

文章编号:1005-0523(1999)04-0006-04

新型固体燃料生产工艺的神经网络优化法

胡林¹, 沙国平¹, 胡刚², 王卫¹, 夏坚¹

(1. 华东交通大学应用化学研究所, 江西 南昌 330013; 2. 安徽大学科研处, 安徽合肥 230000)

摘要: 将影响新型燃料的机械强度和贮存性能的主要因素作为输入变量, 利用 ANN 建立质量预测模型, 并将随机产生的大量工艺条件输入训练好的 ANN, 通过对符合质量要求的输出结果所对应的输入变量统计获得优化的稳定操作区域, 本优化方法有效的提高了产品质量的稳定性。

关键词: 人工神经网络; 固体燃料; 生产工艺; 生产工艺; 优化

中图分类号: O632.7 **文献标识码:** A

0 引言

为解决列车餐车使用散煤出现的点火难、污染严重、灰份高、热效低、劳动强度大等问题, 华东交通大学应用化学研究所运用催化燃烧、除硫、消烟、灰熔点调节等技术研制出了一种满足餐车要求的新型固体燃料^[1]。为保证燃料机械强度和贮藏性能, 就燃料的生产工艺与产品质量的关联进行了实验^[2]。结果提示, 基本配方确定后, 粘接剂制作的 pH 值、温度、氧化剂用量、成型前物料含水率以及成型后毛坯的干燥温度等 6 项工艺条件将对产品的抗压强度、抗冲击强度、防霉性和防返潮性等 4 项指标产生直接影响^[3]。尽管理论上可解释粘合剂制作的 pH 值、温度、氧化剂用量将通过影响聚多糖类粘合醛基转化为羧基的氧化深度、聚多糖链的长度以及水溶性进而影响抗压强度等 4 项指标^[4]; 物料含水率和干燥温度也可以通过影响粘接剂与其它物料之间的分布均匀性、表面吸附状态、表面张力、孔隙率以及霉菌繁殖条件从而对产品技术指标产生影响, 但因各影响因素之间相互交叉、重叠, 甚至矛盾, 表现出很强的非线性, 很难从理论上确定工艺条件^[5]。对于这种非线性多约束优化问题, 运用常规的方差分析和回归分析所获得最优解往往出现在约束条件的边界上, 一旦实际工艺中一项条件偏离最优点, 最优点附近点的某些指标有可能立即恶化, 产品质量将出现较大波动, 还可能引起能耗急骤上升和生产能力下降等问题^[6]。为避免产品质量大幅度波动, 必须改变思路, 确立各项指标的稳定性比单一指标最优化更重要的指导思想, 寻求的不是处于边界条件的最优点, 而是兼顾各项指标、包含有一定充许误差范围的次优解集合^[7]。此集合内各点形成一个较满意的稳定操作区域, 在该操作区域内进行操作就可以获得较满意的抗压强度等 4 项指标^[8]。

1 方法及步骤

笔者运用人工神经网络(ANN)的拟合功能和预测功能结合正交试验及误差统计, 寻找固

收稿日期: 1990-06-16; 修订日期: 1999-08-27

基金项目: 铁道部专项经费资助项目(J98248)

作者简介: 胡林(1964—), 男, 安徽宁国人, 华东交通大学讲师, 理学硕士。

体燃料生产工艺的优化区域:

1.1 ANN 训练样本

确定工艺条件的可选范围,在可选范围内均匀地给出 5 个不同水平的工艺条件,按正交表 $L_{25}(5^5)$ 正排 25 组 5 水平 6 因素的试验,再按 $L_{25}(5^5)$ 逆排 25 组试验,记录这 50 组试验的试验结果并对试验结果进行综合评分,综合分值 y 为抗压强度等 4 项分值之和 $y=y_1+y_2+y_3+y_4$,不同水平的工艺条件见表 1,试验结果的评分标准见表 2¹⁹很明显当 $y>15$ 时,可保证每项指标皆好于分值为 3 所对应的指标¹⁹.

表 1 各水平的工艺条件						表 2 各技术指标的评分标准					
		1	2	3	4	5	1 分		2 分	3 分	4 分
X_1	pH 值	7	8	9	10	11	抗压强度 /MPa	<0.1	0.1~0.25	0.25~0.4	>0.4
X_2	加热温度/℃	40	48	56	64	72					
X_3	氧化剂用量/%	3	5	7	9	11	抗冲击 /%	<80	80~90	90~95	>95
X_4	制粘接剂时间/min	40	55	70	85	100	防霉 d	<4	4~6	6~8	>8
X_5	物料含水率/%	10	13	16	19	22	防返潮 %	>1	0.5~1	0.5~0.1	<0.1
X_6	干燥温度/℃	30	45	60	75	90					

说明: $x_1\sim x_6$ 分别为 pH 值、加热温度/℃、氧化剂用量/%、制粘接剂时间/min、物料含水率/%、干燥温度/℃¹⁹.

