

8-3-2020

## Boiler Combustion Optimization Based on Bayesian Neural Network and Genetic Algorithm

Haiquan Fang

*Beijing Institute of Information Control, Beijing 100048, China;*

Huifeng Xue

*Beijing Institute of Information Control, Beijing 100048, China;*

Li Ning

*Beijing Institute of Information Control, Beijing 100048, China;*

Fei Xi

*Beijing Institute of Information Control, Beijing 100048, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Boiler Combustion Optimization Based on Bayesian Neural Network and Genetic Algorithm

## Abstract

**Abstract:** Neural network and genetic algorithm have been extensively used in boiler combustion optimization problems. But the traditional Back Propagation neural network's generalization ability is poor. The Bayesian regularization can improve the neural network's generalization ability. *A boiler combustion multi-objective optimization method combining Bayesian regularization BP neural network and genetic algorithm (Bayes NN-GA) was researched.* A number of field test data from a boiler was used to simulate the Bayesian neural network model. The results show that the thermal efficiency and NOx emissions predicted by the Bayesian neural network model show good agreement with the measured, and the optimal results show that hybrid algorithm by combining Bayesian regularization BP neural network and genetic algorithm can be a good tool to solve the problem of multi-objective optimization of a coal-fired combustion, which provide a theory guidance for the boiler operation in an economic and environmental way.

## Keywords

boiler, combustion optimization, Bayesian regularization, neural network, genetic algorithm, multi-objective optimization

## Recommended Citation

Fang Haiquan, Xue Huifeng, Li Ning, Fei Xi. Boiler Combustion Optimization Based on Bayesian Neural Network and Genetic Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(8): 1790-1795.

# 基于贝叶斯神经网络遗传算法的锅炉燃烧优化

方海泉, 薛惠锋, 李宁, 费晰

(北京信息控制研究所, 北京 100048)

**摘要:** 神经网络与遗传算法相结合在锅炉燃烧优化问题上的应用非常广泛, 但是传统的反向传播 (BP, Back Propagation) 神经网络泛化能力较弱, 而贝叶斯正则化方法能有效提高神经网络的泛化能力。应用贝叶斯正则化 BP 神经网络与遗传算法相结合的方法, 对锅炉燃烧多目标优化问题进行研究。通过利用锅炉热态实验数据进行仿真, 结果表明: 贝叶斯神经网络模型可以很好地预测锅炉的热效率和 NO<sub>x</sub> 浓度, 结合遗传算法可以对锅炉燃烧实现有效的多目标寻优, 为电站的经济环保运行提供理论指导。

**关键词:** 锅炉; 燃烧优化; 贝叶斯正则化; 神经网络; 遗传算法; 多目标优化

中图分类号: TP183; TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2015) 08-1790-06

## Boiler Combustion Optimization Based on Bayesian Neural Network and Genetic Algorithm

Fang Haiquan, Xue Huifeng, Li Ning, Fei Xi

(Beijing Institute of Information Control, Beijing 100048, China)

**Abstract:** Neural network and genetic algorithm have been extensively used in boiler combustion optimization problems. But the traditional Back Propagation neural network's generalization ability is poor. The Bayesian regularization can improve the neural network's generalization ability. A boiler combustion multi-objective optimization method combining Bayesian regularization BP neural network and genetic algorithm (Bayes NN-GA) was researched. A number of field test data from a boiler was used to simulate the Bayesian neural network model. The results show that the thermal efficiency and NO<sub>x</sub> emissions predicted by the Bayesian neural network model show good agreement with the measured, and the optimal results show that hybrid algorithm by combining Bayesian regularization BP neural network and genetic algorithm can be a good tool to solve the problem of multi-objective optimization of a coal-fired combustion, which provide a theory guidance for the boiler operation in an economic and environmental way.

**Keywords:** boiler; combustion optimization; Bayesian regularization; neural network; genetic algorithm; multi-objective optimization

## 引言

燃煤电站发电用煤在我国整个能源消耗中所

占比重居首位, 提高电站火力发电机组的效率, 降低污染物排放, 对于提高我国整体能源利用水平, 解决当前日益突出的制约国民经济发展的能源问题, 实现社会的可持续发展具有重大意义。

