

文章编号:0253-9993(2007)12-1312-04

Elman 神经网络在动力配煤煤质预测技术中的应用

董 平¹, 陈彦杰^{1,2}, 王 鹏¹

(1. 黑龙江科技学院 资源与环境工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150027; 2. 重庆职业技术学院 机电工程系, 重庆 400037)

摘 要: 为了满足动力配煤数字化信息控制系统对配煤煤质在线预测的精度要求, 利用 Elman 神经网络建立了动力配煤煤质预测模型. 该预测模型综合学习了各煤质指标内部以及和配比的关系, 能够根据各参配煤种的 M_{ad} , A_{ad} , V_{ad} 和对应的配比 X , 直接预测出配煤产品的 M_{ad} , A_{ad} , V_{ad} 和 $Q_{net,ad}$. 采用置信区间分析法和相关性分析法, 对该预测模型的预测效果进行了检测. 检测结果表明, 该预测模型具有较高的预测精度和可信度.

关键词: Elman 神经网络; 动力配煤; 预测模型; 数字化控制

中图分类号: TQ531; TP389.1 **文献标识码:** A

Application of the steam coal quality predication technique base on Elman network

DONG Ping¹, CHEN Yan-jie^{1,2}, WANG Peng¹

(1. School of Resource and Environmental Engineering, Heilongjiang Institute of Science and Technology, Harbin 150027, China; 2. Department of Mechanical and Electrical Engineering, Chongqing Vocational Institute of Engineering, Chongqing 400037, China)

Abstract: The predication model of the steam coal quality base on Elman network was presented to meet the requirement for the information control system of steam coal blending. The model was adopted to determine the relations between qualities of the blended coal and its components and was established for predicting blended coal's moisture content, ash content, volatile content and heating value. The model was verified by confidence interval analysis and checked degree of reliability of predicated results. Test results show that the model is feasible and effective.

Key words: Elman network; steam coal blending; the predicting model; digitized signal

大量理论研究和实践都证明^[1,2], 配煤煤质特性指标与各组成单一煤种煤质指标之间并非是简单的加权关系, 而是具有复杂的非线性特征. 神经网络具有并行处理、联想记忆、分布式知识存储、鲁棒性强等特点, 它具备自组织、自适应、自学习功能, 尤其是具有高度的非线性映射能力. 它可以自己学习和记忆样本输入和输出之间的关系, 能够避开对特征因素与判别目标的复杂关系描述, 特别是公式的表达^[3], 因而较为适合解决具有非线性特性的动力配煤煤质预测问题.

殷春根^[4]采用反向传播 BP 神经网络, 阮伟^[5]采用 Kohonen-BP 混合神经网络针对配煤不同的煤质指标分别建立了输入层为三神经元的预测模型, 取得了较好的效果, 但对不同煤质指标预测仍有一定偏差. 沈晟^[6]运用改进的 BP 网络分别建立了挥发分、灰分、水分、硫、发热量等配煤煤质神经网络模型, 但对于配煤水分的预测误差较大, 而在煤中水分含量较大的情况下, 对于发热量的预测也容易偏离实际值.

收稿日期: 2007-01-29 责任编辑: 柳玉柏

基金项目: 黑龙江省科技厅攻关项目 (GC03J102)

作者简介: 董平 (1963-), 男, 辽宁北票人, 教授, 博士, 硕士生导师. Tel: 0451-88036141, E-mail: apijm@sohu.com

众多研究人员^[7,8]认为,煤炭的水分、灰分、挥发分和发热量等指标彼此之间存在密切的关系,并可由煤炭的水分、灰分和挥发分较为精确地计算出发热量的值。但目前,殷春根、阮伟、沈晟等都仅仅根据参配煤种的煤质指标数据及配比分别对挥发分、灰分、水分和发热量等煤质指标建立单独的 BP 神经网络预测模型。一方面,由于没有考虑到各煤质指标之间的相互影响关系,往往导致预测偏差较大。另一方面,对不同煤质指标建立单独的煤质预测模型增加了配煤优化设计的复杂性和难度,并极大地影响了优化计算的效率^[9]。另外, BP 网络由于本身结构,存在易于陷入局部极小点和迭代的收敛速度慢等问题,并且学习和记忆具有不稳定性^[10]。Elman 神经网络是 Elman 于 1990 年提出的,该模型在 BP 网络的隐含层增加一个承接层,作为一步延时算子,达到记忆的目的,从而增强了网络的全局稳定性,代表了神经网络建模的一个新的发展方向^[10]。因此,本文尝试利用 Elman 神经网络建立一个综合考虑煤炭的水分、灰分、挥发分和发热量的动力配煤预测模型,根据配煤的各参配煤种的工业分析值 M_{ad} , A_{ad} , V_{ad} 和对应的配比 X , 直接推导配煤的 M_{ad} , A_{ad} , V_{ad} 和 $Q_{net,ad}$ 的值。

