

# On-Line Monitoring of Coal Calorific Value Based on GA-BP

Yifan Zhao, Zhongguang Fu

Key Laboratory of Condition Monitoring and Control for Power Plant Equipment, North China Electric Power University, Beijing  
Email: hbdl\_zyf@126.com

Received: Jul. 22<sup>nd</sup>, 2016; accepted: Aug. 14<sup>th</sup>, 2016; published: Aug. 17<sup>th</sup>, 2016

Copyright © 2016 by authors and Hans Publishers Inc.

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

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



Open Access

---

## Abstract

Due to a variety of factors, such as the origin, transport and price, the types of steam coal for power changed in a large range. Thus coal calorific value varied widely. It has a great impact on the safe operation of the boiler. In order to keep abreast of the unit's operating conditions, this thesis applied reverse modeling ideas, combined with Genetic Algorithm optimizing BP neural network to simulate the relationship between the parameter values easily measured in the process of boiler operation and coal heat, and constructed an online coal calorific value monitoring model. The result of model validation with plant operation data showed that the accuracy met the engineering requirements, and the model was practical.

## Keywords

Coal Calorific Value, Reverse Modeling, Neural Networks, The Mean Impact Value Method, Online Monitoring

---

# 基于GA-BP的煤质发热量在线监测

赵一凡, 付忠广

华北电力大学电站设备状态监测与控制教育部重点实验室, 北京  
Email: hbdl\_zyf@126.com

收稿日期: 2016年7月22日; 录用日期: 2016年8月14日; 发布日期: 2016年8月17日

文章引用: 赵一凡, 付忠广. 基于 GA-BP 的煤质发热量在线监测[J]. 电力与能源进展, 2016, 4(4): 103-110.  
<http://dx.doi.org/10.12677/aepe.2016.44014>

## 摘要

电力用煤由于受到产地、运输和价格等多种因素影响, 种类变化繁多, 煤质发热量有很大的变化。这对锅炉的安全经济运行有很大的影响。为了及时了解机组的运行状况, 本文应用反向建模思想, 结合遗传算法优化的BP神经网络, 模拟出锅炉运行过程中易测量的参数值和煤质发热量的关系, 构建了煤质发热量在线测量模型。用电厂运行数据进行模型验证, 精度满足工程要求, 切实可行。

## 关键词

煤质发热量, 反向建模, 神经网络, 平均影响值法, 在线监测

## 1. 引言

目前我国电厂多数使用的还是燃煤机组, 因而煤对于电厂来说不可或缺。就燃煤而言, 即使种类相同, 如果开采地区、开采时间和开采深度具体条件不同, 其化学成分也会有很大的差异[1]。近年来, 全国用电量不断上升, 同时煤价不停上涨; 再加上我国地域复杂, 煤炭资源分布不均, 道路交通不便, 使得电厂每日购进的燃煤种类变化繁多。为此, 许多电厂锅炉会选择燃用混煤。通过主动配煤, 可以在一定程度上改善入炉煤质发热量和做功能力的稳定性[2]。

发热量、挥发份、固定碳和灰熔点等煤质特性的变化, 会对机组运行的经济性和安全性造成严重影响。在众多煤质特性中, 煤质发热量是最为基本和重要的参数[3] [4]。

及时、准确的掌握煤质发热量, 根据实际入炉煤质对锅炉运行参数进行调整, 对于机组的运行优化工作有着深远的意义[5]。

## 2. 反向建模

反向建模方法就是利用实际火电机组热力系统的大量运行数据, 用神经网络、支持向量机、遗传算法、灰色系统理论、模糊理论以及混合建模、组合建模等智能算法来建立系统相关参数间数学模型的过程[5]。

