

Prediction of Coal Spontaneous Combustion in Goaf Based on RBF Neural Network

Zhenhua Xie

School of Safety Engineering, China University of Labor Relations, Beijing
Email: xie0015@sina.com

Received: Feb. 7th, 2020; accepted: Feb. 27th, 2020; published: Mar. 5th, 2020

Abstract

According to the training samples of the indicator gases data got from the procedural heating-up experiment, the model based on RBF neural network for predicting the coal spontaneous combustion was established, and the temperature of coal in 7162 goaf of Longdong coal mine was predicted effectively by MATLAB software. The prediction model takes CO concentration, C₂H₄ concentration and C₂H₄/C₂H₆ value as input unit, whose topological structure is 3-12-1. The prediction results show that prediction effect of the neural network model is very good and the error is very small. CO concentration can be taken as the main indicator gas for coal spontaneous combustion prediction, and the accuracy of coal spontaneous combustion prediction can be improved by adding C₂H₄ concentration as an auxiliary indicator gas when the coal temperature is between 160°C~250°C, adding C₂H₄/C₂H₆ value as an auxiliary indicator gas when the coal temperature is above 250°C. The prediction method can provide scientific guidance for the prevention and control of coal spontaneous combustion.

Keywords

Spontaneous Combustion Prediction, RBF Neural Network, Goaf, Indicator Gas

基于RBF神经网络的采空区煤自燃预测

谢振华

中国劳动关系学院, 安全工程学院, 北京
Email: xie0015@sina.com

收稿日期: 2020年2月7日; 录用日期: 2020年2月27日; 发布日期: 2020年3月5日

摘要

本文以程序升温实验得到的指标气体实验数据为训练样本, 建立了基于RBF神经网络模型的煤自燃预测

模型, 借助于MATLAB软件, 对龙东煤矿7162工作面采空区的煤温进行了有效预测。该预测模型以CO浓度、C₂H₄浓度、C₂H₄/C₂H₆值作为输入单元, 拓扑结构为3-12-1。预测结果表明, 该神经网络模型预测效果很好, 误差很小。可以将CO浓度作为煤自燃预测的主要指标气体, 在煤温处于160℃~250℃之间时增加C₂H₄浓度作为辅助指标气体, 在250℃以后增加C₂H₄/C₂H₆值辅助指标气体, 提高煤自燃预测的准确度。该预测方法可为煤自燃防治提供科学指导。

关键词

自燃预测, RBF神经网络, 采空区, 指标气体

Copyright © 2020 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

煤炭自燃是矿井的主要灾害之一, 不仅给矿山带来重大的经济损失, 而且可能造成人员伤亡。对采空区煤自燃进行准确预测能为煤炭自燃防治提供科学指导, 有效保障煤矿的安全开采。

煤自燃预测预报主要采用气体分析法, 其难点为如何在煤自燃产生的众多气体中选择合适的指标气体及其预警值[1]。目前, 采空区煤自燃预测的方法有自燃倾向性预测、综合评判预测、经验统计分析、数学模型预测等方法, 其中综合评判预测法及数学模型预测法应用比较广泛。煤自燃预测的关键是确定煤温与自燃预测指标或指标气体之间的非线性关系, 许多学者进行了大量研究, 将灰色系统理论[2]、聚类分析[3]、主成分分析[4]等方法成功应用于煤自燃预测中, 但这些方法的精确度还有待提高。随着计算机技术的发展, 机器学习算法在煤自燃预测中取得了良好的效果, 如神经网络[5]、支持向量机[6]、随机森林方法[7]等, 但这些方法都比较复杂。

本文以龙东煤矿7162工作面为研究背景, 利用程序升温实验得到煤自燃指标气体, 借助MATLAB软件, 基于RBF神经网络对采空区煤自燃进行预测, 能充分利用已有数据, 通过计算机模拟, 方便、准确地实现煤自燃预测, 保证了龙东煤矿的安全开采。