锅炉是燃煤电站的主要设备, 锅炉热效率和 NO<sub>x</sub> 排放是电站锅炉燃烧系统的两个首要控制目标, 实践表明: 通过燃烧优化调整可以获得较高的



收稿日期: 2015-05-07 修回日期: 2015-07-06;  
作者简介: 方海泉(1985-), 男, 江西, 博士, 研究方向为系统工程; 薛惠锋(1964-), 男, 北京, 教授, 博导, 研究方向为系统工程; 李宁(1981-), 男, 北京, 博士, 高工, 研究方向为信息安全。

<http://www.china-simulation.com>

• 1790 •

锅炉燃烧效率与较低的NO<sub>x</sub>排放,是一种经济有效的方法<sup>[1]</sup>。近年来一些学者已经开展了燃煤电站锅炉多目标优化方面的研究。杨巧云<sup>[2]</sup>采用遗传算法,对锅炉进行高效低NO<sub>x</sub>排放燃烧进行优化;鲍春来等人<sup>[3]</sup>,运用径向基函数神经网络建立锅炉运行优化模型并进行优化;周霞<sup>[4]</sup>利用人工蜂群算法对锅炉燃烧多目标问题进行优化;余廷芳等人<sup>[5]</sup>提出了改进非劣分类遗传算法在燃煤锅炉多目标燃烧优化中的应用;卢洪波等人<sup>[6]</sup>利用改进的支持向量机算法对锅炉燃烧系统进行建模,结合微分进化算法,通过调整参数,得到飞灰含碳量和NO<sub>x</sub>排放浓度的最优值;王志心等人<sup>[7]</sup>应用神经网络建立锅炉燃烧模型,并用遗传算法进行多目标优化;高正阳等人<sup>[8]</sup>利用支持向量机模型结合数值方法建立锅炉燃烧的数学模型,采用加权方法把锅炉燃烧多目标优化问题转换为单目标优化问题进行优化。

贝叶斯神经网络在很多领域都得到广泛应用,本文应用贝叶斯神经网络和遗传算法相结合,对锅炉燃烧多目标优化问题进行研究。

## 1 理论基础

### 1.1 贝叶斯神经网络

#### 1.1.1 BP神经网络

人工神经网络是一种模拟人脑结构及其功能的非线性动力系统,具有自组织、自适应、自学习和较强的鲁棒性与容错性等显著特点<sup>[7]</sup>。反向传播(Back Propagation, BP)神经网络是目前应用最广泛的神经网络模型之一,是基于误差反向传播算法的多层前向神经网络,它的学习规则是使用最速下降法,通过误差反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小<sup>[7]</sup>。

#### 1.1.2 正则化法

正则化方法可以通过控制网络权值的大小来有效地限制过拟合的现象,正则化算法最大变化是对误差函数的修改,通过在样本数据外设置一定的约束,以正则项的形式加入误差函数<sup>[9]</sup>。一般神经

网络的训练性能函数采用均方误差函数 *mse*, 即:

$$mse = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (1)$$

式中:  $t_i$  和  $a_i$  分别是  $N$  个训练样本中第  $i$  个训练时的目标值与输出值。在正则化方法中,网络性能函数 *msereg* 经改进变为如下形式:

$$msereg = \gamma \times mes + (1 - \gamma) \times msw \quad (2)$$

$$msw = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \omega_j^2 \quad (3)$$

式中:  $\gamma$  为比例系数; *msw* 为所有网络权值平方和的平均值。

通过采用新的性能指标函数,可以保证在网络训练误差尽可能小的情况下,网络具有较小的权值,这实际上相当于自动缩小了网络的规模,当网络规模远远小于训练样本集的大小,则发生过度训练的机会就很小,有利于提高网络的泛化能力,常规的正则化方法通常很难确定比例系数  $\gamma$  的大小,而贝叶斯正则化方法可以在网络训练过程中自适应地调整  $\gamma$  的大小,并使其最优<sup>[9]</sup>。

#### 1.1.3 贝叶斯方法

贝叶斯方法利用概率语言对事物进行描述,贝叶斯学派的最基本观点是:任何一个未知量  $\theta$  都可以看成一个随机变量,应该用一个概率分布去描述对  $\theta$  的未知状况,在获得任何数据前,用于描述一个变量  $\theta$  的未知情况的概率分布称为先验分布<sup>[10]</sup>。

贝叶斯公式可表示为:

$$\pi(\theta | x) = \frac{p(x | \theta)\pi(\theta)}{\int_{\Theta} p(x | \theta)\pi(\theta)d\theta} \quad (4)$$

后验分布  $\pi(\theta | x)$  是反映人们在抽样后对  $\theta$  的认识,是样本  $x$  出现后人们对  $\theta$  认识的一种调整<sup>[10]</sup>。

