



## 基于 RSM 与 BP 神经网络的煤浮选试验研究

陈丽娜

(商丘职业技术学院, 河南 商丘 476000)

**摘要:** 针对山西某高硫原煤进行浮选试验研究, 分别建立了单一的响应曲面分析 (RSM) 模型和基于 BP 神经网络的响应曲面模型, 并进行分析。结果表明, 改进后的灰分模型达不到所要求的代表性, 但回收率模型预测结果表明, 基于 BP 神经网络的响应曲面的模型拟合程度较单一响应曲面模型高且优化结果优于单一的响应曲面法。由基于 BP 神经网络的响应曲面模型得到的该煤炭浮选的最佳条件为: 煤油用量 540.43 g/t, 水玻璃用量 1110.14 g/t, 超声处理时间为 5.0 min, 在该条件下得到的浮选精煤回收率为 68.98%, 对应的精煤灰分为 10.12%, 同试验验证结果基本一致。

**关键词:** RSM (响应曲面法); BP 神经网络; 灰分; 回收率; 浮选

doi:10.3969/j.issn.1000-6532.2018.05.006

中图分类号: TD989 文献标志码: A 文章编号: 1000-6532 (2018) 05-0028-05

煤炭是我国重要的能源组成部分, 随着环保要求的不断提高, 煤炭资源的清洁高效利用越来越重要<sup>[1-3]</sup>。针对山西某高硫原煤进行了浮选试验研究, 原煤灰分 15.43%, 全硫分 3.23%, 其中黄铁矿硫分占 2.13%。本次试验的目的是通过浮选降灰分和提高浮选回收率。在响应曲面试验设计分析 (RSM) 的基础上, 结合 BP 人工神经网络进行进一步研究, 以确定浮选各个因素及其交互作用对浮选精煤回收率和灰分的显著性, 预测出浮选最佳操作条件。

### 1 试验材料与方法

#### 1.1 试验材料及设备仪器

将原煤粉碎至 -0.5 mm 备用。试验所用煤油和水玻璃为工业级。试验中所用的主要设备包括:

1.5 L 挂槽浮选机、超声波清洗器、对辊破碎机、球磨机、烧杯、量筒等。

#### 1.2 试验方法

试验中每次称取 500 g 煤样于烧杯中, 先加入部分水置于超声波清洗器中处理不同时间, 功率

控制为 240 W 不变, 处理完毕后将样品置于挂槽浮选机中, 向浮选槽中加入抑制剂, 待搅拌 3 min 后加入捕收剂, 进行浮选操作。浮选完毕后将精煤进行过滤操作并烘干, 化验灰分。

### 2 试验模型

#### 2.1 响应曲面设计

选用 Design-Expert 软件进行响应曲面设计, 选取煤油用量、水玻璃用量和超声波处理时间三个因素作为自变量, 以浮选精煤的灰分和回收率作为因变量, 选取 400 g/t、500 g/t 和 4 min 分别为对应各因素的单位变化值, 采用响应曲面法设计 (简称为 BBD) 来进行响应曲面设计, 因素水平见表 1。

表 1 BBD 设计因素水平  
Table 1 BBD factors level

名称	A(煤油) /(g·t <sup>-1</sup> )	B(水玻璃) /(g·t <sup>-1</sup> )	C(超声处理) 时间/min
-1	200	800	5
0	600	1300	9
1	1000	1800	13

收稿日期: 2017-05-05; 改回日期: 2017-05-16

作者简介: 陈丽娜 (1983-), 女, 讲师, 主要研究方向为计算机应用。

## 2.2 BP神经网络模型

由所建立的浮选精煤灰分、回收率和操作条件(煤油用量、水玻璃用量和超声波处理时间)的BP神经网络预测模型的输入节点个数为3, 输出节点个数为2。当输入层节点为N时, 选择隐含层节点为2N+1, 所确定的单隐层BP网络能准确反映实际情况, 并能保证网络精度, 因此设定隐含层神经元<sup>[4]</sup>。神经网络的隐含层采用Sigmoid转换函数, 为了提高训练速度和灵敏性以及避免Sigmoid函数的饱和区, 一般要求输入的数据值在0~1之间, 因此需要对原始输入数据进行归一化处理<sup>[5]</sup>。在归一化的多种方法里选用如下处理公式:

$$X_i = \frac{X'_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

式中,  $X_{max}$ 、 $X_{min}$ 和 $X_i$ 分别为原始样本数据组的最大值、最小值和试验值。

## 3 建模与分析

### 3.1 单一响应曲面分析

根据试验结果, 得出的响应曲面分析结果见表2, 得出精煤灰分和回收率的方差分析, 分别见表3、4。单一响应曲面分析结果表明, 精煤灰分模型的校正决定系数 $R^2(\text{adj})$ 为0.8309, 变异系数(CV)为2.26%, 该模型有16.91%的变异, 这表明该模型可用来对浮选精煤灰分进行分析和预测。同样, 浮选精矿回收率模型的 $R^2(\text{adj})$ 值为0.9767, 变异系数(CV)为1.20%, 说明该模型拟合优度较好, 可用来对浮选精煤回收率模型进行分析和预测。

在方差分析中, 通常认为P值小于0.05的为显著。由表3的灰分回归模型方差分析可得, 模型整体显著, P值为0.0143; 一次项中, 因C的P值小于0.05, 认为超声作用时间对浮选精煤灰分显著; 交互项中, 各个因素交叉结果P值均大于0.05, 认为二次交互作用对于浮选精煤灰分不显著。同样地, 由表4的回收率模型方差分析结果可得, 煤油用量和水玻璃用量对浮选精煤回收率影响显著, 且水玻璃用量和超声处理时间的交互作用也

对浮选精煤回收率影响显著。

表2 响应面分析及结果  
Table 2 Analysis methods and results of the RSM

编号	因素A	因素B	因素C	精煤灰分 /%	精煤回收率 /%
1	600	800	5.00	9.86	64.53
2	200	1800	9.00	10.67	55.47
3	200	1300	13.00	10.24	60.35
4	600	800	13.00	10.58	61.54
5	200	800	9.00	9.85	58.28
6	200	1300	5.00	9.24	60.56
7	1000	800	9.00	10.66	62.84
8	600	1300	9.00	10.85	70.48
9	1000	1800	9.00	10.74	57.66
10	600	1800	13.00	10.88	58.95
11	600	1800	5.00	9.27	56.24
12	600	1300	9.00	10.49	69.68
13	600	1300	9.00	10.52	70.51
14	1000	1300	13.00	10.63	63.62
15	1000	1300	5.00	9.58	61.59

表3 灰分回归模型方差分析  
Table 3 Analysis of variance for response surface quadratic model for ash content

名称	平方和	自由度	均方差	F值	P值(Prob>F)
Model	4.19	9	0.47	8.64	0.0143
A	0.32	1	0.32	6.01	0.0578
B	0.047	1	0.047	0.86	0.3955
C	2.40	1	2.40	44.50	0.0011
AB	0.14	1	0.14	2.54	0.1718
AC	0.0006	1	0.0006	0.012	0.9184
BC	0.20	1	0.20	3.67	0.1134
A2	0.12	1	0.12	2.28	0.1913
B2	0.0067	1	0.0067	0.12	0.7393
C2	0.98	1	0.98	18.17	0.0080

表4 回收率回归模型方差分析  
Table 4 Analysis of variance for response surface quadratic model for recovery yield

名称	平方和	自由度	均方差	F值	P值(Prob>F)
Model	332.87	9	36.99	66.31	0.0001
A	15.26	1	15.26	27.36	0.0034
B	44.51	1	44.51	79.80	0.0003
C	0.30	1	0.30	0.53	0.4987
AB	1.40	1	1.40	2.52	0.1734
AC	1.25	1	1.25	2.25	0.1940
BC	8.12	1	8.12	14.56	0.0124
A2	100.72	1	100.72	180.58	<0.0001
B2	153.03	1	153.03	274.37	<0.0001
C2	44.47	1	44.47	79.73	0.0003

### 3.2 基于 BP 神经网络和 RSM 的分析

将表 2 的响应曲面试验结果作为 BP 神经网络模型的样本集，其中前 10 组数据作为训练样本，对网络进行训练，后 5 组数据作为测试样本。模型的数值计算和仿真采用 MATLAB 语言编程并调用相应的工具箱函数来实现。对网络进行学习训练，分别经过 132 次和 87 次迭代，最小均方误差小于  $10^{-6}$ ，训练样本误差比率为  $1 \times 10^{-4}$ 。精煤灰分和回收率的网络训练过程中的预测值及训练样本误差比率分别见表 5。

