

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2017.01.05

基于蚁群神经网络的飞灰含碳量测量方法

张正友¹, 钱家俊², 冯旭刚²

(1. 安徽省马鞍山市质监局, 安徽 马鞍山 243000; 2. 安徽工业大学, 安徽 马鞍山 243000)

摘要: 飞灰含碳量是衡量电站锅炉燃烧效率的重要参数。飞灰含碳量的准确测量有助于调整锅炉燃烧, 提高锅炉运行的经济性和安全性。本文采用了蚁群神经网络算法, 利用蚁群算法对神经网络进行优化, 将优化过后的神经网络用于飞灰含碳量的预测, 并分析了经过蚁群神经算法与遗传神经网络的预测效果。

关键词: 蚁群算法; 神经网络; 飞灰含碳量

中图分类号: TB94; TN081; TM621

文献标识码: A

文章编号: 1674-5795(2017)01-0018-03

Prediction Method of Unburned Carbon Content in Fly Ash Based on Ant Colony Algorithm

ZHANG Zhengyou¹, QIAN Jiajun², FENG Xugang²

(1. Quality Supervision Bureau of Maanshan City, Maanshan 243000, China ; 2. Anhui University of Technology, Maanshan 243000, China)

Abstract: Unburned carbon content of fly ash is an important index reflecting the combustion efficiency of utility boilers. Measuring the carbon content in the fly ash accurately is beneficial to the detection and adjustment of boiler combustion. This paper uses the ant colony neural network which optimized the initializing weights, thresholds and numbers of nodes in the hidden layer of the BP neural network. The optimized neural network is used to predict the unburned carbon content of fly ash. And the prediction result is also analyzed in this paper.

Key words: ant colony algorithm; neural network; unburned carbon content

0 引言

锅炉燃烧过程中的飞灰可燃物含量可反映燃煤锅炉机组燃烧效率。要实现锅炉的经济燃烧, 必须对飞灰含碳量进行在线监测并将其控制在合适的范围内。传统在线监测仪器和设备普遍存在取样代表性差、测量精度低且易受干扰等缺陷^[1]。对于飞灰含碳量检测可采用软测量的方法如神经网络、向量机建模等方法。本文采用蚁群算法优化神经网络的结构, 并将蚁群神经网络和遗传神经网络对飞灰含碳量的测量效果进行比较, 并分析了蚁群神经网络在飞灰含碳量测量中的效果。

1 飞灰含碳量检测模型

1.1 神经网络检测飞灰含碳量

锅炉燃烧是一个复杂的过程, 它具有强耦合性、

非线性以及多输入多输出的特性, 受到锅炉负荷、煤粉细度、主蒸汽流量、主蒸汽温度、一次风压、二次风配风方式、给煤量、燃烧器摆角、排烟温度、热风温度、含氧量以及燃尽风开度等因素的影响^[2], 飞灰含碳量难以通过机理建模的方式计算出, 但是可通过软测量的方式测量出来。将这些影响因素作为神经网络的输入, 可测量出飞灰含碳量的值^[3]。

2 蚁群神经网络算法

2.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络是当前一种应用较广的自学习算法。BP 神经网络一般由 3 层构成, 将输入经过非线性变换计算出输出量值^[4,5]。网络的训练方式是对每个样本的输出值和期望值进行比较, 并通过差值对网络的连接权值进行调整, 使得误差按最大梯度下降, 直到计算误差达到目标设定值, 3 层 BP 神经网络已被证明可以逼近任意非线性函数。

2.2 蚁群算法

蚁群算法(Ant Colony Algorithm)是一种基于群体协作的启发式随机搜索方法。算法以人工蚂蚁的行走路径代表待求解问题的解, 人工蚂蚁根据各条路径上信

收稿日期: 2016-09-15

作者简介: 张正友(1964-), 男, 安徽安庆人, 高级工程师, 主要研究方向为特种设备的检验检测和计量器具的检定校准及技术管理工作; 钱家俊(1990-), 男, 安徽合肥人, 硕士研究生, 主要研究方向为检测技术与自动化装置; 冯旭刚(1977-), 男, 安徽马鞍山人, 副教授, 博士, 主要研究方向为精密仪器检测与工业流程自动化。

息素留存量的多少来选择继续行走的路径，并且在行走的路径上留下更多的信息素，从而影响后来的蚂蚁，形成信息素的正反馈机制。随着算法的推进，较优路径上的信息素越来越多，较差路径上的信息素由于挥发而越来越少，最终整个蚁群在正反馈机制的作用下逐渐集中到代表最优解的路径上^[6]。

1) 蚂蚁构造

以神经网络的连接权值和阈值作为决策变量，那么求解飞灰含碳量预测模型就是寻求一个最优决策 $[Z_1, Z_2, \dots, Z_r]$ ，使得神经网络的预测值尽量接近实际测量值。因此，在可行解范围内随机生成初始解 $X=[X_1, X_2, \dots, X_{np}]$ ，其中， np 为蚁群的规模。个体 $X_k=[x_1^k, x_2^k, \dots, x_D^k]$ 为蚂蚁 k 经过的路径，表示一个解， D 为解空间的维度^[7]。