## 1.2 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm)是一类借鉴生物界自然选择(Nature Selection)和自然遗传机制的随机搜索算法(Random Searching Algorithms)<sup>[2]</sup>。它是由美国的J. Holland教授1975年首先提出,其

主要特点是直接对结构对象进行操作,不存在求导和函数连续性的限定;具有内在的并行性和更好的全局寻优能力;采用概率化的寻优方法,能自动获取和指导优化的搜索空间,自适应地调整搜索方向,不需要确定的规则<sup>[2]</sup>。遗传算法中主要步骤包括参数编码、种群初始化、适应度函数的设定、遗传操作设计和终止原则的判定等部分<sup>[2]</sup>。

## 2 锅炉燃烧系统建模与优化方法

通过调整运行参数可以提高锅炉燃烧的运行状态,从而达到燃烧优化的目的,而实现锅炉燃烧优化需要解决的主要问题有2方面:

- (1) 建立锅炉燃烧的模型;
- (2) 确定优化目标函数及优化策略。

### 2.1 锅炉燃烧系统模型的建立

首先建立贝叶斯神经网络的结构,根据需要优化的目标即提高燃烧效率和降低NO<sub>x</sub>排放量,确定神经网络的输出变量为热效率和NO<sub>x</sub>浓度,再看哪些因素会影响输出变量进而确定网络的输入变量,由此也就确定了神经网络的输入层输出层神经元的数目,还需要确定隐层神经元的数目,隐层神经元的个数一般需要通过多次仿真实验才能确定,设定隐层神经元个数的一个取值范围,通过编程可以找到隐层神经元的最佳取值。

其次对建好的贝叶斯神经网络进行训练和测试,将测试工况划分为训练集和测试集两部分。用训练集对建好的神经网络模型进行学习,训练完之后用测试集进行测试,检测该神经网络的泛化能力是否符合需求,泛化能力好的神经网络说明其预测更加准确,才能用于后续与遗传算法结合进行优化。

### 2.2 锅炉燃烧系统的多目标寻优

锅炉燃烧优化的主要目标是提高锅炉燃烧效率同时尽可能降低NO<sub>x</sub>的排放,然而这两个目标的实现往往相互矛盾,所以选取一个合适的优化目标函数显得尤为重要。本文取目标函数为:

$$f(x_{NOx}, y_{\eta}) = a \times \frac{x_{NOx} - \min(NOx)}{\max(NOx) - \min(NOx)} - (1-a) \times \frac{y_{\eta} - \min(\eta)}{\max(\eta) - \min(\eta)} \quad (5)$$

其中: $a$ 属于0~1的实数,为权重系数; $x_{NOx}, y_{\eta}$ 分别表示NO<sub>x</sub>和锅炉热效率变量。 $\max(NOx)$ ,  $\min(NOx)$ 为实测NO<sub>x</sub>排放浓度的最大值和最小值, $\max(\eta)$ ,  $\min(\eta)$ 为实测锅炉热效率的最大值和最小值。

根据实际情况,确定可调运行参数和不可调运行参数,把可调运行参数作为遗传算法的优化变量进行调节,不可调锅炉运行参数作为限制约束条件保持不变。根据测量数据的最大值和最小值来确定可调参数的变化区间。以贝叶斯神经网络建立的燃煤锅炉燃烧系统模型为基础,在锅炉不可调参数保持不变的情况下,采用遗传算法对锅炉可调参数进行优化调整。

## 3 锅炉燃烧系统多目标优化算例仿真

### 3.1 锅炉燃烧系统建模的仿真

#### 3.1.1 数据介绍

采用文献[11]中所提供的20组实验工况数据。与文献[12]所分析的数据一致,这样就有可比性。

#### 3.1.2 实验设计

将20组测试工况划分为两部分:训练集(17个工况:工况1-2、工况4-11、工况13-16和工况18-20)和测试集(3个工况:工况3、工况12和工况17)。以负荷、氧量、给煤机转速等26运行参数作为模型的输入量,锅炉热效率和NO<sub>x</sub>排放量作为模型的输出量。于是建立贝叶斯神经网络模型时选用26个输入节点,2个输出节点,隐层神经元传递函数采用tansig,输出层神经元传递函数采用purelin,通过调用Matlab7.11神经网络工具箱中的trainbr函数来实现贝叶斯正则化训练,通过大量仿真模拟发现当隐层神经元数取17个时误差最小,于是确定该贝叶斯神经网络的结构为26-17-2。

