

基于 BP 神经网络的煤自燃倾向性预测

——以唐山矿及荆各庄矿为例

王福生^{1,2}, 张志明¹, 董宪伟^{1,2}

(1. 华北理工大学 矿业工程学院, 河北 唐山 063210;

2. 河北省矿业开发与安全技术实验室, 河北 唐山 063210)

摘要: 为准确预测煤的自燃倾向性, 在总结和分析煤自燃倾向性研究现状的基础上, 选取煤的组成与结构方面的碳含量、镜质组含量、固定碳含量、比表面积、微孔占比与羟基含量 6 项主要影响因素建立了基于 BP 神经网络的煤自燃倾向性预测模型, 确立了建模所需的样本, 并运用 Matlab 软件进行网络训练并完成模型检验。将该模型应用于唐山矿 9 煤层、11 煤层及荆各庄矿的煤自燃倾向性预测, 结果显示误差均小于 5%, 证明基于 BP 神经网络的煤自燃倾向性预测模型的准确度较高, 可用于工程实际。

关键词: 煤自燃倾向性; BP 神经网络; 预测模型; 唐山矿; 荆各庄矿

中图分类号: TQ533 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-349X(2020)03-0016-05

DOI: 10.16160/j.cnki.tsxyxb.2020.03.004

Forecast of Coal Spontaneous Combustion Tendency Based on BP Neural Network: With Tangshan Mine and Jinggezhuang Mine as an Example

WANG Fu-sheng^{1,2}, ZHANG Zhi-ming¹, DONG Xian-wei^{1,2}

(1. School of Mining Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;

2. Hebei Mining Development and Safety Technology Lab, Tangshan 063210, China)

Abstract: In order to accurately forecast the spontaneous combustion tendency of coal, a forecast model based on BP neural network is established, where six main factors influencing the composition and texture of coal are selected, including the carbon content, vitrinite content, fixed carbon content, specific surface area, micropore ratio and hydroxy content, with the research status about this topic being summarized and analyzed. After the samples needed for modeling are established and the Matlab software is used for net training, the model test is completed. This model has been applied to forecast the coal spontaneous combustion tendency for coal seams No. 9 and No. 11 in Tangshan Mine and the coal in Jinggezhuang Mine. The results show that the errors are less than 5%, which proves that this forecast model can achieve high accuracy and be used in the practice.

Key Words: spontaneous combustion tendency of coal; BP neural network; forecast model; Tangshan Mine; Jinggezhuang Mine

作者简介: 王福生(1973—), 男, 河北唐山人, 教授, 博士, 主要从事矿井火灾防治研究。

0 引言

矿井灾害事故对人民的生命财产安全造成了巨大威胁,事故起源以煤的自燃发火居多。煤的自燃倾向性是煤的固有属性。煤本身的复杂性致使科研难度较大、未知领域较多^[1],科研人员对此研究不断深入:邓军等^[2]建立了矿井温度预测的 PSO-SVR 模型用于判别煤自燃温度;王福生等^[3]通过进行复采与原生煤样的实验发现官能团差异导致的煤自燃能力的不同;王海燕^[4]等发现煤在氧化过程存在“自限制”特征;唐一博^[5]从活性基团角度出发模拟煤自燃过程,发现植酸等抗氧化剂对煤的低温氧化有良好的抑制效果。当前对煤自燃的研究多基于单一因素,而煤自燃影响因素众多,因此,考虑多因素影响煤自燃倾向的研究显得非常重要。本文基于煤的多项基础实验数据建立 BP 神经网络模型,将训练成功的网络模型用于预测煤的自燃倾向性,以便丰富矿井煤自燃预测的技术手段。

1 煤自燃倾向性的影响因素

影响煤自燃的原因可分为外部原因和内在原因。外部原因包含矿井压力、水文地质等不可控因素,在此不做赘述。内在原因可细分为煤的组成和结构两方面:煤的组成包括元素成分、煤岩组成成分等;结构包括煤的孔隙结构、分子结构等。从煤的组成与结构方面入手能准确、全面地探究煤自燃倾向性的差异性原因^[6]。