2) 个体选择路线

第 k 个蚂蚁在运动过程中，按信息素浓度的值选择路线，浓度高的路线被选择的概率高，概率的计算公式为

$$p_{i,j}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{i,j}(t)]^\alpha [\eta_{i,j}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed} [\tau_{i,s}(t)]^\alpha [\eta_{i,s}(t)]^\beta} & (1) \\ 0 & \end{cases}$$

式中： $p_{i,j}^k(t)$ 为 t 时刻蚂蚁 k 从 i 到 j 的状态转移概率； $\tau_{i,j}(t)$ 为 t 时刻 (i, j) 路线上信息素量的残余值； $\eta_{i,j}(t)$ 为 t 时刻从 i 到 j 的期望值； α 为信息因子，表明个体在移动时残余信息素的重要程度； β 为期望因子，表明期望值的重要程度^[8]。

3) 更新信息素

为了防止过多残留的信息素对期望值的影响，每个个体的残留信息素会逐渐减少，信息素按式(2)进行更新。

$$\tau_{i,j}(t+n) = (1-\rho)\tau_{i,j}(t) + \Delta\tau_{i,j}(t) \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{i,j}(t) = \sum_{k=1}^{NP} \Delta\tau_{i,j}^k(t) \quad (3)$$

式中： ρ 为减小因子； $\Delta\tau_{i,j}(t)$ 为当前循环路线 (i, j) 中的信息素增量； $\Delta\tau_{i,j}^k(t)$ 为蚂蚁 k 在本次循环中留在 (i, j) 上的信息量。根据式(4)对 $\Delta\tau_{i,j}(t)$ 进行更新。

$$\Delta\tau_{i,j}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & (4) \\ 0 & \end{cases}$$

式中： Q 为一个个体在一次循环中在路线中释放的总的信息素； L_k 为个体 k 在本次循环中的路线总长。

2.3 蚁群神经网络算法的步骤

蚁群神经网络算法 (ACA-BP) 利用蚁群算法去优

化神经网络的连接权值和阈值，利用蚁群算法的寻优能力去选择最佳的神经网络连接权值，使得网络的预测能力加强^[9]，算法可分为如下 7 个步骤：

1) 初始化蚁群。设置最大循环次数 i_{max} ，设每条路线上的初始信息 $\tau = const$ ，种群的初始规模设为 NP 。将神经网络的连接权值作为选择变量，在可行域内随机产生 NP 个解 $[X_1, X_2, \dots, X_{NP}]$ 。

2) 将 NP 个个体置于初始神经网络连接权值处。

3) 将循环次数加 1： $i=i+1, t=t+1$ 。

4) 根据概率选择公式计算个体选择每条路线的概率。

5) 按概率大小选择路线。

6) 如果个体寻找到更优路线则更新信息素，否则继续运动。

7) 判断是否达到指定的精度要求或者最大迭代次数 i_{max} ，实则停止循环并输出结果，否则转至 step3。

本文采用的蚁群神经网络是通过蚁群算法的全局寻优能力对神经网络的连接权值和阈值进行优化，使得网络可以处于最佳的结构，提高 BP 神经网络预测飞灰含碳量的准确性。

3 仿真实验

为了验证本文采用的蚁群神经网络的测量效果，采集 DCS 中锅炉的工况参数以及飞灰含碳量值分别作为神经网络的输入和输出，分别采用遗传神经网络与蚁群对神经网络的连接权值及阈值进行优化。两种算法的参数设置如下：遗传算法中最大迭代次数设置为 50，种群规模设为 100，交叉概率设为 0.7，变异概率设置为 0.03；蚁群算法的最大迭代次数设为 50，种群规模设为 100， $\alpha = 5, \beta = 5, \rho = 0.3, \alpha_{max} = 5, \alpha_{min} = 1, \gamma = 0.1$ ，以两种算法的测量值与实际值的误差绝对值倒数为适应度函数，通过 Matlab 进行仿真，最后得到两种算法的适应度值变化曲线如图 1 所示。

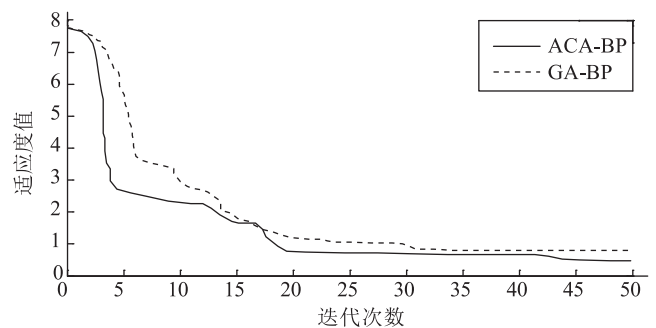


图 1 两种算法的适应变化值

由图 1 可以看出,随着迭代次数的增加,两种算法的适应度值都趋于稳定,而 ACA 算法的收敛速度和收敛精度均比 GA 算法要好,表明了 ACA 算法对于 BP 神经网络的连接权值和阈值优化效果要好于 GA 算法。

