

# 基于数据驱动的水泥熟料烧成系统能耗优化

丁孝华, 黄堃, 杨文

(国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 211106)

**摘要:**水泥制造业一直是我国的高能耗行业之一,对能源的依赖度高,能源消费在生产成本的占比达 40%~60%。根据《建材工业“十三五”发展指导意见》,水泥企业的节能取得很大进展,但对比世界先进水平,吨水泥综合能耗仍存在差距。水泥烧成系统是水泥生产过程中的主要能耗部分,水泥烧成系统内部进行着复杂的理化反应,涉及众多环节与设备,采集的数据具有非线性、强耦合性、变量众多和大滞后等特点。随着人工智能的发展和工业数据采集的普及,分散控制系统(distributed control system, DCS)在各行各业都获得了广泛应用,人工智能分析优化方法成为工业数据分析优化的主流。为了提升水泥生产企业的生产效率,在分析水泥熟料烧成系统电力过程的历史运行变量和生产能效数据的基础上,采用一种基于数据驱动的水泥熟料烧成系统能耗优化与参数推荐混合算法。针对参数筛选问题,采用平均影响值算法进行能耗敏感度分析,对影响能耗的参数进行筛选。在建模阶段,采用改良 BP 神经网络对能耗进行建模,得到系统能耗模型后,通过遗传算法对其优化,使该能耗模型以吨熟料最低电耗的优化目标对可控运行参数进行寻优,能够获得运行参数的优化值。算法在白山水泥厂水泥熟料烧成系统中进行了实际部署,运行结果表明,该算法有效支撑了水泥熟料烧成系统的能耗管理,优化前水泥能耗始终在 15 000 kWh 左右,通过仿真优化后,最优能耗为 13 661 kWh,约减少 7%,同时可获得特征变量推荐值。

**关键词:**水泥生产;数据驱动;能耗优化;集成学习;参数推荐

中图分类号:TQ53;TK114

文献标志码:A

文章编号:1006-6772(2020)05-0084-06

## Energy consumption optimization of cement clinker burning system based on data-driven

DING Xiaohua, HUANG Kun, YANG Wen

(NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China)

**Abstract:** The cement manufacturing industry has always been one of the high energy consumption industries in China, which is highly dependent on energy. Energy consumption accounts for 40%–60% of production costs. In recent years, according to the "Thirteenth Five-Year Development Guidelines for the Building Materials Industry", cement companies have made great progress in energy conservation. However, compared with the world's advanced level, there is still a gap in the comprehensive energy consumption per ton of cement. The cement firing system is the main energy consumption part in the cement production process. The cement firing system carries out complex physical and chemical reactions, involving many links and equipment, and the collected data has the characteristics of nonlinearity, strong coupling, numerous variables and large lag. In recent years, with the development of artificial intelligence and the popularization of industrial data collection, distributed control system(DCS) has been widely used in various industries, and artificial intelligence analysis and optimization methods have become the mainstream of industrial data analysis and optimization. In order to improve the production efficiency of cement production enterprises, and based on the analysis of the historical operating variables and production energy efficiency data of the electric process of the cement clinker burning system, a data-driven energy hybrid algorithm for consumption optimization and pa-

收稿日期:2020-08-06;责任编辑:张晓宁 DOI:10.13226/j.issn.1006-6772.IF20080611

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2016YFB0601501)

作者简介:丁孝华(1974—),男,江苏海安人,研究员级高级工程师,从事配电网及新能源研究工作。E-mail:dingxiaohua@sgepri.sgcc.com.cn

引用格式:丁孝华,黄堃,杨文.基于数据驱动的水泥熟料烧成系统能耗优化[J].洁净煤技术,2020,26(5):84-89.

DING Xiaohua, HUANG Kun, YANG Wen. Energy consumption optimization of cement clinker burning system based on data-driven[J]. Clean Coal Technology, 2020, 26(5): 84-89.