反向建模的方法与常规建模方法相比, 效率高、精度大, 更具有实用性[6]。

通常情况下, 反向建模方法的具体应用过程可分为数据整理、模型建立及模型检验三个阶段[7]。

数据整理阶段分为数据的采集和数据的处理。样本数据的好坏直接决定了建模的精度, 甚至决定了模型是否能够建立成功。目前, 国内的绝大部分火力发电机组都安装了DCS系统, 记录了机组大量实际运行数据, 为模型建立提供了数据基础。由于电厂热力系统十分复杂, 建立模型时, 输出变量受诸多因素的影响, 并且各因素之间相互关联、相互影响。因此, 只有选择合适的输入变量, 才能得到理想的模型, 保证建模效率和建模精度。

模型检验是验证模型正确性和精度的过程。若不能满足预定要求, 则需重复上述过程, 重新处理和集成数据, 直至所建模型符合验证要求为止。

## 3. BP神经网络

BP神经网络作为一种机器学习方法, 内嵌了很多数学思想和学习准则, 基本思想是将输入数据经过多次迭代运算得到输出值。BP神经网络由输入层、隐含层和输出层三层组成。如果把输入值作为自变量, 输出值作为因变量, 那么我们可以把BP神经网络当成一个非线性函数[8]。

BP神经网络算法流程有三步: BP神经网络构建、BP神经网络训练和BP神经网络预测, 如图1所示。

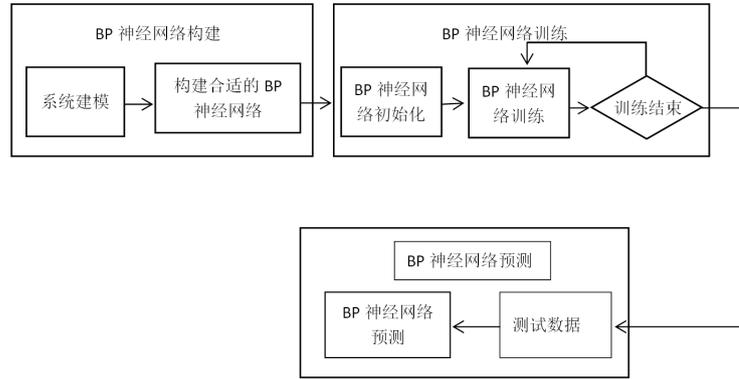


Figure 1. The algorithm flow  
图 1. 算法流程

BP 神经网络训练是用输入输出数据训练神经网络, 通过训练使网络具有联想记忆和预测能力, 从而训练后的网络能够预测模型输出。BP 神经网络的训练过程包括以下几个步骤。

步骤 1: 网络初始化。根据系统输入输出序列  $(X, Y)$  确定网络输入层节点数  $n$ 、隐含层节点数  $l$ , 输出层节点数  $m$ , 初始化输入层、隐含层和输出层神经元之间的连接权值  $w_{ij}$ ,  $w_{jk}$ , 初始化隐含层阈值  $a$ , 输出层阈值  $b$ , 给定学习速率和神经元激励函数。

步骤 2: 隐含层输出计算。根据输入向量  $X$ , 输入层和隐含层间连接权值  $w_{ij}$  以及隐含层阈值  $a$ , 计算隐含层输出  $H$ 。

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - a_j\right); j = 1, 2, \dots, l \quad (5)$$

式中,  $l$  为隐含层节点数;  $f$  为隐含层激励函数, 该函数有多种表达形式, 本文所选函数为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^x} \quad (6)$$

步骤 3: 输出层输出计算。根据隐含层输出  $H$ , 连接权值  $w_{jk}$  和阈值  $b$ , 计算 BP 神经网络预测输出  $O$ 。

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j w_{jk} - b_k; k = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

步骤 4: 误差计算。根据网络预测输出  $O$  和期望输出  $Y$ , 计算网络预测误差  $e$ 。

$$e_k = Y_k - O_k; k = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

步骤 5: 权值更新。根据网络预测误差  $e$  更新网络连接权值  $w_{ij}$ ,  $w_{jk}$ 。

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k$$

$$j = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l \quad (9)$$

$$w_{jk} = w_{jk} + \eta H_j e_k; j = 1, 2, \dots, l; k = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