从内在原因说,影响煤的自燃倾向性的主要因素有:①碳含量。碳为煤的骨架元素,也是煤燃烧放热中产生热能的主导元素,化学性质稳定的芳香结构中也是以碳元素为主。煤中碳含量增加,煤的自燃倾向性减小。②镜质组含量。镜质组是指植物残体转变的有机成分。文献表明^[6-7],对于中低阶煤,镜质组含量越高,自燃能力越大;对于中高阶煤,镜质组含量越高,自燃能力越低。③固定碳含量。煤经过热解过程残留下来的有机质为固定碳,是高分子化合物的混合物,其含量越高,煤阶越高,煤自燃倾向性越低。④比表面积。比表面积值越大,煤与氧气接触的面积越大,越易发生化学反应致使

煤热量集聚引发自燃。⑤微孔占比。微孔相比于中大孔,内径小,空气阻力大,分子结构紧密,吸附能力强,气体流通性低。微孔占比大,在煤自燃初期会造成反应迟缓,煤自燃能力下降^[8]。⑥羟基含量。通过傅里叶红外光谱实验发现煤中存在大量羟基结构,其结构稳定性差,氧化性能活跃,通过参与各项基元反应影响煤自燃倾向性,即羟基含量越高,煤自燃倾向性越大。

2 构建模型

2.1 样本数据

BP 神经网络原理表明,样本选取数量尽可能大,才能做量化处理^[9]。结合实际情况与数据完整性,本文选取内蒙古、新疆、河北、陕西等地的 12 个矿区新鲜煤样,遵照《煤层煤样采取方法》(GB/T482—2008)分别进行煤的氧化动力学实验、工业分析实验、元素分析实验、煤岩组成实验、傅里叶红外光谱实验及低温氮气吸附实验,将取得的煤样基础实验数据作为测试样本(见表 1)。特别说明的是:羟基数据为傅里叶红外光谱实验结果中的晰光度数据经 ONMIC 软件的“自动基线校正”后运用 Peakfit 软件进行分峰处理的 $3\ 685\sim 3\ 610\ \text{cm}^{-1}$ 处的含量;根据《煤自燃倾向性的氧化动力学测定方法》(AQ/T1068—2008)进行氧化动力学实验,测定煤的自燃倾向性综合判定指数可信度高,多为业界采用。构建 BP 神经网络,利用 Matlab R2014b 编写代码进行网络训练,表 1 为模型的训练样本数据,其中 1—11 号煤样为学习样本,12 号煤样用于检验网络可靠性。BP 神经网络中, P 为输入矩阵, T 为输出矩阵, $P(6\times 11)$ 为煤自燃倾向性影响因素, $T(1\times 11)$ 为煤自燃倾向性综合判定指数。