2. 工作面概况

龙东煤矿7162工作面可采煤炭储量为87.6万t, 工作面长度为150.5m, 煤层厚度为5.2~6.9m, 平均厚度5.4m, 煤层倾角22°~31°, 平均倾角25°。采用长壁轻型综采放顶煤开采, 一次采全高全部垮落, 回采率较低, 采空区遗煤较多。该工作面地质条件复杂, 在巷道施工中, 裂隙集中发育地带有少量淋水和滴水。该煤层为自然发火煤层, 煤尘具有爆炸危险性, 瓦斯等级为低瓦斯。7162工作面属于大倾角坚硬顶板, 采空区漏风较大, 增加了煤层自然发火的风险。

3. RBF神经网络预测模型的设计

3.1. RBF神经网络原理

RBF (Radial Basis Function, 径向基函数)神经网络是一种单隐层前馈型网络, 隐节点激活函数选取径向基函数, 与BP神经网络相比具有收敛速度快、网络规模小、逼近精度高等特点, 不存在局部极小问题, 适于便捷、准确地对采空区煤自燃进行预测。

RBF 最基本的网络构成包括输入层、隐含层和输出层。第一层为输入层，作为一个缓冲器，将输入散发到下一层，每一个节点代表一个煤自燃指标气体参数。隐含层单元层数的选择比较复杂，节点数目要根据具体问题的需要而确定。RBF 很容易达到从非线性输入空间向输出空间映射的目的。

3.2. RBF 网络结构设计

根据煤自燃研究成果，煤自燃指标气体通常以 CO、C₂H₄ 为主要指标气体，C₂H₆ 为辅助指标气体，因此将 CO 浓度、C₂H₄ 浓度、C₂H₄/C₂H₆ 值作为输入单元。输出层为煤温。隐含层的设计采用只有一个隐含层的 BP 神经网络。隐含层神经元个数通过对样本学习的多次试验，不断改变 spread 的值，确定神经元个数为 12 个。因此，最终 RBF 神经网络的拓扑结构为 3-12-1。

3.3. 训练样本的确定

训练样本采用龙东煤矿 7# 煤煤样程序升温实验测得的 CO、C₂H₄ 和 C₂H₆ 随煤温变化的浓度数据，程序升温实验得到了 20 组数据，前 15 组数据作为学习样本，后 5 组作为检验样本。在进行网络训练之前，必须对输入进行归一化处理。

4. 基于 RBF 神经网络预测模型的训练

程序升温实验得到的实验数据如表 1 所示。进行网络训练时，网络误差设为 0.00005，最大循环步数为 10,000 步。由于前 8 组数据没有 C₂H₄ 和 C₂H₄/C₂H₆ 值，因此用 0~17 ppm 的任意浓度来代替 C₂H₄ 浓度值、用 0~0.4 的任意值来代替未 C₂H₄/C₂H₆ 值来训练网络。训练曲线如图 1~3 所示。

Table 1. Data of programmed temperature experiment

表 1. 程序升温实验数据

编号	CO 浓度/ppm	C ₂ H ₄ 浓度/ppm	C ₂ H ₆ 浓度/ppm	煤温/℃
1	35.2111	0	0	36.3
2	35.7053	0	0	42.3
3	38.7328	0	0	50.7
4	41.1869	0	0	65.0
5	62.5441	0	0	78.1
6	70.0148	0	0	86.3
7	154.3536	0	0	98.6
8	201.4006	0	0.5125	107.9
9	285.9972	0.2536	0.5803	125.2
10	478.2493	0.4798	0.7884	134.1
11	651.7851	0.7817	1.4250	146.9
12	1289.5321	2.4840	2.3316	166.2
13	2283.2432	4.0126	5.6080	187.6
14	3861.8117	8.1524	13.3899	206.4
15	7061.1480	15.0067	18.6869	228.4
16	16562.3840	26.4572	28.3644	249.6
17	21791.9472	39.3220	46.1785	269.2
18	38222.7960	70.3007	80.2083	315.0
19	41423.3149	68.8924	84.6221	333.7
20	42285.2256	66.7371	85.2869	355.9