式中,  $\eta$  为学习速率。

步骤 6: 阈值更新。根据网络预测误差  $e$  更新网络节点阈值  $a$ ,  $b$ 。

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k; j = 1, 2, \dots, l \quad (11)$$

$$b_k = b_k + e_k; k = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

步骤 7: 判断算法迭代是否结束, 若没有结束, 返回步骤 2。

煤质发热量在线监测系统状态方程复杂, 难以用数学方法准确建模, 可以建立 BP 神经网络表达该非线性系统, 把未知系统看成是一个黑箱, 首先用系统输入输出数据训练 BP 神经网络, 使网络能够表达该未知函数, 然后就可以用训练好的 BP 神经网络预测系统输出。

#### 4. 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是模拟生物遗传和进化机制的一种并行随机搜索最优化的方法, 1967 年由美国 Michigan 大学的 Holland 教授及其学生首次提出[9]。它把自然界“优胜劣汰, 适者生存”的生物进化原理引入优化参数组成的编码串联群体中, 按照所选择的的适应度函数通过选择、交叉和变异对个体进行筛选, 使适应度好的个体被保留, 适应度差的被淘汰, 最终收敛到最适合环境的个体, 从而求得问题的近似最优解[10]。选择操作是指以一定的概率选择个体组成新群体, 从而得以保留; 交叉是指从种群中选择两个个体, 以一定的概率交叉得到新的更好的个体; 变异则是指从种群中随机选择一个个体, 按一定的概率变异得到新个体, 防止局部最好[11]。所以遗传算法作为一种全局优化搜索方法, 只要有适当的初始群体和足够的进化次数就能得到满意的结果, 具有简单、并行处理, 不需要目标函数明确的数学方程和导数表达式, 不易于陷入局部最优解等优点。用遗传算法对神经网络的权值阈值进行优化, 提高模型精度。

#### 5. 输入变量分析

煤质的发热量是指单位质量的煤, 在完全燃烧时所放出的全部热量。在实际的应用中, 煤质发热量有高位发热量与低位发热量之分, 我国在锅炉的计算中, 通常采用煤质的低位发热量值。

从能量平衡的观点来看, 在稳定工况下, 输入锅炉的热量应等于输出锅炉的热量。输出锅炉的热量包括被有效利用的热量和损失的热量[12]。根据能量平衡原理得

$$Q_r = Q_1 + Q_2 + Q_3 + Q_4 + Q_5 + Q_6, \text{ kJ/kg} \quad (1)$$

$$q_1 + q_2 + q_3 + q_4 + q_5 + q_6 = 100 \quad (2)$$

$$q_i = \frac{Q_i}{Q_r} \times 100 (i = 1 \sim 6) \quad (3)$$

式中,  $Q_r$ ——输入锅炉的热量;

$Q_1$ ——锅炉的有效利用热;

$Q_2$ ——排烟热损失;

$Q_3$ ——可燃气体未完全燃烧热损失;

$Q_4$ ——固体未完全燃烧热损失;

$Q_5$ ——散热损失;

$Q_6$ ——灰渣物理热损失。

又输入锅炉的热量

$$Q_r = Q_{ar.net} + i_r + Q_{wr} + Q_{zq}, \text{ kJ/kg} \quad (4)$$

式中,  $Q_{ar.net}$ ——燃料的收到基低位发热量;

$i_r$ ——燃料物理显热;

$Q_{wr}$ ——外来热源加热空气时所带入的热量;

$Q_{zq}$  ——雾化燃油所用蒸汽带入的热量。

可见输入锅炉的热量主要来自燃料的收到基低位发热量。

综上可得,煤质发热量主要与  $Q_1 \sim Q_6$  有关。因此,可以通过分析  $Q_1 \sim Q_6$  的影响因素来获取相关输入变量。

通过理论分析,再结合电厂 DCS 系统可读取的实时运行数据测点,初步选取如下 34 个输入特征变量:锅炉负荷、主汽压力、主汽流量、主汽温度、给水流量、给水压力、再热蒸汽温度、再热器入口压力、再热器出口压力、总煤量、背压、总风量、环境温度、省煤器给水温度、过热器减温水压力、过热器减温水温度、再热器减温水压力、再热器减温水温度、空预器入口氧量、空预器出口氧量、排烟温度、炉膛负压、送风机出口压力、一次风机出口压力、引风机入口压力、引风机出口压力、磨煤机给煤机出力、磨煤机一次风流量、磨煤机电流、磨煤机出口一次风温度、磨煤机入口热风温度、磨煤机入口一次风压力、磨煤机出口一次风压力和汽包压力。