说明: $y_1\sim y_4$ 分别为抗压强度/MPa、抗冲击/%、防霉/d、防返潮/%¹⁹.

表中:抗压指标燃料所能承受的最大压强抗冲击指标为 2m 自由落下保持完好的百分率;防霉指标为 30℃ 饱和水蒸汽下表面霉菌 $<10^6/\text{cm}^2$ 的天数;防返潮指标为 30℃ 饱和水蒸汽下 (水蒸气压 $4.335\times 10^3\text{Pa}$) 燃料 48h 吸水增重百分比¹⁹.

1.2 ANN 及训练目标

采用包含一个隐含层的三层前馈网络,网络结构为 6-6-1,输入向量的空间矢量 $X=\{x_1\ x_2\ x_3\ x_4\ x_5\ x_6\}^T$;输出向量为 Y ,对于网络有映射关系 $Y=F(w,\Phi X)$ ⁽¹³⁾训练目标是通过调整权 W 及偏置项 Φ 使 $E=\min [1/2\sum [d(i)-Y(i)]^2]$ 有极小¹⁹.网络的变换、激活函数用 sigmoid 函数,训练方法用改进的 BP 算法^[2]¹⁹.

1.3 用训练好的 ANN 预测

用蒙特卡罗法在可选的工艺条件范围内随机产生足够组数的工艺条件,归一化后输入到训练好的人工神经网络,网络将输出模拟结果,当输出值 $Y>15$ 时纪录对应的 X 空间向量值¹⁹.

1.4 对可行工艺条件进行统计

将每种工艺条件等分为 10 个等份,每等份的间距为 $(X_{I,\max}-X_{I,\min})/10$,统计满足 $Y>15$ 时的 X_i 落在各等份内的频数 $N=\sum n_j$,若无明显的双峰现象存在,可统计每次项合格工艺条件的平均值, $x_i=\sum x_{i,j}/N$, X_i 即为所要寻求的优化工艺条件¹⁹.

2 优化结果

2.1 训练样本

运用正交表 $L_{25}(5^5)$ 所示工艺条件,正排和逆排共 50 组实验,实验结果见表 3

表 3 不同水平工艺条件下固体燃料的综合分值

序号	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	Y	序号	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	Y
1	1	1	1	1	1	1	7.9	26	5	5	5	5	5	5	8.4
2	1	2	2	2	2	2	11.9	27	5	4	4	4	4	4	8.5
3	1	3	3	3	3	3	11.8	28	5	3	3	3	3	3	11.6
4	1	4	4	4	4	4	11.2	29	5	2	2	2	2	2	11.6
5	1	5	5	5	5	5	8.4	30	5	1	1	1	1	1	7.9
6	2	1	2	3	4	5	12.2	31	4	5	4	3	2	1	8.4
7	2	2	3	4	5	1	14.3	32	4	4	3	2	1	4	9.5
8	2	3	4	5	1	2	9.6	33	4	3	2	1	5	4	12.2
9	2	4	5	1	2	3	9.4	34	4	2	1	5	4	3	12.7
10	2	5	1	2	3	4	10.6	35	4	1	5	4	3	2	11.2
11	3	1	3	5	2	4	11.7	36	3	5	3	1	4	2	11.7
12	3	2	4	1	3	5	11.1	37	3	4	2	5	3	1	11.1
13	3	3	5	2	4	1	10.7	38	3	3	1	4	2	5	12.1
14	3	4	1	3	5	2	13.8	39	3	2	5	3	1	3	13.2
15	3	5	2	4	1	2	13.3	40	3	1	4	2	5	3	14.3
16	4	1	4	2	5	3	13.2	41	2	5	2	4	1	3	13.2
17	4	2	5	3	1	4	11	42	2	4	1	3	5	2	13.2
18	4	3	1	4	2	5	11	43	2	3	5	2	4	1	9.5
19	4	4	2	5	3	1	11.1	44	2	2	4	1	3	5	13.9
20	4	5	3	1	4	2	10.1	45	2	1	3	5	2	4	10.7
21	5	1	5	4	3	2	10.6	46	1	5	1	2	3	4	8.9
22	5	2	1	5	4	3	12.7	47	1	4	5	1	2	3	8.4
23	5	3	2	1	5	4	12.1	48	1	3	4	5	1	2	8.9
24	5	4	3	2	1	5	7.9	49	1	2	3	4	5	1	13.1
25	5	5	4	3	2	1	7.4	50	1	1	2	3	4	5	10.1