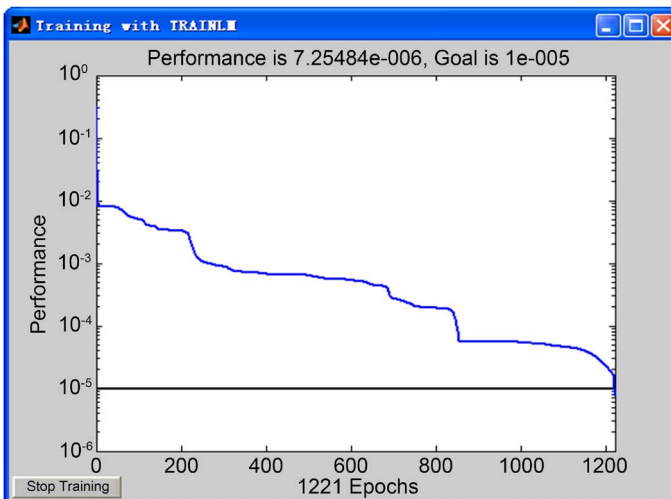


Figure 1. Training curve of network error based on CO concentration
图 1. 基于 CO 浓度的网络误差训练曲线

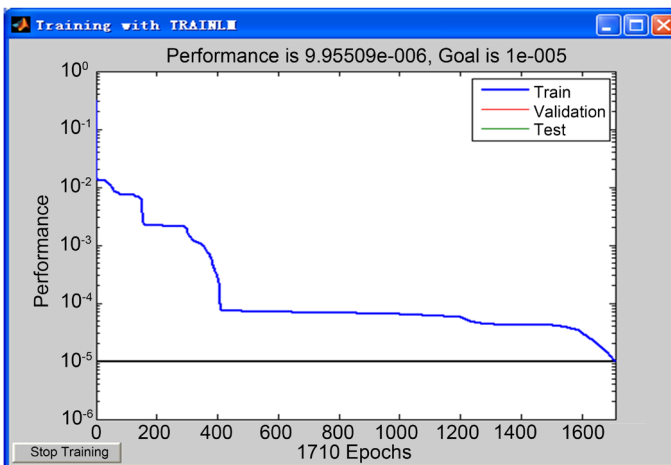


Figure 2. Training curve of network error based on C₂H₄ concentration
图 2. 基于 C₂H₄ 浓度的网络误差训练曲线

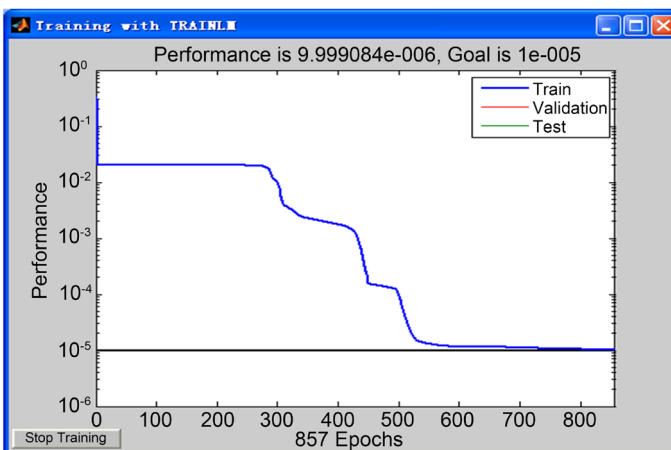


Figure 3. Training curve of network error based on C₂H₄/C₂H₆ value
图 3. 基于 C₂H₄/C₂H₆ 值的网络误差训练曲线