## 6. 煤质发热量在线监测模型建立

### 6.1. GA-BP 神经网络构建及训练

根据遗传算法和 BP 神经网络理论,在 MATLAB 软件中编程实现基于遗传算法优化的 BP 神经网络煤质发热量在线监测。由上一节分析后确定有 34 个输入参数,1 个输出参数,所以 BP 神经网络结构为 34-12-1,即输入层有 34 个节点,隐含层有 12 个节点,输出层有 1 个节点。迭代次数为 100,学习速率为 0.01,训练目标误差 0.001。即要求在迭代次数 100 次内,达到误差小于 0.001,然后停止训练。遗传算法参数设置为:种群规模为 10,进化次数为 50 次,交叉概率为 0.4,变异概率为 0.2。

从山西王曲电厂 DCS 系统中得到 250 组数据样本,从中随机选择 210 组作为训练数据,用于网络训练,剩余的 40 组数据作为测试数据,用于测试网络的拟合效果。

### 6.2. MIV 法筛选变量

由于初步挑选的输入变量较多,且众多变量间有一定的相关性和信息的重叠性,所以需要通过预处理来剔除冗余变量。结合 GA-BP 神经网络应用平均影响值方法(MIV, Mean Impact Value)来筛选变量,找到对结果有较大影响的输入项[8]。

将初步挑选得到的含有 34 个输入变量的样本用 MIV 法进行筛选,得到结果如图 2。

经过筛选,将对煤质发热量影响程度较小的变量剔除后,最终把主汽温度、再热蒸汽温度、省煤器给水温度、过热器减温水温度、再热器减温水温度、一次风机出口压力、引风机出口压力等 7 个变量作为输入特征变量。

### 6.3. GA-BP 神经网络预测

应用筛选后的数据构建神经网络时,输入变量变为 7,GA-BP 神经网络结构为 7-5-1,即输入层有 7 个节点,隐含层有 5 个节点,输出层有 1 个节点。构建好后,重新对神经网络进行训练。

用训练好的 GA-BP 神经网络预测煤质发热量,并通过 GA-BP 神经网络预测输出和实际数值进行比较,分析 GA-BP 神经网络的拟合能力。预测结果如图:

由图 3 和图 4 可以看出,GA-BP 神经网络获得的煤质发热量预测值和真实值的吻合度很高,误差控制在  $\pm 2.5\%$  之间,满足工程精度要求。这表明,该神经网络具有良好的泛化能力,煤质发热量在线监测模型切实可行。