表 5 BP 神经网络运算结果

Table 5 Result of BP neural network calculation

编号	灰分预测值	训练样本误差比率	回收率预测值	训练样本误差比率
1	9.8614	0.1445	64.5322	0.3379
2	10.6703	0.0247	55.4701	0.0108
3	10.2401	0.0066	60.3500	0.0066
4	10.5799	0.0133	61.5409	0.1437
5	9.8480	0.2059	58.2784	0.2726
6	9.2401	0.0079	60.5596	0.0697
7	10.6600	0.0025	62.8409	0.1396
8	10.8490	0.0955	70.4800	0.0018
9	10.7401	0.0098	57.6600	0.0050
10	10.8789	0.1026	58.9503	0.0438
11	11.0112	0.1878	65.0689	0.1570
12	10.8490	0.0342	70.4800	0.0115
13	10.8490	0.0313	70.4800	0.0004
14	11.1282	0.0469	59.9655	0.0574
15	10.7293	0.1200	67.2152	0.0913

将表 5 所得的灰分和回收率预测值分别作为响应曲面分析中的响应，进行进一步的分析，模型的方差分析结果为：精煤灰分模型中，校正决定系数  $R^2(\text{adj})$  为 0.5690，该项结果小于 0.8，表明该模型已不能用来对浮选精煤灰分模型进行分析和预测。因此，决定用单一响应曲面法进行灰分模型分析。浮选精矿回收率模型  $R^2(\text{adj})$  为 0.9607，变异系数 (CV) 为 1.55%，表明该模型只有 3.93% 的变异，说明模型拟合优度较好，可用来对浮选精煤回收率模型进行分析和预测。得到的基于 BP 神经网络的响应曲面法的浮选精煤回收率模型的方差分析见表 6。

表 6 回收率回归模型方差分析

Table 6 Analysis of variance for response surface quadratic model for recovery

名称	平方和	自由度	均方差	F 值	P 值 (Prob>F)
Model	335.64	9	37.29	39.07	0.0004
A	21.20	1	21.20	22.21	0.0053
B	12.61	1	12.61	13.21	0.0150
C	34.32	1	34.32	35.95	0.0019
AB	1.41	1	1.41	1.47	0.2789
AC	12.39	1	12.39	12.98	0.0155
BC	2.45	1	2.45	2.56	0.1704
A2	142.35	1	142.35	149.12	<0.0001
B2	120.32	1	120.32	126.05	<0.0001
C2	18.66	1	18.66	19.55	0.0069

表 6 结果表明，一次项中三个因素对于浮选精煤回收率的影响均显著，且显著性由大到小排序依次为：超声时间、煤油用量、水玻璃用量；交互项中，煤油用量与超声处理时间对回收率的影响显著。图 1 代表因素 A 和因素 B 对浮选精煤回收率影响的 3D 响应曲面，图 2 代表因素 A 和因素 C 对回收率影响的 3D 响应曲面，图 3 代表因素 B 和因素 C 对回收率影响的 3D 响应曲面，由三幅图均可以看出，超声时间、煤油用量、水玻璃用量相互作用对浮选精煤回收率的影响存在明显的极值。

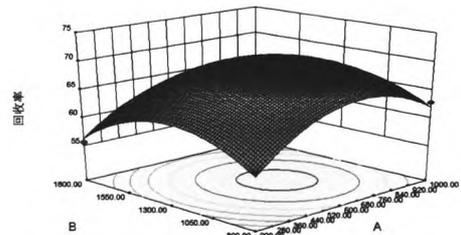


图 1 煤油用量和水玻璃用量的 3D 响应曲面

Fig. 1 3D surface for dosage of kerosene and sodium silicate

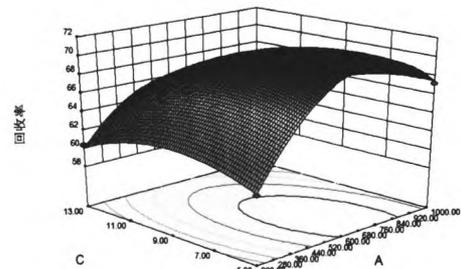


图 2 煤油用量和超声时间的 3D 响应曲面

Fig. 2 3D surface for kerosene dosage and ultrasound time

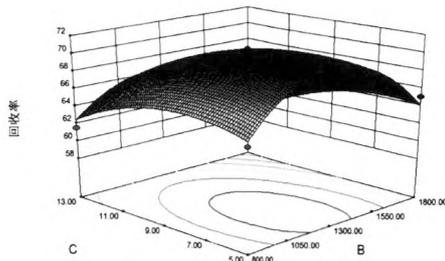


图3 水玻璃用量和超声时间的3D响应曲面

Fig.3 3D surface for sodium silicate dosage and ultrasound time

通过 Design-Expert 软件对单一响应曲面灰分模型试验结果进行方程回归分析,以煤油用量(A)、水玻璃用量(B)、超声处理时间(C)为自变量,浮选精煤灰分(Y1)为响应值,拟合得到的响应曲面的二次回归方程为:

$$Y_1 = 10.62 + 0.20A + 0.076B + 0.55C - 0.18AB + 0.013AC + 0.22BC - 0.18A^2 + 0.043B^2 - 0.52C^2$$

通过对基于BP神经网络的响应曲面回收率模型结果进行方程回归,以煤油用量(A)、水玻璃用量(B)、超声处理时间(C)为自变量,浮选精煤灰分(Y2)为响应值,拟合得到的响应曲面的二次回归方程为:

$$Y_2 = 70.48 + 1.63A - 1.26B - 2.07C - 0.59AB - 1.76AC - 0.78BC - 6.21A^2 - 5.71B^2 - 2.25C^2$$

图4、5分别为单一响应曲面的正态残差图和预测值与实际值比较图,图6、7分别为基于BP神经网络的响应曲面正态残差图和预测值与实际值比较图。由图可得出,基于BP神经网络的响应曲面图中各点与预测线重合程度较单一响应曲面好,表明基于BP神经网络的响应曲面的模型拟合程度较单一响应曲面模型高。

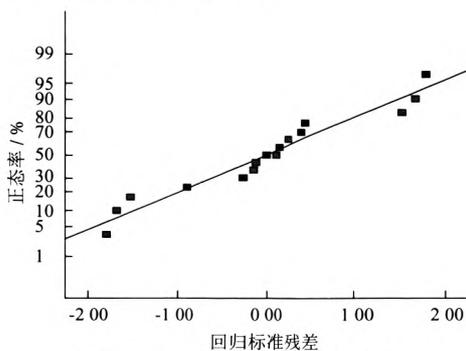


图4 单一响应曲面正态残差

Fig.4 Normal plot of residuals of RSM

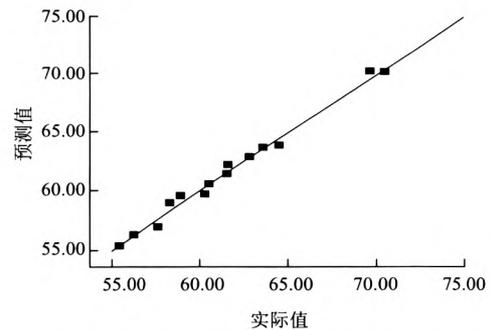


图5 单一响应曲面预测值与实际值比较

Fig.5 Predicted vs. actual of RSM

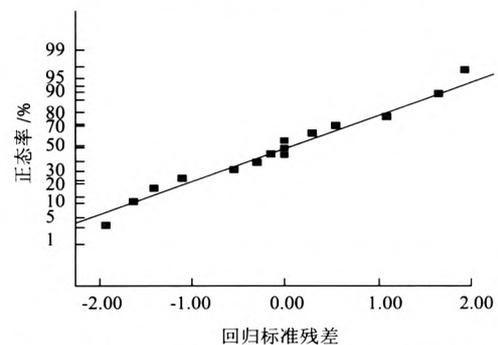


图6 基于BP神经网络的响应曲面正态残差

Fig.6 Normal plot of residuals of RSM based BP neural network

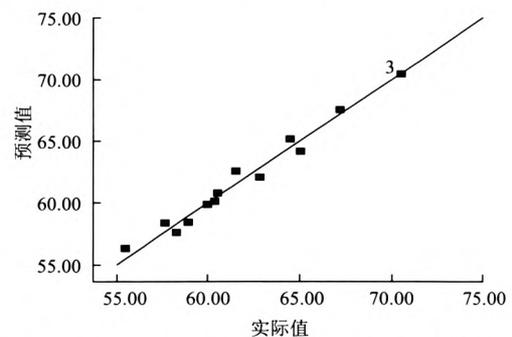


图7 基于BP神经网络的响应曲面测值与实际值比较

Fig.7 Predicted vs. actual of RSM based BP neural network

通过对试验结果进行优化拟合,由单一响应曲面法模型得到的该煤炭浮选的最佳条件为:捕收剂煤油用量642.37 g/t、水玻璃用量1197.41 g/t、超声处理时间为8.37 min,在该条件下浮选精煤灰分为10.54%,对应的回收率为70.46%。根据响应曲面法分析结果,选用煤油用量650 g/t,水玻璃用量1200 g/t,超声时间8 min进行实际试验验证,结果为:精煤灰分10.12%,精煤回收率为67.83%,与响应曲面法优化结果相比,灰分模型基本吻合,回收率模型相差较大。