样本输入及输出数据利用归一化公式(式 1)与反归一化公式(式 2)进行处理,使网络训练样本数据处于区间 $[-1,1]$ 中^[10]。

$$X_n = \frac{2(X_1 - X_{\min})}{X_{\max} - X_{\min}} - 1, \quad (1)$$

$$X_2 = \frac{(X_n + 1)(X_{\max} - X_{\min})}{2} + X_{\min}, \quad (2)$$

式中, X_n 为各参数第 n 个归一化处理数据; X_1

为各参数第 1 个数据; X_2 为反归一化输出数据; $X_{\max}, X_{\min}$ 为各类参数中最大值与最小值。

表 1 模型的训练样本数据

煤样 序号	煤选地	碳含量 (%)	镜质组 含量(%)	固定碳 含量(%)	比表面积 $/(m^2 \cdot g^{-1})$	微孔($\leq 10\text{ nm}$) 占比(%)	羟基 含量	煤自燃倾向性 综合判定指数
1	内蒙多伦矿区	44.75	92.26	17.00	4.473	31.39	0.36	558.47
2	新疆金川矿区	72.52	91.76	46.77	0.355	48.90	5.13	983.43
3	新疆塔什店矿	77.19	91.48	49.41	0.143	42.68	7.73	603.00
4	林南仓矿	80.90	55.92	52.69	0.314	58.36	8.20	667.59
5	东欢坨 12—2 工作面	40.65	77.78	37.03	2.525	48.82	15.66	851.12
6	唐山矿 5 煤层	51.32	76.42	38.58	2.352	53.16	17.89	1146.45
7	承德矿区	83.33	68.14	54.82	0.127	43.65	1.06	765.29
8	钱家营矿	85.24	49.66	59.94	0.166	55.39	22.22	1005.51
9	邢台矿区	52.18	80.14	50.73	5.177	47.20	20.83	1217.16
10	阳泉矿区	70.82	86.31	63.36	3.005	50.64	13.76	1357.81
11	合阳矿区	85.54	66.90	67.17	1.909	59.31	33.73	832.90
12	东欢坨 3085 工作面	81.79	45.45	52.57	2.713	56.98	46.90	584.10

2.2 模型结构

选用 3 层改进的 BP 神经网络,基本结构为:输入层 6 个节点,分别代表 6 个影响因素;输出层 1 个节点,代表煤的自燃倾向性综合判定指数;依据经验公式及模拟训练效果将隐含层节点数选为 5 个。网络框架如图 1 所示。

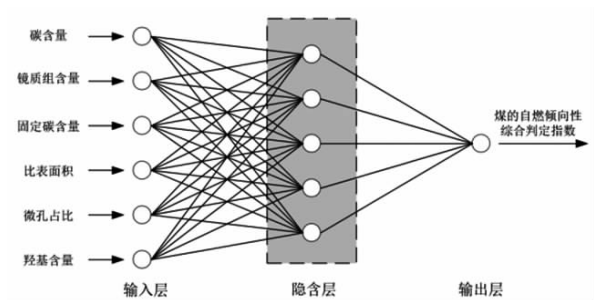


图 1 煤自燃倾向性预测的神经网络框架

2.3 网络训练

利用 Matlab R2014b 编写改进的 BP 神经网络代码,激活软件自带的工具箱(Neural Network Training),采用 L—M 优化算法,训练函数选用 trainlm,传递函数选用 tansig,目标误差设为 0.001,详细代码见图 2。

2.4 模型效果检验

运行编写后的代码,结果如表 2,图 3,图 4

```
setdemoandstream(pi)
P=[44.75 72.52 77.19 80.9 40.65 51.32 83.33 85.24 52.18 70.82 85.54
92.26 91.76 91.48 55.92 77.78 76.42 68.14 49.66 80.14 86.31 66.9
17 46.77 49.41 52.69 37.03 38.58 54.82 59.94 50.73 63.36 67.17
4.47 0.36 0.14 0.31 2.53 2.35 0.13 0.17 5.18 3 1.91
31.39 48.9 42.68 58.36 48.82 53.16 43.65 55.39 47.2 50.64 59.31
0.36 5.13 7.73 8.2 15.66 17.89 1.06 22.22 20.83 13.76 33.73];
T=[558.47 983.43 603.00 667.59 851.11 1146.45 765.29 1005.51 1217.16 1357.81 832.90];
[pl, aimp, amap, tli, mint, maxt]=premax(P, T);
%创建网络
net=newff(minmax(P),[6,5,1],{'tansig','tansig','purelin'},'trainlm');
%设置训练次数
net.trainParam.epochs = 5000;
%设置收敛误差
net.trainParam.goal=0.001;
%训练网络
[net, tr]=train(net, pl, ti);
% TRAINLM, Epoch 0/5000, MSE 0.533351/1e-007, Gradient 18.9079/1e-010
% TRAINLM, Epoch 24/5000, MSE 8.81926e-008/1e-007, Gradient 0.0022922/1e-010
% TRAINLM, Performance goal met.
%输入数据
a=[81.79 45.45 52.57 2.713 56.98 46.9];
%将输入数据归一化
a=premax(a);
%输入到网络输出数据
b=sim(net, a);
%将得到的数据反归一化得到预测数据
c=postmax(b, mint, maxt);
```