移动阅读

parameters recommendation of the cement clinker burning system are used. First, for the parameter selection problem, the average influence value algorithm is used to analyze the energy consumption sensitivity, and the parameters that affect energy consumption are filtered. In the modeling phase, the improved BP neural network is used to model the energy consumption. After obtaining the system energy consumption model, the genetic algorithm is used to optimize it, so that the energy consumption model can be controlled to run with the optimization goal of the lowest power consumption per ton of clinker and can obtain the optimized values of the operating parameters. The algorithm has actually been deployed in the cement clinker firing system of Baishan Cement Plant. The operation results show that the algorithm effectively supports the energy consumption management of the cement clinker firing system. Before optimization, the cement energy consumption is always around 15 000 kWh. Through simulation optimization, the optimal energy consumption is 13 661 kWh, which reduces energy consumption by about 7%. At the same time, the recommended values of characteristic variables can be obtained.

**Key words:** cement production; data-driven; optimization of energy consumption; integrated learning; parameter recommendation

## 0 引言

目前,我国水泥总产量已接近峰值,位居全球首位,但在能源消耗方面还具有较大潜力<sup>[1]</sup>,存量调整、结构优化、产能利用率提高等趋势明显。随着分散控制系统(distributed control system, DCS)在水泥企业的广泛应用<sup>[2]</sup>,实现了对水泥生产过程的实时控制及数据采集、处理和存储。因此通过研究建立水泥烧成系统的能耗模型,并对其关键参数进行优化,对减少电能消耗,提高水泥生产过程的节能和效率具有重要意义。

水泥熟料烧成系统涉及众多环节与设备,是一个多工序相互耦合的系统,具有结构复杂、非线性、强耦合性、变量众多等特点,国内外研究人员对其能耗模型的建立和优化进行了大量研究。文献[3]通过物理原理得到熟料冷却剂参数和能耗之间的模型,但若扩大到整个烧成系统,其复杂性和耦合性会使物理建模可行性不高。文献[4]采用改进的多元非线性数学模型建立了水泥电耗预测模型,但面对变量更多的情况时,计算量大且过程繁琐,不够灵活。文献[5]运用了e-p分析法建立能耗模型,但仅能了解水泥生产过程能耗的分布,确定影响水泥综合能耗的关键工序,并不能为参数优化提供帮助。文献[6]采用多元自适应样条(Mars)建模,但其对比神经网络方法来说,模型不够精准。

综上,现有的建模方法可分为基于机理和基于数据2类,前者具有很强的模型解释能力,但在模型假设条件过多时建模过程复杂;基于数据的方法中,线性回归和自适应等传统建模方法在面对复杂系统建模时没有人工神经网络的方法精准度高,但神经网络方法存在黑盒特性,无法利用神经网络得到一个目标函数表达式,从而造成优化难题。由于遗传算法是采用自然选择和遗传规律的并行全局搜索算法,直接以目标函数值作为搜索信息来度量个体的优良程度,因此不需要一个具体表达式。遗传算法

和神经网络的结合算法,克服了神经网络无法得到目标函数表达式的缺点,有效解决了复杂系统的能耗优化问题。此算法目前已应用于很多领域的优化,如激光涂层优化<sup>[7]</sup>、火电厂能耗优化<sup>[8]</sup>、球面精密磨削优化<sup>[9]</sup>等,但在水泥烧成系统能耗参数优化方面的应用很少。

本文针对水泥炉窑熟料烧成系统,通过改进BP神经网络和遗传算法的结合,并利用平均值法对关键参数进行敏感度分析,根据DCS获取的能耗数据进行建模优化,探讨了水泥熟料烧成系统能耗建模与优化的新途径。

## 1 水泥生产的工艺流程与参数选取

中国目前水泥生产过程需要向能耗低、产量高、污染少发展<sup>[10]</sup>,而水泥烧成系统内部工序复杂,可分为三大工序:生料的制备、熟料的烧成和水泥的制备,即“两磨一烧”。具体流程<sup>[11]</sup>为:石灰石经破碎机破碎,按比例和砂岩、粉煤灰、钢渣等原料调配后,送至生料磨粉磨、烘干。在生料均化处均化后,进入窑尾预热器充分预热后,在分解炉中吸收煤粉燃烧释放出的热量而分解,进入回转炉。经回转窑高温煅烧以后形成熟料,从回转窑出来的燃烧化合物称为水泥熟料。此时的熟料温度很高,需要进入篦冷机系统进行冷却输送,通过篦冷机输送设备进入熟料库,熟料或直接出售,或经过水泥制备后,出厂销售,具体流程如图1所示。