1 样本设计

在本研究中,参与配伍的单一煤种涉及无烟煤、1/3 焦煤、肥煤、气煤、长焰煤和褐煤等多个不同煤质煤种,包括黑龙江省 10 多个矿区的典型煤样。以任意 3 种单一煤种为一组,采用不同配比进行配伍,通过测定配煤煤样水分、灰分、挥发分和发热量,获得了 200 余组典型配煤煤质实验数据。其中,145 组数据作为训练样本对网络进行训练学习,60 组数据作为检验样本对训练好的网络进行检验。

限于篇幅,下面仅以第 1 号配煤为例,对预测网络的输入输出数据形式予以确定。见表 1,将 3 个单一煤种(A, B, C)的煤质指标水分、灰分、挥发分和对应的配比 X 作为网络输入数据,将配煤的煤质指标水分、灰分、挥发分和发热量作为网络输出数据。

表 1 动力配煤煤质预测模型的数据输入输出结构
Table 1 The input pin and output pin data of Elman network

网络输入数据												网络输出数据			
单一煤种 A 的煤质数据				单一煤种 B 的煤质数据				单一煤种 C 的煤质数据				1 号配煤的煤质数据			
M_{ad}	A_{ad}	V_{ad}	配比	M_{ad}	A_{ad}	V_{ad}	配比	M_{ad}	A_{ad}	V_{ad}	配比	M_{ad}	A_{ad}	V_{ad}	$Q_{net,ad}/MJ \cdot kg^{-1}$
1.69	39.68	15.07	50	3.84	23.42	31.47	30	1.06	20.46	31.53	20	2.54	28.19	23.37	21.79

2 Elman 网络设计

2.1 训练函数的选择及神经元传递函数的确定

最常用的 Elman 网络训练函数有普通的梯度下降法 `traingd` 函数、自适应调整学习速率法 `traindx` 和 Levenberg-Marquadt 反传算法 `trainlm` 函数等。经多次训练、检测后证实,函数 `trainlm` 较函数 `traingd` 和函数 `traingdx` 收敛速度快得多,误差也较小。因此,本文采用 `trainlm` 函数对网络进行训练。

本预测模型的隐含层神经元传递函数采用 Sigmoid 型双曲正切函数 `tansig`, 输出层神经元传递函数采用了 Sigmoid 型对数函数 `logsig`。

2.2 输入层神经元数目、输出层神经元数目、隐含层神经元数目的确定

本预测模型输入层涉及 3 种不同组分煤种的挥发分、水分、灰分 3 个煤质特性指标和配比,共 12 个因素,输出层涉及配煤的发热量、挥发分、水分、灰分 4 个煤质特性指标,所以确定输入层和输出层的神经元的个数分别为 12 和 4。

隐含层神经元数目的选择与应用对象的具体问题有关。一般说来,隐含层神经元数目选的过少,网络将不能建立复杂的映射关系,使网络训练不出来,或不能识别以前的样本,容错性差;神经元数目选的过多,又使网络学习时间过长,而且误差也不一定最小。本文结合训练样本和检验样本的均方误差 MSE 的

值,对采用不同的隐含层神经元数目的网络的预测效果进行了评价(图1)。可见,神经网络预测模型隐含层神经元数为36时预测效果最佳。

3 Elman 神经网络预测模型的预测效果

3.1 Elman 神经网络模型预测结果的相关性分析

对于具有多输入、多输出的 Elman 神经网络动力配煤煤质预测模型,假设网络预测输出矩阵为 $Q_{m \times n}$, 检验目标矩阵(实测)为 $T_{m \times n}$, 其中 m 为输出变量的个数; n 为检验样本的个数。在以矩阵 $Q_{m \times n}$ 的第 i 个行向量为横坐标、以矩阵 $T_{m \times n}$ 的第 i 个行向量为纵坐标的平面坐标系上,对预测模型的预测结果进行一元回归分析时,会出现一条斜率介于 $0 \sim 1$ 之间的直线,记为 $y' = rx' + b$, 其中 r 为相关系数(需校正); b 为相关常数,相关系数越接近 1,表示预测性能越好,一般认为相关系数大于 0.90 时,才具有较好的预测性能^[11]。相关系数定义为

$$r_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\left[\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \right]} \quad (1)$$