由基于 BP 神经网络的响应曲面模型得到的该煤炭浮选的最佳条件为：煤油用量 540.43 g/t，水玻璃用量 1110.14 g/t，超声处理时间为 5.0 min，在该条件下得到的浮选精煤回收率为 68.98%，对应的精煤灰分为 10.12%。验证试验，煤油用量选取 550 g/t，水玻璃用量为 1100 g/t，超声时间选取 5.0 min，在该条件下进行试验，试验结果为：精煤灰分 10.03%，精煤回收率为 68.25%。同模型预测结果基本一致，表明基于 BP 神经网络的响应曲面的优化结果优于单一的响应曲面法。

## 4 结 论

(1) 通过 Design-Expert 软件选取煤油用量、水玻璃用量和超声波处理时间三个因素作为自变量，以浮选精煤的灰分和回收率作为因变量建立响应曲面模型，单一的响应曲面法分析结果表明，灰分模型和回收率模型均为显著。由单一响应曲面法模型得到的该精煤浮选的最佳条件为：捕收剂煤油用量 642.37g/t、水玻璃用量 1197.41gt、超声处理时间为 8.37min，在该条件下浮选精煤灰分为 10.54%。

(2) 以浮选精煤灰分、回收率和操作条件（煤油用量、水玻璃用量和超声波处理时间）建立 BP 神经网络预测模型，对网络进行学习训练，

分别经过 132 次和 87 次迭代，最小均方误差小于  $10^{-6}$ ，训练样本误差比率为  $1 \times 10^{-4}$ 。

(3) 将 BP 神经网络预测结果用于响应曲面模型中，改进后的灰分模型达不到所要求的代表性，但回收率模型预测结果表明，基于 BP 神经网络的响应曲面的模型拟合程度较单一响应曲面模型高，且优化结果优于单一的响应曲面法。

(4) 由基于 BP 神经网络的响应曲面模型得到的该煤炭浮选的较佳条件为煤油 540.43 g/t，水玻璃 1110.14 g/t，超声处理时间为 5.0 min，在该条件下得到的浮选精煤回收率为 68.98%，对应的精煤灰分为 10.12%，同试验验证结果基本一致。

## 参 考 文 献：

- [1] 任瑞晨, 宋金虎, 程明, 等. 低灰浮选尾煤的磨矿脱泥浮选工艺试验研究 [J]. 煤炭学报, 2015, 40(5):1143-1147.
- [2] 毛冬梅. 大屯选煤厂浮选自动控制系统改造 [J]. 工矿自动化, 2013, 39(5):103-105.
- [3] 刘旭阳, 马力强, 于跃先, 等. 极难浮煤泥浮选工艺试验研究 [J]. 煤炭技术, 2016, 35(9):302-304.
- [4] 廖寅飞, 刘炯天. 旋流-静态微泡浮选柱分选指标的 BP 神经网络预测 [J]. 煤炭学报, 2012, 37(4):674-677.
- [5] 李国勇. 神经模糊控制理论及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009. 23-25.

## Experimental Study on Coal Flotation Based RSM and BP Neural Network

Chen Lina

(Shangqiu Vocational and Technical College, Shangqiu, Henan, China)

**Abstract:** In the flotation experiments of some high-sulfur raw coal Shanxi, China, the single response surface analysis and the response surface model based on BP neural network were established respectively. The results showed that the improved model of ash can not meet the require representativeness, but the recovery model can predict results. The response surface model based on BP neural network fitting degree is higher than that of single response surface model and the optimization result is better than that of single response surface method. By the response surface model based on BP neural network to get the best of the coal flotation conditions as follows: the kerosene dosage is 540.43 g/t, sodium silicate dosage is 1110.14 g/t, ultrasonic processing time was 5.0 min, under the condition of the flotation of cleaned coal recovery rate was 68.98%, the corresponding plant ash content is 10.12%, with the test results are basically identical.

**Keywords:** Response surface methodology; BP neural network; Ash content; Recovery; Flotation