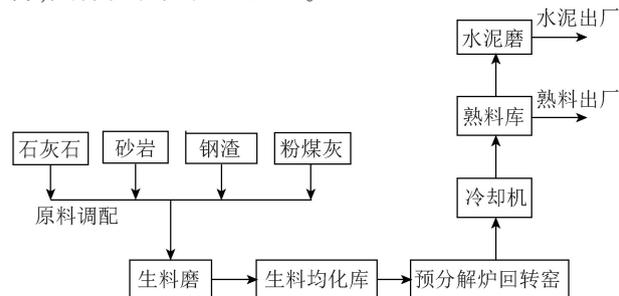


图1 水泥烧成系统流程

Fig.1 Flow chart of cement firing system

由图1可知,烧成系统可能依赖参数<sup>[12]</sup>包括:喂煤量、CO体积百分数、生料流量、冷却剂鼓风管道压力、入冷却机空气温度、熟料流量、预热器出口压力、预热器废水温度、冷却机出口熟料量、冷却机出口熟料温度、冷却剂烟筒压力、冷却剂烟筒废气温度、分解炉中段表面温度、回转炉中段表面温度和环境温度。

## 2 水泥生产过程的神经网络建模

水泥烧成系统和能耗的关系复杂,各参数相互影响且与能耗呈非线性关系,很难运用简单的模型描述。因此,本文利用BP神经网络进行能耗建模,然后通过遗传算法对BP神经网络的初始权值和阈值进行优化<sup>[13]</sup>,得到改良后的BP神经网络。

通过水泥企业DCS系统的数据库获得吨熟料能耗和能耗关键参数数据,对不同能耗参数分别进行归一化的处理,即

$$y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (1)$$

式中, $y_i$ 为归一化后的数据值; $x_i$ 为原始数据值; $x_{\min}$ 为数据序列的最小值; $x_{\max}$ 为数据序列的最大值。

通过遗传算法对BP神经网络的初始值和阈值寻优<sup>[14]</sup>,将获得的能耗和影响能耗的参数通过改良BP神经网络建立能耗模型,流程如图2所示。具体过程包括:

Step1:根据处理的能耗关键参数作为输入训练BP神经网络,确定神经网络拓扑。

Step2:根据Step1的神经网络拓扑确定遗传算法个体长度,进行种群初始化。

Step3:确定适应度函数<sup>[15]</sup>,首先通过个体*i*获取此时神经网络的初始权值和阈值,经过网络训练后,得到网络输出的预测值。预测值与实际值的差值之和,乘以系数*K*即为适应值*H*,即

$$H = K \left[ \sum_{i=1}^n \text{abs}(y_i - o_i) \right], \quad (2)$$

式中, $n$ 为网络输出节点数; $o_i$ 为第*i*个节点的预测输出; $y_i$ 为BP神经网络第*i*个节点的期望输出;

Step4:选择轮盘赌法作为遗传算法的选择策略,个体*i*的选择概率*p<sub>i</sub>*为

$$f_i = a/F_i, \quad (3)$$

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j}, \quad (4)$$

式中, $F_i$ 为个体*i*的适应度值, $f_i$ 为对适应度值进行求倒数; $N$ 为种群个体数目; $a$ 为系数。

Step5:采用实数交叉法进行交叉操作,第*k*个染色体 $\alpha_k$ 和第1个染色体 $\alpha_l$ 在*j*位的交叉操作,具体方法为

$$\alpha_{kj} = \alpha_{ki}(1-b) + \alpha_{lj}b, \quad (5)$$

$$\alpha_{lj} = \alpha_{lj}(1-b) + \alpha_{kj}b, \quad (6)$$

式中, $b$ 为 $[0,1]$ 的随机数。

Step6:选取第*i*个个体的第*j*个基因 $\alpha_{ij}$ ,并对其进行相应的变异操作,具体的变异操作方式为

$$\alpha_{ij} = \begin{cases} \alpha_{ij} + (\alpha_{ij} - \alpha_{\max})f(g), & r < 0.5 \\ \alpha_{ij} + (\alpha_{\min} - \alpha_{ij})f(g), & r \geq 0.5 \end{cases}, \quad (7)$$