### 3.1.3 算法对比

贝叶斯神经网络算法通过控制网络权值的大小来有效地限制过拟合, 从而提高神经网络的泛化能力。文献[12]应用最小二乘快速学习网(Least Square Fast Learning Network, LSFLN)方法, LSFLN是快速学习网(Fast Learning Network, FLN)改进的学习算法, FLN是一种双并联型前馈神经网络, 其不仅接收来自隐层神经元的信息, 而且还可以直接从输入层接收相关信息。

### 3.1.4 结论对比

贝叶斯神经网络模型训练完成之后, 把测试集

放入训练好的贝叶斯神经网络进行预测, 表1和表2给出了对测试集进行预测的结果, 可以看出在锅炉热效率方面, 贝叶斯神经网络预测3个工况的相对误差绝对值都比文献[12]应用LSFLN方法的低; NO<sub>x</sub>浓度方面, 贝叶斯神经网络预测相对误差绝对值最大为2.10%, 而LSFLN预测相对误差绝对值最大为6.84%, 从而可以看出应用贝叶斯神经网络建立的模型具有更好的泛化能力, 可以作为燃烧热效率和NO<sub>x</sub>排放量预测的模型, 从而为锅炉燃烧优化的实现奠定了基础。

表 1 测试样本锅炉热效率的预测值

| 工况 | 原始数据  | LSFLN |        | 贝叶斯神经网络 |        |
|----|-------|-------|--------|---------|--------|
|    |       | 预测值   | 相对误差/% | 预测值     | 相对误差/% |
| 3  | 89.46 | 90.30 | 0.94   | 89.95   | 0.54   |
| 12 | 91.57 | 92.22 | 0.71   | 91.78   | 0.22   |
| 17 | 90.36 | 90.54 | 0.20   | 90.53   | 0.19   |

表 2 测试样本 NO<sub>x</sub> 排放量的预测值

| 工况 | 原始数据   | LSFLN  |        | 贝叶斯神经网络 |        |
|----|--------|--------|--------|---------|--------|
|    |        | 预测值    | 相对误差/% | 预测值     | 相对误差/% |
| 3  | 753.50 | 756.54 | 0.40   | 760.34  | 0.86   |
| 12 | 754.35 | 805.94 | 6.84   | 769.11  | 1.95   |
| 17 | 577.00 | 577.97 | 0.17   | 564.91  | 2.10   |

## 3.2 锅炉燃烧系统的多目标优化仿真

### 3.2.1 数据介绍

采用文献[11]中所提供的20组实验工况数据。

### 3.2.2 实验设计

根据电站锅炉燃烧实际运行情况来确定可调参数和不可调参数, 其中可调参数包括: 氧量、给煤机转速(A、B、C、D)、一次风速(A、B、C、D)、二次风速(AA、AB、BC、CD、DE)、燃尽风挡板开度(OFA上、下和 SOFA)共17个运行参数, 其余的锅炉运行参数如负荷、煤质特性、排烟温度是不可调参数。

整个算法通过Matlab7.11的遗传算法与直接搜索工具箱进行仿真实现, 计算过程中设置的参数

为: 种群规模50, 交换概率0.8, 突变概率0.15, 实数编码, 适应度函数就取目标函数。

### 3.2.3 算法对比

采用遗传算法对锅炉可调参数进行寻优。文献[12]采用的算法是预测选择人工蜂群算法 II (PS-ABC II), 该算法是对人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)的一种改进, 人工蜂群算法是受蜂群觅食行为为启发而提出的一种的智能优化算法。

### 3.2.4 结论对比

为了实现即提高锅炉热效率又降低NO<sub>x</sub>排放浓度的目标, 需要确定权重的 $a$ 取值, 下面在 $a$ 取不同值下对20组工况进行优化, 优化结果如图1和图2。考虑到国家规定的NO<sub>x</sub>浓度排放标准

650mg/Nm<sup>3</sup>(图2中横线表示),从图中可以很直观地看出,  $a$ 取0.68时是最为理想的,此时20个工况优化后锅炉的热效率都得到提升,都大于原始实测效率的最大值91.8(图1中横线表示);在NO<sub>x</sub>浓度方面,NO<sub>x</sub>排放浓度都有了很大程度的降低,且20个工况中有19个降低到国家规定的排放标准以下,仅第5个工况还没有降低到排放标准,由原来的906.05降低到702.60,该工况的NO<sub>x</sub>浓度是20个工况中最大的。