图 2 BP 神经网络的 Matlab 代码

所示。根据运行结果可知,模型经 75 次迭代后达到最佳效果,相关系数 R 为 0.999 94,呈高度相关。经计算分析发现:12 号煤样预测值与计算值相差极小,相对误差为 1.01%,远低于 10%,满足工程预测精度要求。由此可见,该网络预测准确度高,预测效果显著,模型通过了检验。

表 2 实际值与预测值对比

编号	计算值	预测值	绝对误差	相对误差(%)
12	584.10	589.99	5.88	1.01

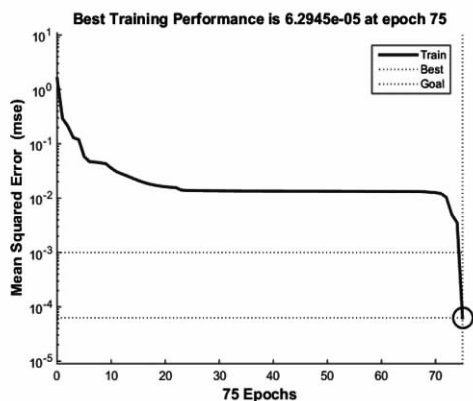


图3 迭代次数效果图

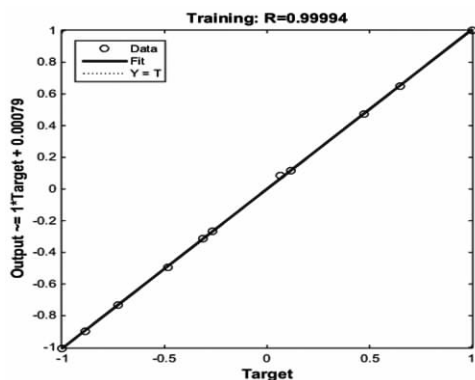


图4 回过效果图

表3 唐山矿9煤层、11煤层和荆各庄矿煤样实验数据

煤选地	碳含量 (%)	镜质组 含量(%)	固定碳 含量(%)	比表面积 /($\text{m}^2 \cdot \text{g}^{-1}$)	微孔($\leq 10 \text{ nm}$) 占比(%)	羟基 含量	煤自燃倾向性 综合判定指数
唐山矿9煤层	83.55	79.66	59.72	0.297	53.99	4.37	877.53
唐山矿11煤层	81.15	77.86	55.45	0.271	52.31	3.98	793.12
荆各庄矿	79.44	75.96	53.52	1.297	51.98	2.17	729.34

表4 唐山矿9煤层、11煤层和荆各庄矿煤自燃倾向性综合判定指数计算值与预测值对比

煤选地	计算值	预测值	绝对误差	相对误差(%)
唐山矿9煤层	877.53	913.32	35.79	4.08
唐山矿11煤层	793.12	766.62	26.51	3.34
荆各庄矿	729.34	752.59	23.25	3.19

(2)基于BP神经网络的煤自燃倾向性预测模型的实际运行结果与行业标准误差均小于5%,说明该模型可信度高。

(3)神经网络模型需要大量样本数据才能达到高度准确,但由于目前受实际煤样采集及实验难度所限,完整数据仅限于此,相对误差较大。笔者在后续研究中会尽可能多地收集数据来完善神经网络模型,提高计算精度,而且在大样本条