式中, $\alpha_{\max}$ 和 $\alpha_{\min}$ 分别为基因 $\alpha_{ij}$ 的上界和下界; $r$ 为 $[0,1]$ 间的随机数; $f(g) = r_2(1 - g/G_{\max})$ , $r_2$ 为一个随机数, $g$ 为当前迭代次数, $G_{\max}$ 为最大进化次数。

Step7:通过以上流程得到的最优个体作为改良BP网络初始权值和阈值赋值,得到改良的BP神经网络后,用其重新建立能耗模型。

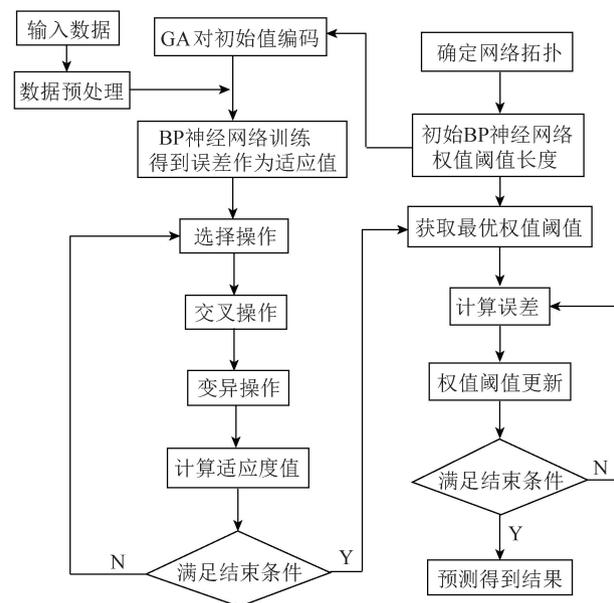


图2 改良BP神经网络算法流程

Fig.2 Improved BP neural network algorithm flow chart

## 3 关键参数的敏感度分析和基于遗传算法的工业参数优化

改良BP神经网络进行能耗建模后,对关键的能耗参数进行敏感度分析,筛选出对能耗影响较大的参数,本文选用平均影响值法<sup>[16]</sup>选择参数。其具体实现步骤为:设神经网络的训练数据有*n*个变量,总计*m*组数据,即样本集 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ ,输出为一个变量 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]$ 。

Step1:在初始训练数据训练好神经网络后,将训练数据集*P*中的参数数据列 $P_j(j = 1, 2, 3, \dots, n)$

的每个数值分别增加和减少 10%,形成了 2 个新的数据列  $P_j^1$  和  $P_j^2$ ;

Step2:将  $P_j^1$  和  $P_j^2$  组成数据集通过 Step1 的训练模型进行预测,得到 2 组预测结果  $A_j^1$  和  $A_j^2$ ,差值表示该参数对能耗的影响值  $IV_j$ ;

Step3:对  $m$  个输出差值  $IV_j$  求和并取平均,得到第  $j$  个输入变量的平均影响值  $MIV_j$ ,其绝对值大小表示该参数的能耗敏感度。

Step4:对  $MIV_j$  的绝对值降序排列,前  $k$  个  $MIV$  绝对值的累计贡献率满足

$$\eta_k = \frac{\sum_{i=1}^k |MIV_i|}{\sum_{j=1}^n |MIV_j|} > \eta_0 \quad (8)$$

根据实际数据分析,本文选取  $\eta_0 = 70%$ ,既可保证数据的敏感度,也留下足够组的特征值。通过平均值法,最终筛选满足敏感度的  $k$  个能耗代表全部输入变量重新构建神经网络建模,然后利用遗传算法以能耗为目标,对能耗关键参数进行寻优。

遗传算法优化<sup>[16-17]</sup>过程如下:

1)将改良 BP 网络的输入关键参数通过实数编码的编码方式进行编码操作,得到一个实数编码,作为种群的个体。

2)由于遗传算法不需要具体表达式,直接将神经网络预测值作为适应值。

3)选择选择轮盘赌法作为选择操作。

4)采用实数交叉法进行交叉操作。

5)进行相应的变异操作。

6)最终通过以上流程寻找模型的全局最优值,并将对应的输入值作为优化解,即算法推荐的水泥生产特征变量推荐值。

遗传算法可直接以目标函数值作为一个搜索信息<sup>[18]</sup>,仅使用适应度函数值来度量个体的优良程度,不涉及目标函数值求导求微分过程。实际上很多目标函数很难求导,甚至不存在导数,使遗传算法可结合具有黑盒特性的神经网络进行优化。因此将人工神经网络和遗传算法<sup>[18]</sup>相结合,可实现复杂的水泥烧成系统的能耗参数优化问题,优化能耗的同时可以得到其对应的关键参数,流程如图 3 所示。