采用最小二乘法一元线性回归分析,分别对采用 Elman 神经网络动力配煤煤质预测模型检验样本的 M_{ad} , A_{ad} , V_{ad} 和 $Q_{net,ad}$ 的预测值进行回归分析。由图 2 可知,Elman 神经网络动力配煤煤质预测模型对 M_{ad} , A_{ad} , V_{ad} 和 $Q_{net,ad}$ 的预测结果相关系数分别为 0.958 0, 0.929 5, 0.928 5 和 0.911 6, 均大于 0.90。因此,基于 Elman 神经网络的动力配煤煤质预测模型的训练质量较好,具有较好的预测性能。

3.2 Elman 神经网络模型预测误差的置信区间分析

对于动力配煤煤质指标预测模型,假设:检验样本总数为 n , 测试值(实测值)分别为 y_1, y_2, \dots, y_n , Elman 神经网络预测模型的预测值分别为 o_1, o_2, \dots, o_n , 模型预测误差分别为 $o_1 - y_1, o_2 - y_2, \dots, o_n - y_n$ 。假设模型及误差平均值是独立分布的,且其满足正态分布 $N(0, \sigma^2)$ 。如果总体方差未知,预测模型误差平均值为 $\bar{\xi}$, 如采用标准差 S^{*2} 作为方差 σ^2 的无偏估计,置信度为 $1 - \alpha$ 的置信区间为

$$\left[\bar{\xi} - t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S^*}{\sqrt{n}}, \bar{\xi} + t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S^*}{\sqrt{n}} \right] \quad (2)$$

下面对 Elman 神经网络和加权平均法的预测结果的绝对误差和相对误差进行置信区间的计算,并依此

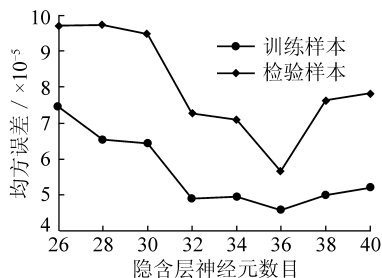


图1 隐含层神经元数目与样本均方误差的关系

Fig. 1 Relations of mean-squared error and amounts of nerve unit for intermediate layer

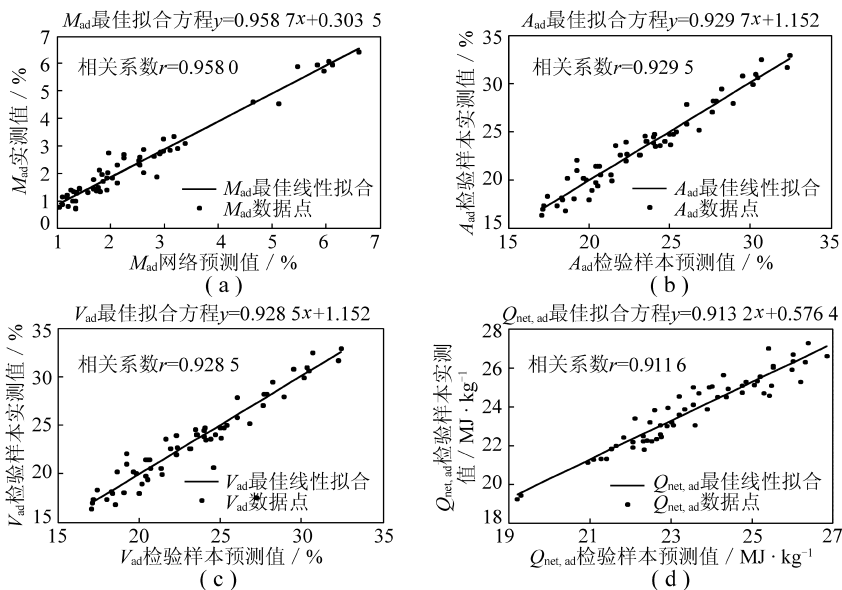


图2 对网络预测结果的相关性分析

Fig. 2 Degree of reliability of predicted results

做了评价(表 2)。由表 2 可知,在置信度为 95% 的情况下,Elman 神经网络对 M_{ad} , A_{ad} , V_{ad} 和 $Q_{net,ad}$ 的预测结果绝对偏差绝对值分别为 0.30%, 0.44%, 0.51% 和 0.49 MJ/kg, 相对偏差绝对值分别为 16.27%, 1.22%, 0.56% 和 0.84 MJ/kg, 对各煤质指标的预测精度基本上都在实验室允许误差范围内。

