.10 \quad 0.10 \quad 0.10 \quad 0.10]^T \quad (14)$$

例 1 针对忻州窑矿综放面采空区, 给定围岩温度 20°C , 漏风强度 Q 为 $2.5(\text{m}^3\text{s}^{-1}\text{m}^{-2})$, 煤体温度在 $25^\circ\text{C} \sim 37^\circ\text{C}$ 情况下, 对应的最小浮煤厚度 h_{\min} : 0.50, 0.55, 0.60, 0.65, 0.70, 0.74, 0.79, 0.84, 0.90, 0.95, 1.00, 1.05, 1.10, 试预测在煤体温度再升高 $3 \sim 6^\circ\text{C}$ 时煤自燃的关键参数最小浮煤厚度 h_{\min} .

利用 Rough Set(RS) 对测量数据约简之后^[4] 的 3 个 h_{\min} 样本数据 $x_1 = 0.50$, $x_2 = 0.84$, $x_3 = 1.10$, 根据样本和 RSNN 设计预测程序:

① 初始化: 给 x 、 a 赋值, 根据(12)、(13)、(14) 式给权值 w_{ij} 、 w_{jk} 和阈值 net_0 阵赋值;

②根据(7)式计算隐层 net_j 阵, 根据(5)式计算隐层输出;

③根据(11)式计算 $w_{jk}(k+1)$;

④根据(6)式预测最小浮煤厚度 h_{\min} .

$$o_j = 1.1847 \quad 1.0365 \quad 1.0306 \quad 1.0425$$

$$y = 1.1183$$

例 2 针对忻州窑矿综放面采空区, 给定围岩温度 20°C , 漏风强度 Q 为 $5(\text{m}^3\text{s}^{-1}\text{m}^{-2})$, 煤体温度在 $25^\circ\text{C} \sim 37^\circ\text{C}$ 情况下, 对应的最小浮煤厚度 h_{\min} : 0.55~ 1.16 共 12 个数据, 利用 Rough Set(RS) 对测量数据约简之后^[4] 的 3 个 h_{\min} : 0.55, 0.87, 1.16, 求得 $\text{sign} \Delta x = 0.33$, 取 $a = 0.3$, 利用 RSNN 预测煤厚度 h_{\min} , 程序运行结果:

$$o_j = 1.1997 \quad 1.0420 \quad 1.0333 \quad 1.0468$$

$$y = 1.2360$$

例 3 针对忻州窑矿综放面采空区, 给定围岩温度 20°C , 漏风强度 Q 为 $100(\text{m}^3\text{s}^{-1}\text{m}^{-2})$, 煤体温度在 $25^\circ\text{C} \sim 37^\circ\text{C}$ 情况下, 对应的最小浮煤厚度 h_{\min} : 1.31~ 2.6 共 12 个数据, 利用 Rough Set(RS) 对测量数据约简之后^[4] 的 3 个 h_{\min} : 1.31, 2.8, 2.6, 求得 $\text{sign} \Delta x = 1.3731$, 取 $a = 0.3$, 利用 RSNN 预测煤厚度 h_{\min} , 程序运行结果:

$$o_j = 1.5593 \quad 1.1248 \quad 1.1225 \quad 1.1277$$

$$y = 3.2371$$

例 4 针对忻州窑矿综放面采空区, 给定围岩温度 20°C , 漏风强度 Q 为 $2.5(\text{m}^3\text{s}^{-1}\text{m}^{-2})$, 煤体温度在 $25^\circ\text{C} \sim 37^\circ\text{C}$ 情况下, 对应的最小浮煤厚度 h_{\min} : 1.19~ 0.97 共 12 个数据, 利用 Rough Set(RS) 对测量数据约简之后^[6] 的 3 个 h_{\min} : 1.19, 1.05, 0.97, 求得 $\text{sign} \Delta x = -0.2310$, 取 $a = 0.3$, 利用 RSNN 预测煤厚度 h_{\min} , 程序运行结果:

$$o_j = 1.3039 \quad 1.1163 \quad 1.0416 \quad 1.0432$$

$$y = 0.8137$$

4 结论 (Conclusion)

本文对以上各例根据采来的未经过 RS 约简的原始数据用常规的 ARMAX 模型对其预测, 得到的结果和用 RSNN 的预测结果均列于表 2, 并进行比较. 可见基于 RSNN 的预测精度普遍高于 ARMAX 预测方法, RSNN 预测得到的最小浮煤厚度相当于煤自燃的故障阈值(警戒线), 这种方法为基于网络的远程煤矿安全生产监测监控系统奠定了良好的基础, 具有广阔的应用前景.

表 2 预测结果

Tab. 2 Prediction result

名称	常规 AMAX 预测方法												基于 RSNN 的预测方法											
	例 1			例 2			例 3			例 4			例 1			例 2			例 3			例 4		
	预测	计算	误差	预测	计算	误差	预测	计算	误差	预测	计算	误差	预测	计算	误差	预测	计算	误差	预测	计算	误差	预测	计算	误差
h_{\min}	1.22	1.19	0.03	1.29	1.26	0.03	3.21	3.3	0.09	0.77	0.83	0.05	1.18	1.19	0.01	1.24	1.26	0.02	3.24	3.3	0.06	0.81	0.83	0.02
Q	给定 2.5			给定 5			给定 100			给定 2.5			给定 2.5			给定 5			给定 100			给定 2.5		
T_c	给定 25~37			给定 25~37			给定 25~37			给定 43~53			给定 25~37			给定 25~37			给定 25~37			给定 43~53		
T_y	给定 20			给定 20			给定 20			给定 20			给定 20			给定 20			给定 20			给定 20		

参 考 文 献 (References)

- [1] Zhou L F, Qian J X. Study on predictive control algorithm for horizon control [A]. IEEE World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. Shanghai: 2002. 717~ 721.
- [2] 郭兴明. 缓倾特厚综放面煤层自燃预测及防治 [D]. 西安: 西安科技学院, 1996. 52~ 76.
- [3] 侯媛彬. 提高神经网络收敛速度的一种赋初值算法研究 [J].

模式识别与人工智能, 2001, 14(4): 385~ 389.

- [4] 侯媛彬, 等. 粗糙集理论在煤矿皮带输送机故障诊断中的应用研究 [J]. 工矿自动化, 2002, (增): 26~ 29.

作者简介

侯媛彬 (1953-), 女, 博士, 教授, 博士生导师. 研究领域为智能控制理论, 安全技术与工程.

(上接第 88 页)

- [2] Sunderiand R H. Improving combustion efficiency by multivariable analysis and control [J]. Measurement & Control, 1985, 18(6): 216~ 221.
- [3] 李健, 何健. 炼厂加热炉热效率的在线自动测量与控制 [J]. 炼油化工自动化, 1990, (1): 15~ 20.
- [4] 赵育才. 加热炉多变量热效率优化控制 [J]. 化工自动化及仪表, 1993, 20(6): 6~ 11.
- [5] 钱家麟, 等. 管式加热炉 [M]. 北京: 烃加工出版社, 1987.
- [6] 赵曜. 内模控制发展综述 [J]. 信息与控制, 2000, 29(6): 526~ 531

作者简介

程志强 (1976-), 男, 博士研究生. 研究领域为预测控制和过程优化.

戴连奎 (1963-), 男, 博士, 副教授. 研究领域为复杂工业过程建模, 预测控制与优化.

孙优贤 (1940-), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士. 研究领域为过程控制, 鲁棒控制理论及应用, 控制理论与应用, 容错控制理论及应用研究以及造纸过程模型化和计算机控制.