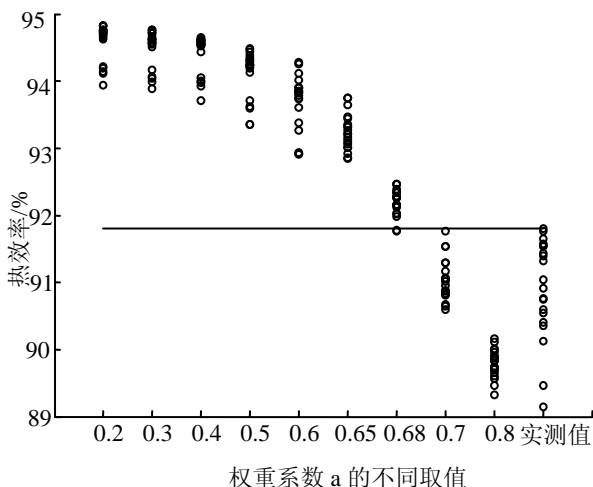


图 1 不同权重下优化后得到的热效率

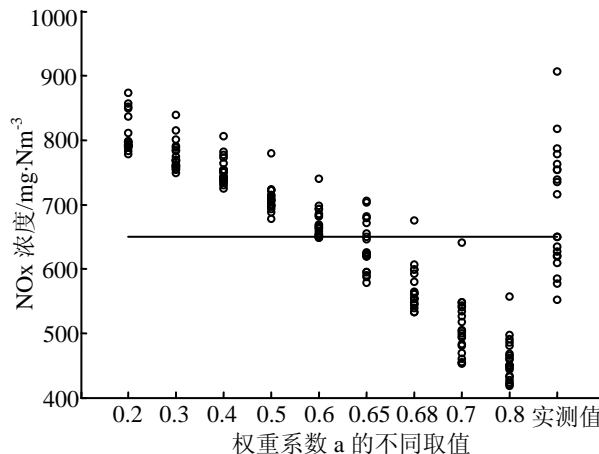


图 2 不同权重下优化后得到的 NO<sub>x</sub> 浓度

文献[12]得到的结论是当  $a$ 取0.6~0.7的值时能使多目标优化效果较为理想,当  $a$ 取0.6时,热效率较优化前均有所提高,但有5个工况的NO<sub>x</sub>排放浓度超出国家规定的排放标准,当  $a$ 取0.7时,优化后的锅炉热效率中有8个工况比实测值有所下降,还有1个工况NO<sub>x</sub>排放浓度高出国家规定的排放标准。

以第6个工况优化为例,当目标函数的权重  $a$ 取0.68时,对上述17个可调运行参数进行优化,优化结果如表3,NO<sub>x</sub>排放浓度由原来的787.4mg·Nm<sup>-3</sup>下降到603.49 mg·Nm<sup>-3</sup>,下降幅度达23.36%,并且效率也提升了0.87%。从而达到了即提高效率又降低污染物排放的目的,实现了多目标同时优化。

表 3 第 6 个工况优化前后参数对比

|     | 给煤机转速/r·min <sup>-1</sup> |            |         |        | 二次风风速/m·s <sup>-1</sup> |       |       |       |       |                    |
|-----|---------------------------|------------|---------|--------|-------------------------|-------|-------|-------|-------|--------------------|
|     | A                         | B          | C       | D      | AA                      | AB    | BC    | CD    | DE    |                    |
| 实际值 | 341                       | 359        | 343     | 401    | 42                      | 43.5  | 41.3  | 41.2  | 35.4  |                    |
| 优化值 | 481.14                    | 472.53     | 332.44  | 373.81 | 48.76                   | 36.20 | 48.95 | 30.17 | 48.32 |                    |
|     | OFA up/%                  | OFA down/% | SOFA /% | 氧量 /%  | 一次风速                    |       |       |       | 效率    | NO <sub>x</sub> 浓度 |
| 实际值 | 0                         | 0          | 0       | 4.5    | A                       | B     | C     | D     | 91.65 | 787.4              |
| 优化值 | 14.20                     | 3.55       | 9.99    | 5.81   | 25.52                   | 25.12 | 31.77 | 31.97 | 92.45 | 603.49             |