由图 1~3 可以看出, 网络误差已经达到极小, 可以用来预测。

5. 基于 RBF 神经网络的煤自燃预测

5.1. 基于 CO 浓度的 RBF 神经网络预测

基于 CO 浓度的煤温预测曲线如图 4 所示。

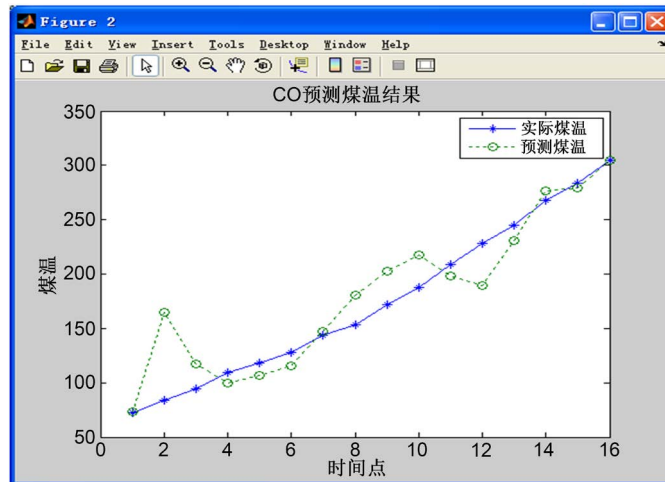


Figure 4. Prediction curve of coal temperature based on CO concentration
图 4. 基于 CO 浓度的煤温预测曲线

从图 4 可以看出, 预测煤温曲线与实际煤温曲线拟合效果总体较好, 预测值在实际值的左右不大的范围内波动。并且在后 4 个时间点, 预测值与实际值曲线几乎重合, 预测误差最大为-5.81%, 最小为 0.07%, 比较好地证明了用 CO 浓度训练的网络推广能力比较强, 对于没有学习过的样本的预测值达到了理想的效果。因此, 可以将 CO 浓度作为煤温预测的主要指标气体。

5.2. 基于 C₂H₄ 浓度的 RBF 神经网络预测

基于 C₂H₄ 浓度的煤温预测曲线如图 5 所示。

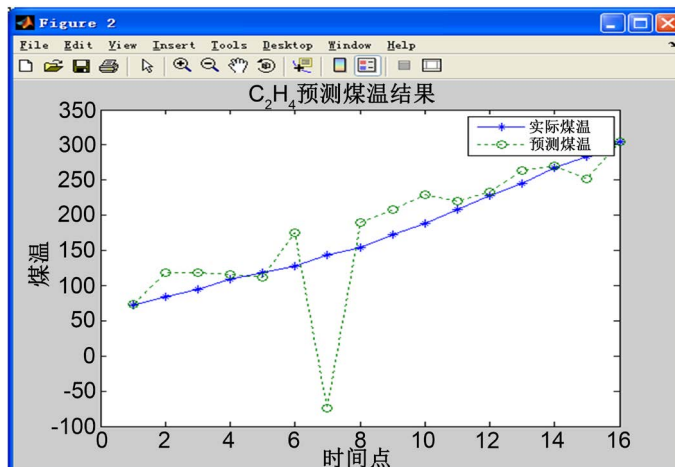


Figure 5. Prediction curve of coal temperature based on C₂H₄ concentration
图 5. 基于 C₂H₄ 浓度的煤温预测曲线

从图 5 可以看出, 预测煤温曲线与实际煤温曲线拟合效果较好, 总趋势一致, 预测值在实际值的左右不大的范围内波动。根据预测结果的误差分析, 对大部分煤温的预测都比较准, 但在煤温 $<160^{\circ}\text{C}$ 时预测误差偏大一些, 160°C 后的最大预测误差为 7.4%, 因此, 可以将 C_2H_4 浓度作为煤温 160°C 后的预测指标。