## 4 算法验证

本文取白山水泥熟料烧成系统实测的样本数据进行能耗优化和参数推荐,为了验证本文提出的混合算法效果,根据白山水泥熟料烧成系统,结合以往文献对影响能耗参数的分析,选取 16 组参数数据进

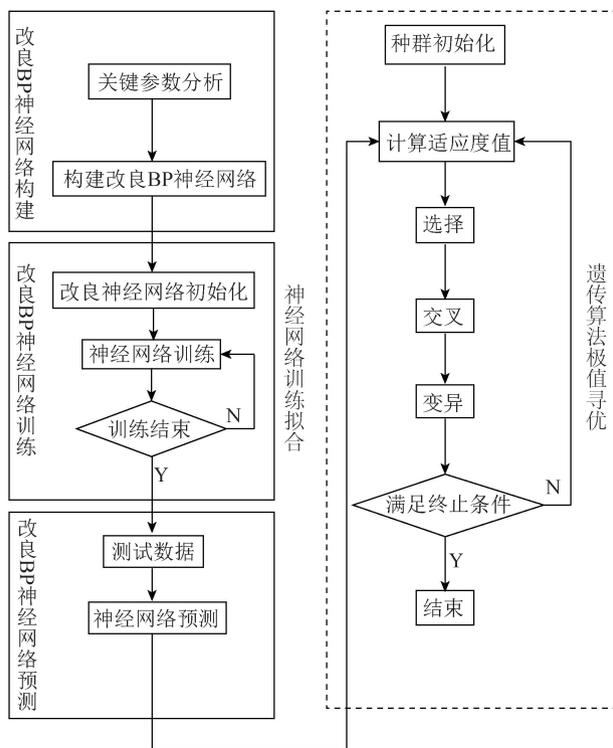


图 3 改良 BP 神经网络-遗传算法流程

行建模,分别为:生料喂煤量、冷却剂鼓风管压力、入冷却机空气温度、熟料流量、预热器出口压力、分解炉喂煤量、窑头喂煤量、高温风机转速、EP 风机转速、预热器出口压力、分解炉中段表面温度、冷却机出口熟料温度、冷却剂烟筒压力、分解炉中段表面温度、回转炉中段表面温度和环境温度。通过敏感度分析,筛选 8 组关键参数重新对改良的 BP 神经网络进行训练,分别为生料喂料量、分解炉喂煤量、窑头喂煤量、高温风机转速、EP 风机转速、预热器出口压力、分解炉中段表面温度和环境温度。下载 75 组 DCS 能耗数据后,其中 60 组数据用作训练改良 BP 神经网络的训练数据,其余数据作为测试集,用于测试 BP 神经网络和遗传算法结合算法的优化效果。改良 BP 神经网络的预测值与测试值对比和误差百分比分别如图 4、5 所示。

从图 4、5 可以看出,改良 BP 神经网络的能耗模型预测结果较为准确,模型精度较好,误差均可控制在  $\pm 0.1%$  以内。

通过训练得到改良 BP 神经网络拓扑,再利用遗传算法寻找能耗的最小值。将遗传算法的交叉概率设置为 0.4,变异概率为 0.3,迭代次数为 100 次,种群规模为 20。