2.2 ANN 优化结果

将表 3 中的工艺条件及综合分值输入 6-6-1 人工神经网络并运用 BP 算法进行训练¹⁹。经过试验,当步长取 0.8 动量因子取 0.6 时,可避免局部极小¹⁹当训练次数为 30 000 次时网络收敛于 $E=4.41\times 10^{-3}$ ¹⁹。用蒙特卡罗法随机产生 140 000 组工艺条件并输入训练好的 ANN,可获得 $Y>15$ 的工艺条件 2 177 组,将每种工艺的区间等分成 10 个等份 X_i 在各等份内出现的频率见图 119。

对综合评分 $Y>15$ 的 2 177 组 X_i 的进行统计求平均值,可得优化的操作区间,归一化结果如下: $X_1=0.5760$, X_2

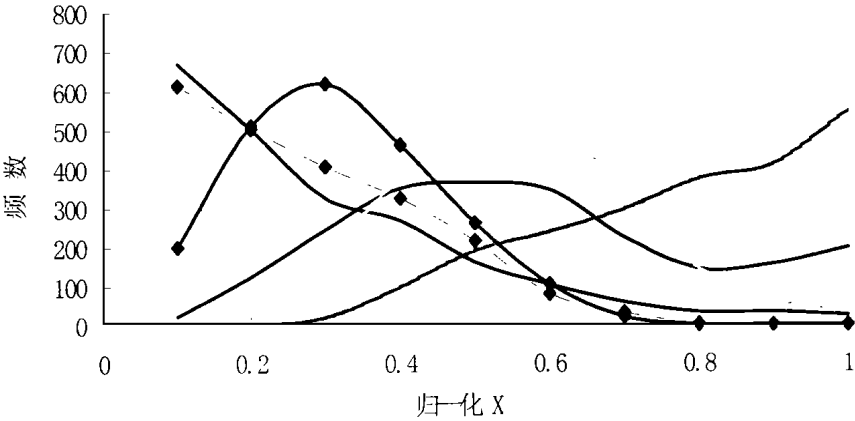


图 1 各工艺条件出现的频率

$=0.1537, X_3=0.2699, X_4=0.5302, X_5=0.8250, X_6=0.30188$ 对上述结果进行反归一化处理,即可获得产品质量具有较高稳定性的优化后的6项操作条件①氧化制备多糖类粘接剂的pH值为9.52;②加热温度44.92℃;③氧化剂用量5.159%;④粘接剂制备时间71.82 min;⑤混合物料含水率19.9%;⑥产品干燥温度48.10℃¹⁹。为验证上述操作条件的可靠性,首先将所获工艺条件代入训练好的ANN,网络输出的综合分值为15.31;然后在该操作条件下进行试验,所得固体燃料4项指标的综合分值的平均分为15.40,与网络预计结果相近,产品的4项指标也分别达到最大抗压0.62 MPa,抗冲击为97.5%,防霉天数为23.8 d,防返潮指标为0.148%

3 结束语

人工神经网络具有良好的拟合功能和预测功能,通过一定数量的样本对ANN进行训练,再将大量的随机变量输入训练好的ANN,并对满足一定条件的网络输出值所映射的输入变量进行统计,可获得满足输出要求的优化的输入变量取值区间¹⁹运用该方法优化新型固体燃料的生产工艺所获工艺条件具有容错性好、抗微扰性高、可避开边界条件的选择等优点,从而大幅度地提高了新型固体燃料的质量和稳定性¹⁹作为一种新的有价值的优化方法,本方法有可在更广泛的领域内得到应用¹⁹。

[参 考 文 献]

- [1] 蔡振云.快干粘合剂的研制[J].中国胶粘剂,1995,4(5):18~20¹⁹。
- [2] 黄德双.神经网络模式识别系统理论[M].北京:电子工业出版社,1996 46~48¹⁹。

Artificial Neural Network Applied to Optimize Manufacturing Technology of New Type Solid Fuel

HU Lin¹, SHA Guo-ping¹, HU Gang², WANG Wei¹, XIA Jian¹

(¹ Institute of Applied Chemistry, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; ². Research Department, Anhui University, Hefei 230006, China)

Abstract: The main factors related to mechanical intensity and storage capability of new type fuel are input into ANN which is used to set up qualities prediction model. A Large amount of random data input into the well-educated ANN is accounted if the results of the output are qualified. This optimizing method enhances the stability of product qualities.

Key words: artificial neural network; solid fuel; manufacturing technology; optimize of manufacturing technologic