### 4 结论

针对电厂锅炉燃烧多目标优化问题,锅炉燃烧效率和NO<sub>x</sub>排放特性模型的建立以及多目标优化是本文研究的两个重要内容。首先,应用贝叶斯神

经网络建立了多输入和多输出之间的函数映射关系模型,经过验证表明所建立的贝叶斯神经网络模型具有很好的泛化能力,优于最小二乘快速学习网(LSFLN)。然后,在建立的贝叶斯神经网络模型基础上,利用遗传算法进行多目标优化,通过仿真计



算得到当权重系数  $a$  取 0.68 时能使 NO<sub>x</sub> 浓度降低到国家排放标准的同时最大限度地提高热效率。由此可知, 基于贝叶斯神经网络和遗传算法结合的方法在锅炉燃烧多目标优化上的应用是可行的, 对电厂的节能环保具有一定的理论依据和实用价值。

### 参考文献:

- [1] 龙文, 梁昔明, 龙祖强, 等. 基于蚁群算法和LSSVM的锅炉燃烧优化预测控制[J]. 电力自动化设备, 2011, 31(11): 89-93.
- [2] 杨巧云. 基于遗传算法的锅炉高效低NO<sub>x</sub> 燃烧优化[J]. 节能技术, 2013, 21(179): 265-268.
- [3] 鲍春来, 张竞飞. 基于RBF神经网络模型的电站锅炉燃烧优化[J]. 发电设备, 2013, 27(2): 98-100.
- [4] 周霞. 锅炉燃烧优化多目标预测控制方法研究[J]. 计算机仿真, 2013,30(11):89-94.
- [5] 余廷芳, 王林, 彭春华. 改进NSGA-II算法在锅炉燃烧多目标优化中的应用[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(1): 179-182.
- [6] 卢洪波, 王金龙. 300 MW燃煤电站锅炉飞灰含碳量和NO<sub>x</sub>排放浓度多目标优化[J]. 黑龙江电力, 2013, 35(3): 192-195.
- [7] 王志心, 包德梅, 曹黎明, 等. 锅炉燃烧系统神经网络建模及多目标优化研究[J]. 发电设备, 2012, 26(2): 97-99.
- [8] 高正阳, 郭振, 胡佳琪, 等. 基于支持向量机与数值法的W火焰锅炉多目标燃烧优化及火焰重建[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(5):13-19.
- [9] 冯国章, 李佩成. 人工神经网络结构对径流预报精度的影响分析[J]. 自然资源学报, 1998, 12(3): 16-17.
- [10] 菲诗松, 汤英才. 贝叶斯统计[M]. 2版. 北京:中国统计出版社, 2012: 5-6.
- [11] 许昌. 锅炉典型非线性过程的神经网络建模和控制研究[D]. 南京: 东南大学, 2005: 50-53.
- [12] 李国强. 新型人工智能技术研究及其在锅炉燃烧优化中的应用[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2013: 100-108.

(上接第 1789 页)

- [8] Li Ning, XuDe, Fu Xiaoying, *et al.* Action Recognition Combined with Human Action Property[J]. Journal of Beijing Jiaotong University(S1673-2-0291), 2009, 33(2): 6-10.
- [9] Andrew Ng. Sparse autoencoder. CS294A Lecture notes, 2011: 72
- [10] Bengio Y, Lamblin P. Greedy layer-wise training of deep networks[C] //Nips. 2007.
- [11] Y Lecun, L Bottou, Y Bengio, *et al.* Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE(S0018-2919), 1998, 86(11): 2278-2324.
- [12] J, Xiang L, Hang R, *et al.* Stacked Sparse Autoencoder (SSAE) based framework for nuclei patch classification on breast cancer histopathology[C] //China. Biomedical Imaging (ISBI), 2014 IEEE 11th International Symposium on. IEEE, 2014:999-1002.
- [13] Xu Suping. Research on Human Detection based on Feature Learning in Depth Image[D]. China: Xiamen University, 2014.
- [14] Rabiner L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition[J]. Proceedings of the IEEE(S0018-2919), 1989, 77(2): 257-286.
- [15] YC Lin, MC Hu, WH Cheng, *et al.* Human Action Recognition and Retrieval Using Sole Depth Information[DB/OL]. (2012-12-02), [2015-06-15], [http://mclab.citi.sinica.edu.tw/dataset/dha/dha.html#classification\\_database](http://mclab.citi.sinica.edu.tw/dataset/dha/dha.html#classification_database). Proc. 20th ACM Int'l Conf.Multimedia (MM'12), 2012, Nara, Japan.