遗传算法得到的生料喂料量、分解炉喂煤量、窑头喂煤量、高温风机转速、EP 风机转速、预热器出口压力、分解炉中段表面温度和环境温度的最优值分

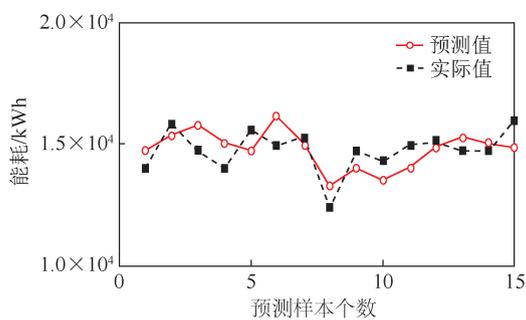


图4 改良BP神经网络预测输出

Fig.4 Improved BP neural network prediction output

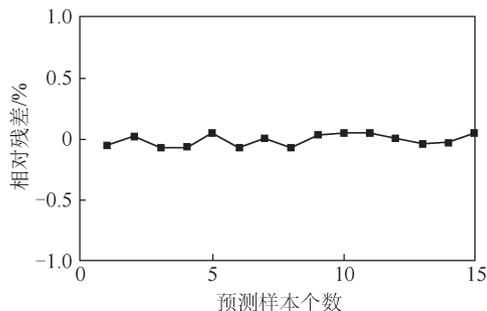


图5 改良BP神经网络预测误差百分比

Fig.5 Prediction error percentage of the improved BP neural network

别为 223.319 2 t、7.567 2 t、9.992 5 t、1 242.2 r/min、1 230.2 r/min、6.022 0 kPa、860.732 3 ℃、19.206 3 ℃，最优能耗为 13 661 kWh，对比一直处于 15 000 kWh 左右的实际能耗，优化效果达 7% 左右，同时得到的关键参数可对操作人员提供指导，说明该方法有效。

## 5 结 论

1) 改良 BP 神经网络模型预测值与测验值误差较小，相对误差不超过 0.1%，可有效预测水泥烧成系统的能耗，且在改良 BP 神经网络模型建立能耗与参数的关系，利用遗传算法对能耗的关键参数进行优化。

2) 优化前水泥能耗处于 15 000 kWh 左右，通过仿真优化，得到的最优能耗为 13 661 kWh，优化能耗减少 7%。

3) 优化后的能耗对应的关键参数为 [ 223.319 2, 7.5672, 9.992 5, 42.291 4, 30.233 3, 6.022 0, 860.732 3, 19.206 3 ]，表明该算法可获得特征变量推荐值，优化水泥生产能耗。

## 参考文献 (References) :

[1] 李承洋, 龚先政, 周丽玮, 等. 中国水泥工业节能和减排潜力分析[J]. 节能与环保, 2019(1): 21-25.  
LI Chengyang, GONG Xianzheng, ZHOU Liwei, et al. Energy conservation and emission reduction potential analysis of China's ce-

ment industry [J]. Energy Conservation and Environmental Protection, 2019(1): 21-25.

- [2] 刘成基. DCS 系统在新型干法水泥生产线中的应用[J]. 自动化与仪器仪表, 2009(1): 67-70.  
LIU Chengji. Application of DCS system in new dry cement production Line [J]. Automation & Instrumentation, 2009(1): 67-70.
- [3] WEN Yan, ZHANG Wenming. Study on the evaluating Models of energy consumption in clinker cooler conveying[C]//2009 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Zhangjiajie: [s.n.], 2009.
- [4] 赵辉, 张宁, 蔡万通, 等. 基于改进多元非线性算法的水泥电耗预测模型[J]. 制造业自动化, 2015, 37(1): 74-77.  
ZHAO Hui, ZHANG Ning, CAI Wantong, et al. Cement power consumption prediction model based on improved multivariate nonlinear algorithm [J]. Manufacturing Automation, 2015, 37(1): 74-77.
- [5] LIU Na, JING Shaohong, WANG Xiaohong. Research and application of e-p analysis for energy consumption in cement production[C]//Proceeding of the IEEE International Conference on Automation and Logistics. Zhengzhou: [s.n.], 2012.
- [6] 王盛慧, 赵二卫. 基于多元自适应回归样条的水泥能耗评估[J]. 化工自动化及仪表, 2017, 44(12): 1130-1134.  
WANG Shenghui, ZHAO Erwei. Evaluation of cement energy consumption based on multiple adaptive regression splines [J]. Chemical Engineering Automation and Instrumentation, 2017, 44(12): 1130-1134.
- [7] 王东升, 杨友文, 田宗军, 等. 基于神经网络和遗传算法的激光多层熔覆厚纳米陶瓷涂层工艺优化[J]. 中国激光, 2013, 40(9): 1-8.  
WANG Dongsheng, YANG Youwen, TIAN Zongjun, et al. Optimization of laser multilayer cladding thickness nanometer ceramic Coating process based on neural network and genetic algorithm [J]. China Laser, 2013, 40(9): 1-8.
- [8] 周昊, 朱洪波, 岑可法. 基于人工神经网络和遗传算法的火电厂锅炉实时燃耗优化系统[J]. 动力工程, 2003, 23(5): 2665-2669.  
ZHOU Hao, ZHU Hongbo, CEN Kefa. A real-time boiler burnup optimization system for thermal power plant based on artificial neural network and genetic algorithm [J]. Power Engineering, 2003, 23(5): 2665-2669.
- [9] 刘春青, 王文汉. 基于人工神经网络-遗传算法的展成法球面精密磨削参数优化[J]. 工程设计学报, 2019, 26(4): 395-402.  
LIU Chunqing, WANG Wenhan. Optimization of precision grinding parameters of spherical surface by generation method based on artificial neural network-genetic algorithm [J]. Journal of Engineering Design, 2019, 26(4): 395-402.
- [10] 费文豪. 我国水泥生产工艺与设备的发展分析[J]. 工业技术, 2011(29): 139.  
FEI Wenhao. Development analysis of cement production technology and equipment in China [J]. Industrial Technology, 2011(29): 139.
- [11] 张冬梅. 新型干法水泥生产工艺和新设备介绍[J]. 硅谷, 2008