表 2 Elman 神经网络预测模型检验样本绝对误差、相对误差置信区间

Table 2 Confidence interval of absolute errors and relative errors of predicated results

误差	煤质指标	误差均值	标准差 S^*	T 分布值	置信区间	检验样本	置信度/%
绝对误差	$M_{ad}/\%$	0.206 6	0.381 5	1.960	0.110 1 ~ 0.303 1	60	95
	$A_{ad}/\%$	-0.330 6	0.838 5	1.960	-0.442 8 ~ -0.018 4	60	95
	$V_{ad}/\%$	-0.338 1	0.659 9	1.960	-0.505 1 ~ -0.171 1	60	95
	$Q_{net,ad}/MJ \cdot kg^{-1}$	-0.350 6	0.540 9	1.960	-0.487 5 ~ -0.213 7	60	95
相对误差	M_{ad}	10.285 2	23.649 8	1.960	4.300 8 ~ 16.269 2	60	95
	A_{ad}	0.251 5	3.818 6	1.960	-0.714 7 ~ 1.217 7	60	95
	V_{ad}	-0.309 6	2.961 1	1.960	-0.558 9 ~ 0.439 7	60	95
	$Q_{net,ad}$	-0.585 0	2.199 8	1.960	-0.841 6 ~ -0.028 4	60	95

4 结 论

(1) 建立了结构为 $12 \times 36 \times 4$ 的 Elman 神经网络配煤煤质预测模型, 该模型综合学习了各煤质指标间以及和配比间的内在关系, 能根据各参配煤种的 M_{ad} , A_{ad} , V_{ad} 和对应的配比 X , 直接预测出配煤产品的 M_{ad} , A_{ad} , V_{ad} 和 $Q_{net,ad}$, 解决了以往研究对每个煤质指标都单独建立预测模型造成的偏差大、优化设计复杂问题。采用相关性分析法和置信区间分析法对 Elman 神经网络配煤煤质预测模型的预测效果进行了检验, 检验结果表明, 该预测模型具有较高的精确度和置信度。

(2) 该模型仍然有少量的样本预测误差较大, 例如, 部分水分 M_{ad} 的相对误差超过 20% 以上。原因: ① 模型的训练样本集范围不够大, 致使检验样本集的个别样本在训练样本集的学习范围之外; ② 训练样本集不可避免的存在误差, 在 Elman 神经网络学习过程中也将这些错误信息含于网络的连接权和阈值中, 使用包含不准确信息的神经网络进行预测必然会产生误差; 同样, 检验样本集不可避免的存在误差, 因此即使网络学习较好, 如果检验样本误差较大也将导致检验样本有较大的误差。

参考文献:

- [1] 李颖. 基于非线性理论的动力配煤模型的研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2002.
- [2] 阮伟, 周俊虎, 曹欣玉, 等. 优化配煤专家系统的研究及应用 [J]. 动力工程, 2001, 21 (6): 1 572 ~ 1 575.
- [3] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用 [M]. 上海: 复旦大学出版社, 1993.
- [4] 殷春根. 非线性理论的研究和多目标优化在配煤专家系统的应用 [D]. 杭州: 浙江大学, 1997.
- [5] 阮伟. 优化配煤专家系统的研究以及电厂优化配煤数学模型的建立 [D]. 杭州: 浙江大学, 2000.
- [6] 沈晟. 人工神经网络技术在电厂配煤中的应用 [J]. 浙江能源, 2004 (4): 46 ~ 47.
- [7] 刘青. 浅谈煤炭发热量计算经验公式的实用性 [J]. 山东煤炭科技, 2005 (4): 71.
- [8] 胡军, 郑宝山, 吴代赦. 经验公式对全国煤实测发热量的检验 [J]. 煤炭转化, 2006 (1): 1 ~ 5.
- [9] 高洪阁. 配煤理论与固硫技术的基础研究 [D]. 泰安: 山东科技大学, 2003. 12 ~ 13.
- [10] 郭晶, 孙伟娟. 神经网络理论与 MATLAB7 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005. 103 ~ 104.
- [11] 张东平. 城市生活垃圾流化床焚烧过程酸性气体排放及其人工神经网络预测 [D]. 杭州: 浙江大学, 2003. 143 ~ 144.