5.3. 基于 $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$ 值的 RBF 神经网络预测

基于 $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$ 值的煤温预测曲线如图 6 所示。

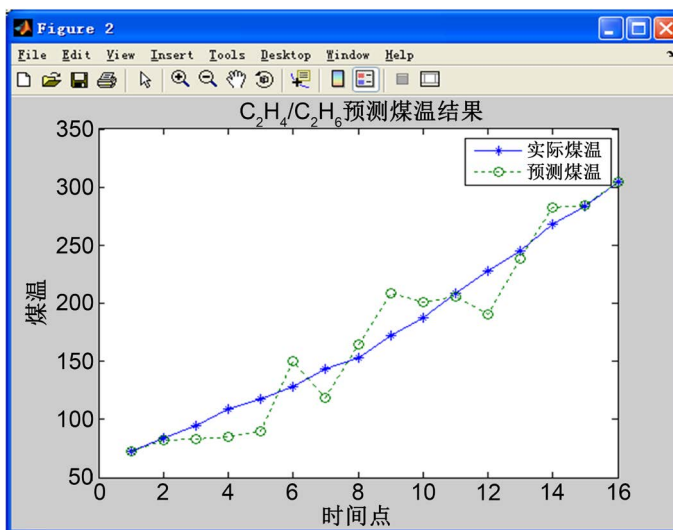


Figure 6. Prediction curve of coal temperature based on $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$ value
图 6. 基于 $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$ 比值的煤温预测曲线

从图 6 可以看出, 预测煤温曲线与实际煤温曲线拟合效果较好, 总趋势基本一致。通过对预测结果误差的分析可以看出, 用 $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$ 值作为样本学习后, 对大部分煤温的预测误差偏大, 即预测曲线和实际煤温曲线的拟合精度不是很高, 但是对最后 4 个时间点煤温的预测有很好的效果, 即煤温 250°C 以后的预测结果比较准确, 误差分别为 -2.54% 、 5.57% 、 0.21% 、 0 , 较好证明了网络的推广能力, 可以用此网络来预测煤温 250°C 以后时间点的煤温。

根据以上预测分析和现场应用结果, 该预测方法的准确率可达到 95% 以上, 而且稳定、可靠, 能为煤自燃防治提供科学指导。

6. 结论

- 1) 利用煤样程序升温实验得到煤炭自燃指标气体后, 可以建立基于 RBF 神经网络的采空区煤自燃预测模型, 借助 MATLAB 软件实现煤自燃预测。
- 2) 可以将 CO 浓度作为煤自燃预测的主要指标气体, 在煤温 $160^{\circ}\text{C}\sim 250^{\circ}\text{C}$ 之间时增加 C_2H_4 浓度作为辅助指标气体, 在 250°C 以后增加 $\text{C}_2\text{H}_4/\text{C}_2\text{H}_6$ 值辅助指标气体, 可以相互印证, 提高煤自燃预测的准确度。
- 3) 根据基于 RBF 神经网络的煤自燃预测方法, 对龙东煤矿 7162 工作面及其他工作面采空区的煤自燃状况进行了及时、有效的预测, 保证了煤炭安全开采。该方法也可以推广到其他煤矿, 为煤自燃防治提供科学指导。

基金项目

中国劳动关系学院校级科研项目 20XYJS024。

参考文献

- [1] 王福生, 王建涛, 顾亮, 等. 煤自燃预测预报多参数指标体系研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2018, 14(6): 45-51.
- [2] 朱令起, 刘聪, 邵静静, 等. 基于灰色关联理论的煤自燃氧化预测模型研究[J]. 煤矿机械, 2016, 37(5): 41-43.
- [3] 赵伟, 任凤国. 基于模糊 C 均值聚类算法的矿井煤炭自燃预测[J]. 煤矿安全, 2015, 46(11): 183-185.
- [4] 温廷新, 于凤娥. 基于 KPCA-Fisher 判别分析的煤炭自燃预测研究[J]. 矿业安全与环保, 2018, 45(2): 49-53.
- [5] 罗招贤, 虞文鹏, 余顺琴. 改进的 BP 神经网络预测煤炭自燃研究[J]. 煤炭技术, 2017, 36(12): 144-145.
- [6] 邵良杉, 马寒, 温廷新. 因子分析与支持向量机相结合的煤炭自燃预测[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2014, 33(4): 432-436.
- [7] 邓军, 雷昌奎, 曹凯, 等. 煤自燃预测的支持向量回归方法[J]. 西安科技大学学报, 2018, 38(2): 175-179.