- (22):1-12.  
ZHANG Dongmei. Introduction of new dry-process cement production technology and new equipment [J]. Silicon Valley, 2008 (22):11-12.
- [12] 王昭旭,郝晓辰,郭瞳瞳,等.基于深度置信网络的水泥生产能耗时间序列预测模型[C]//第37届中国控制会议.武汉:[s.n.],2018.  
WANG Zhaoxu, HAO Xiaochen, GUO Zhongtong, et al. A time series prediction model of cement production energy consumption based on deep confidence network [C]//Proceedings of the 37th Chinese Control Conference. Wuhan:[s.n.],2018.
- [13] 李敏强,徐博艺,寇纪淞.遗传算法与神经网络的结合[J].系统工程理论与实践,1999(2):65-69.  
LI Minqiang, XU Boyi, KOU Jisong. Combination of genetic algorithm and neural networks [J]. Systems Engineering Theory and Practice, 1999(2):65-69.
- [14] 翟宜峰,李鸿雁,刘寒冰,等.用遗传算法优化神经网络初始权值的方法[J].吉林大学学报,2003,33(2):45-50.  
ZHAI Yifeng, LI Hongyan, LIU Hanbing, et al. A method for optimizing the initial weights of neural networks with genetic algorithm [J]. Journal of Jilin University, 2003, 33(2):45-50.
- [15] 李扬.基于BP神经网络的钢材力学性能预测算法[J].数字技术与应用,2013,13(2):45-67.  
LI Yang. Prediction algorithm for steel mechanical properties based on BP neural network [J]. Digital Technology and Application, 2013, 13(2):45-67.
- [16] 高倩.基于大数据的能耗特性分析方法研究[D].保定:华北电力大学,2017.  
GAO Qian. Analysis of energy consumption characteristics based on big data [D]. Baoding: North China Electric Power University, 2017.
- [17] 陈荣武,刘莉,郭进.基于遗传算法的列车运行能耗优化算法[J].交通运输工程学报,2012,12(1):108-114.  
CHEN Rongwu, LIU Li, GUO Jin. Optimization algorithm of train operation energy consumption based on Genetic Algorithm [J]. Journal of Transportation Engineering, 2012, 12(1):108-114.
- [18] 马永杰,云文霞.遗传算法研究进展[J].计算机应用研究,2012,29(4):1201-1206.  
MA Yongjie, YUN Wenxia. Research progress of genetic algorithm [J]. Computer Application Research, 2012, 29(4):1201-1206.
- [19] 闵惜琳,刘国华.人工神经网络结合遗传算法在建模和优化中的应用[J].计算机应用研究,2002(1):79-80.  
MIN Xilin, LIU Guohua. Application of artificial neural network combined with genetic algorithm in modeling and optimization [J]. Computer Application Research, 2002(1):79-80.
- [20] 李超.基于自适应遗传算法的BP神经网络预测研究及应用[D].太原:山西师范大学,2012.  
LI Chao. Prediction research and application of BP neural network based on adaptive genetic algorithm [D]. Taiyuan: Shanxi Normal University, 2012.