将两种算法飞灰含碳量的预测值进行比较,由图 2 和图 3 可以看出 ACA-BP 算法的预测值较 GA-BP 算法更接近于实际检测值,表明了本文所采用的 ACA-BP 算法对飞灰含碳量检测的有效性。

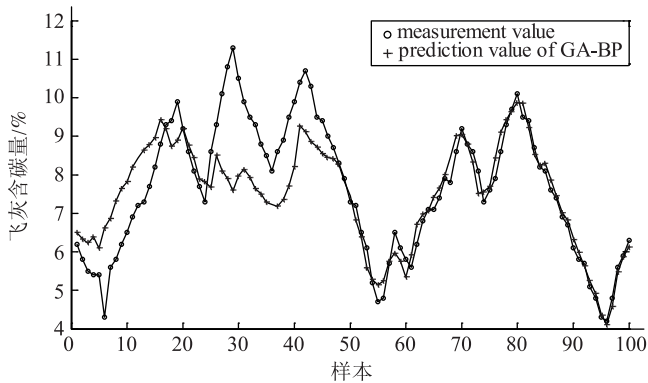


图 2 GA-BP 算法的飞灰含碳量预测值与实际值比较

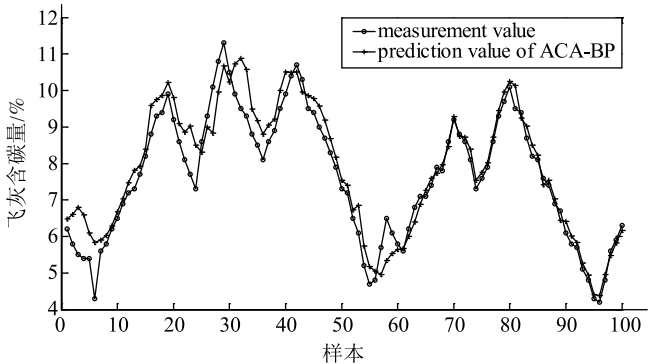


图 3 ACA-BP 算法的飞灰含碳量预测值与实际值比较

4 结论

从两种算法的仿真效果中的适应变化值可以看出,ACA 算法达到的求解精度优于 GA 算法,表明了 ACA 算法具有更好的寻优能力,根据最后的计算结果显示两种算法的相对误差绝对值百分比分别为 7.8% 和 4.5%,表明蚁群神经网络的测量效果要优于遗传神经网络,具有更好的泛化能力。

参考文献

[1] 韩璞, 乔弘, 王东风, 等. 火电厂热工参数软测量技术的发展 and 现状[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(6): 1139-1146. DOI: 10.3321/j.issn:0254-3087.2007.06.034.

[2] 陈敏生, 刘定平. 基于核主元分析和支持向量机的电站锅炉飞灰含碳量软测量建模[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2006, 33(1): 72-75, 92.

[3] 夏亚梅, 程渤, 陈俊亮, 等. 基于改进蚁群算法的服务组合优化[J]. 计算机学报, 2012, 35(2): 270-281.

[4] 孟艳, 潘宏侠. 基于 RBF 神经网络的微惯性测量组合标定[J]. 计测技术, 2011, 31(1): 1-2, 6.

[5] 李训亮, 门路, 周山. GA-BP 神经网络在航空发动机状态监测中的应用研究[J]. 计测技术, 2011, 31(4): 5-6, 38.

[6] 吴华锋, 陈信强, 毛奇凤, 等. 基于自然选择策略的蚁群算法求解 TSP 问题[J]. 通信学报, 2013, 34(4): 165-170.

[7] 李擎, 张超, 陈鹏, 等. 一种基于粒子群参数优化的改进蚁群算法[J]. 控制与决策, 2013, 28(6): 873-878, 883.

[8] 史恩秀, 陈敏敏, 李俊, 等. 基于蚁群算法的机器人全局路径规划方法研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(6): 53-57.

[9] 张洁, 张朋, 刘国宝. 基于两阶段蚁群算法的带非等效并行机的作业车间调度[J]. 机械工程学报, 2013, 49(6): 136-144.

《宇航计测技术》2016 年第 6 期目录

空间虚拟轴测量技术
 弹载红外热像仪的热设计和热分析
 基于浮标平台的反舰导弹过靶实况观测系统研究
 非接触位移测量中参考点抖动影响的补偿方法
 基于大型制造虚拟数字工装测量平台应用研究
 增量式多零点角度编码器自动寻零方法研究
 光栅莫尔条纹信号细分方法设计与 Simulink 仿真
 一种大量程比高精度差动变压器式位移传感器设计
 一种红外焦平面阵列相对光谱响应自动测试系统
 基于新型液压力源的航空发动机试车台推力现场校准技术研究

氢氧火箭发动机高空模拟试验推力测量装置研制
 嵌入式大气数据传感系统测压孔布局研究
 高压气体压力现场校准方法研究
 基于跟踪微分器的靶船航向 PD 控制方法研究
 转台瞬时速率波动的抑制
 基于 VPX 总线的智能供配电系统设计
 一种火工品自动测试仪的设计
 脉冲分流器的发展现状研究
 基于 AVR 控制器的步进电机开环定位控制技术研究