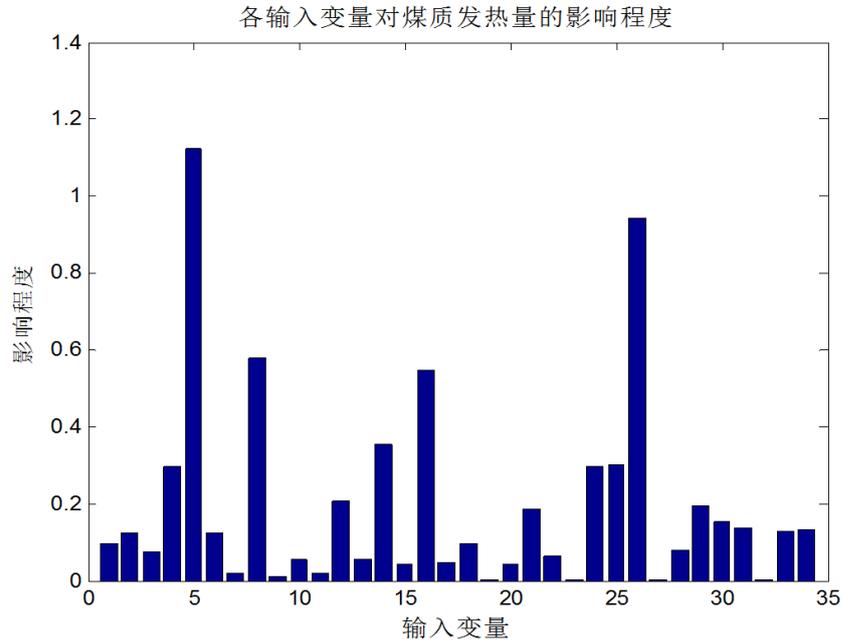


Figure 2. The effects of input variables on calorific value  
图 2. 输入变量对煤质发热量的影响

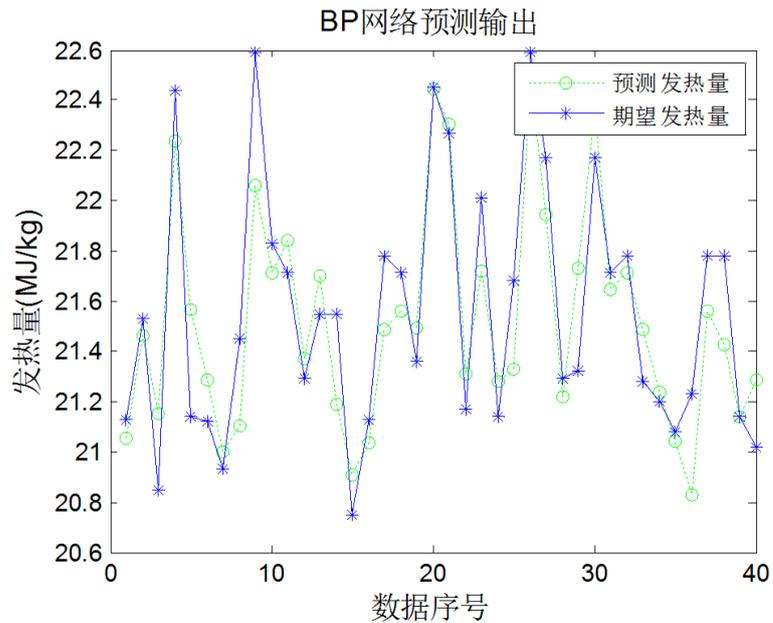


Figure 3. Forecast output of coal calorific value  
图 3. 煤质发热量预测输出

## 7. 结论

本文通过机理分析并结合电厂 DCS 系统中实际可读的在线监测点参数, 确定出建立煤质发热量在线监测模型所需的输入特征变量。结合遗传算法优化的 BP 神经网络, 用 MATLAB 进行编程, 对构建的模型进行训练, 达到了预期精度。为使模型更加精简, 对所确定的众多输入特征变量进行处理: 运用平均影响值方法对变量数据进行冗余特征变量的剔除。利用训练好的 GA-BP 神经网络, 对处理后的数据进行