3 应用实例

为说明基于BP神经网络的煤自燃倾向性预测系统的实用性,选择唐山矿9煤层、11煤层和荆各庄矿的新鲜煤样进行各项实验,实验结果如表3所示。

分别将各参数值按上述次序输入神经网络代码中进行网络仿真预测,并利用相对误差与绝对误差法对氧化动力学煤自燃倾向性计算值与预测值进行对比分析,结果见表4。

经BP神经网络仿真预测,得到唐山矿9煤层、11煤层与荆各庄矿的煤自燃倾向性综合判定指数的预测值,与理论计算值的相对误差分别为4.08%,3.34%,3.19%,误差值较小,说明了该网络模型的可行性与准确性。

4 结论与展望

(1)影响煤自燃倾向性的因素有多种,量纲不一,且部分因素无法量化,据此本文选取碳含量、镜质组含量、固定碳含量、比表面积、微孔占比与羟基含量6项煤的组成与结构方面的基础数据进行建模,因此,此模型具有全面性、适应性特点。

件下亦考虑增添煤自燃倾向性的其他影响因素。

(4)基于BP神经网络的煤自燃倾向性预测模型丰富了矿井煤自燃预测的技术手段,且模型可依据所选的关键指标进行更改,操作便捷,有较大的实用价值。

参考文献:

[1] 陈鹏,张弛,张浪,等.煤自燃倾向性测试方

- 法研究进展与展望[J]. 煤矿安全, 2016, 47(3): 164 - 168.
- [2] 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 - 180.
- [3] 王福生, 孙超, 杨志, 等. 荆各庄矿复采与原生煤层自燃特性分析[J]. 煤矿安全, 2017, 48(10): 156 - 159.
- [4] 王海燕, 方熙扬. 煤自热低温阶段“自限制”特征的理论与试验研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(6): 231 - 237.
- [5] 唐一博. 基于模型化合物的煤表面活性基团低温氧化研究[D]. 北京: 中国矿业大学, 2014.
- [6] 孙超. 煤的组成及结构对自燃倾向性影响研究[D]. 唐山: 华北理工大学, 2018.
- [7] 张嫵妮. 煤氧化自燃微观特征及其宏观表征研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2012.
- [8] 李明, 姜波, 秦勇, 等. 构造煤中矿物质对孔隙结构的影响研究[J]. 煤炭学报, 2017, 42(3): 726 - 731.
- [9] 史一通. 基于 BP 神经网络的城市区域火灾风险评估模型研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.
- [10] 李振华, 许延春, 李龙飞, 等. 基于 BP 神经网络的导水裂隙带高度预测[J]. 采矿与安全工程学报, 2015, 32(6): 905 - 910.

(责任编辑: 李秀荣)

(上接第 15 页) 含有最小二乘法、贝奇爱曲线、B 样条曲线等, 通过比较选取 B 样条曲线拟合法。

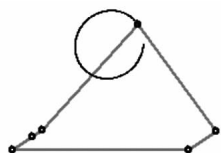


图 6 平面六杆机构仿真演示

由已知 D 点的型值点(D 点的轨迹点), 通过型值点反算可得到 B 样条曲线的控制顶点坐标, 编写相应程序, 就能对 D 点的轨迹点进行拟合, 拟合后的曲线如图 7 所示。



图 7 平面六杆机构 D 点的运动拟合轨迹

4 结论

本文通过分析平面六杆机构曲柄的存在条件, 运用 Delphi 编程实现了六杆机构和连杆曲线的可视化显示, 通过改变杆长、传动比、相位角等参数, 可以实现不同连杆机构的运动仿真, 对实际的连杆机构设计和教学演示有一定的意义。

参考文献:

- [1] 李学刚. 混合驱动可控机构的研究[D]. 唐山: 河北理工大学, 2005.
- [2] 张聚涛. 基于六杆机构电子图谱库的研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2009.
- [3] 赵会珍. 平面六杆机构电子图谱库的构建[J]. 机械设计与制造, 2010(2): 80 - 82.

(责任编辑: 李秀荣)