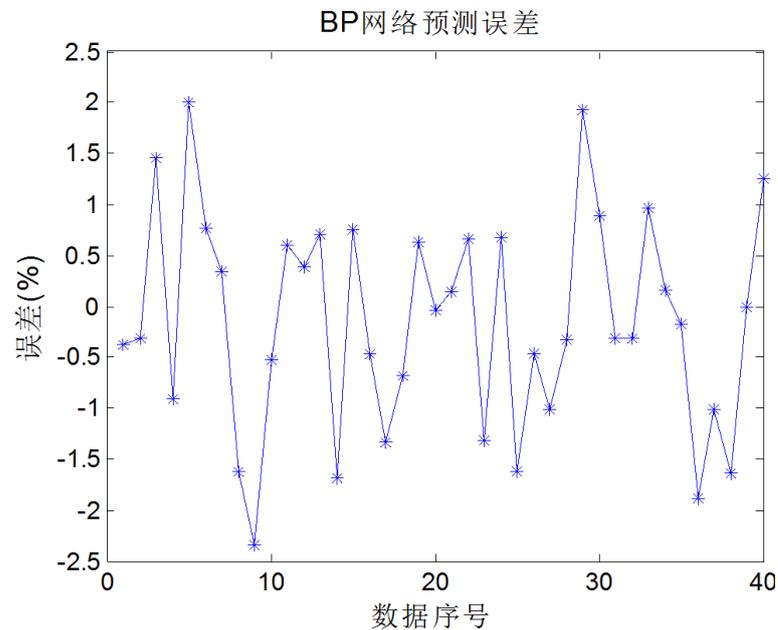


Figure 4. The prediction error of BP network

图 4. BP 网络预测误差

预测输出。输出值与实际值的误差控制在 $\pm 2.5\%$ 之间, 满足工程精度要求。表明建立的煤质发热量在线监测模型准确有效, 切实可行。

## 致谢

在本文的撰写过程中, 付忠广老师作为我的指导老师, 在百忙之中多次审阅全文, 对细节进行修改, 并为本文的撰写提供了许多中肯而且宝贵的意见。在此特向付忠广老师致以衷心的感谢! 向他无可挑剔的敬业精神、严谨认真的治学态度、深厚的专业修养和平易近人的待人方式表示深深的敬意! 也向为我提供过指导的其他老师和师兄师姐们表示深深地感谢!

此外, 本文参考了大量杂志期刊和专业丛书, 由于参考期刊太多, 不能一一注明, 敬请原谅并向所有作者和刊物致以诚挚的谢意! 由于本人水平有限, 纰漏之处在所难免, 恳请各位老师不吝赐教。

## 参考文献 (References)

- [1] 王舰. 煤质(种)特性对电站锅炉影响的试验研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2002.
- [2] 杨婷婷, 曾德良, 王玮, 等. 大型燃煤发电机组煤质实时校正方法[J]. 电站系统工程, 2010, 26(5): 7-10.
- [3] 姚伟, 韩立芳, 薛宁, 等. 煤质变化对电站锅炉运行的影响[J]. 热力发电, 2005, 34(7): 22-27.
- [4] 胡宏伟. 煤种(质)变化对电站锅炉运行经济性影响的实验研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2004.
- [5] 景源. 电站锅炉入炉煤质发热量的反向建模研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 华北电力大学(北京), 2013.
- [6] 靳涛. 火电机组反向建模方法的研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 华北电力大学(北京), 2011.
- [7] 张越. 600 MW 超临界机组能耗混合建模及能耗敏感度研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 华北电力大学(北京), 2014.
- [8] Matlab 中文论坛. Matlab 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.
- [9] Sisworahardjo, N.S., EI-Shark, M.Y. and Alam, M.S. (2008) Neural Network Controller for Micro Turbine Power Plants. *Electric Power Systems Research*, **78**, 1378-1384. <http://dx.doi.org/10.1016/j.epsr.2007.12.004>
- [10] Zhang, C.-F., Zhao, N., Li, L.-P., Wang, H.J. and Gao, A.-G. (2007) The Variable Load Operation Characteristic and

Energy-Saving Optimizing Control System of Power Plant. 2007 *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, **1**, 443-448. <http://dx.doi.org/10.1109/ICMLC.2007.4370185>

[11] Energy Information Administration (IEA) (2011) *China Energy Data, Statistics and Analysis-Oil, Gas, Electricity*. Washington DC.

[12] 樊泉桂, 阎维平, 闰顺林, 等. 锅炉原理[M]. 北京: 中国电力出版社, 2004.

**期刊投稿者将享受如下服务:**

1. 投稿前咨询服务 (QQ、微信、邮箱皆可)
2. 为您匹配最合适的期刊
3. 24 小时以内解答您的所有疑问
4. 友好的在线投稿界面
5. 专业的同行评审
6. 知网检索
7. 全网络覆盖式推广您的研究

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>