

基于差分进化的水泥烧成系统动态优化算法

郝晓辰, 冀亚坤, 郑立召, 史鑫, 赵彦涛

(燕山大学电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘要: 针对水泥烧成过程的资源浪费以及难以建立有效数学机理模型的问题, 提出一种基于水泥工业烧成系统动态能耗优化方法。该方法利用卷积神经网络构建了烧成系统电耗与煤耗的目标函数, 利用差分进化算法对运行指标进行反向求解, 得到符合当前工况的较优的运行指标。由于实际生产工况会随着时间变化, 所以将未来时刻的运行指标与电耗、煤耗保存下来, 再次输入神经网络中进行训练, 并通过当前时刻的实际运行指标值确定运行指标的约束范围, 使优化值可以满足实际运行指标的调整要求。该方法实现了水泥烧成过程动态能耗的目标优化, 有效地降低了水泥烧成过程的能源消耗。

关键词: 卷积神经网络; 差分进化算法; 能耗优化; 能耗预测

中图分类号: TB973

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202021

Dynamic optimization algorithm of cement firing system based on differential evolution

HAO Xiaochen, JI Yakun, ZHENG Lizhao, SHI Xin, ZHAO Yantao

School of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China

Abstract: Aiming at the problem of resource waste in the process of cement firing and the difficulty of establishing an effective mathematical mechanism model, a dynamic energy optimization method based on the cement industry firing system was proposed. The method used the convolutional neural network to construct the objective function of power consumption and coal consumption of the firing system. The differential evolution algorithm was used to solve the control parameters in reverse, and the better operating index was obtained according to the current working conditions. Since the actual production conditions will change with time, the operating indicators and power consumption and coal consumption in the future will be saved, and then input into the neural network for training, and the constraint range will be determined by the actual running index value at the current time. The optimization value can meet the actual operation index adjustment requirements. Furthermore, the goal optimization of the dynamic energy consumption state of the cement firing process was realized. It effectively reduces the energy consumption of cement firing process.

Key words: convolutional neural network, differential evolution algorithm, energy optimization, energy consumption forecast

1 引言

水泥产业属于高能耗产业, 其能源消耗占全国

能源消耗的 7%, 该产业能源利用率偏低的状态尤为显著, 原材料消耗方面也存在巨大的浪费^[1]。回转窑是新型干法水泥生产线上的核心设备, 同时也

收稿日期: 2020-04-01; 修回日期: 2020-04-14

通信作者: 郝晓辰, haoxiaochen@ysu.edu.cn

基金项目: 河北省重点研发计划基金资助项目 (No.19211602D); 河北省自然科学基金资助项目 (No.F2019203385); 第二批河北省青年拔尖人才支持计划 (No.5040050)

Foundation Items: Key Research and Development Plan of Hebei Province (No.19211602D), Hebei Natural Science Foundation (No.F2019203385), The Second Batch of Hebei Province Youth Top Talent Support Program (No.5040050)

机,篦冷机下的风机使高温熟料冷却,携带高温熟料温度的热风将再次返回回转窑,给回转窑提供热量与氧气,因此二次风温体现了一定的电耗与煤耗,且与减少能耗有关。同样,喂料量反映了当前的产量要求,与水泥的产量呈正相关,水泥产量与能耗密不可分。当喂料量增加时,回转窑的负荷增加,这时窑电流会相应变化,窑电流反应了回转窑的煅烧状况,因此笔者也将窑电流添加为运行指标。

由上面的工艺流程可以总结出与能耗相关的变量为:一级桶出口温度 X_1 、分解炉出口温度 X_2 、窑尾温度 X_3 、窑头负压 X_4 、二次风温 X_5 、窑电流 X_6 、喂料量 X_7 。将以上 7 个变量作为运行指标,将电耗与煤耗作为优化指标。

2.2 动态能耗优化方法

本文提出了一种动态能耗优化方法,能够连续输出运行指标的优化值。

运行指标优化流程如图 2 所示,本文利用 CNN 模型与差分进化算法建立了一种水泥烧成系统的在线优化方法。该方法分为 3 个模块,分别为预测建模模块、运行指标优化模块以及约束动态变化模块。其中, $\bar{x}_i$ 为运行指标初值, $\hat{x}_i$ 为算法过程值, x_i^* 为运行指标理想值, x_i 为运行指标实际值, $e(t)$ 为优化指标实际值,即能耗实际值。

(1) 预测建模模块

本文构建了水泥烧成过程中电耗与煤耗的联合预测模型。通过工业数据库取得运行指标与优化

目标(电耗、煤耗)的变量数据,由于数据的量纲不同,需要对变量数据进行归一化操作,且由于水泥烧成过程的时变时延特性,引入时间序列的概念,构建了神经网络预测模型的输入层。卷积神经网络具有非常优秀的特征提取特点,非常适用于水泥工业的多变量、多耦合等特性,因此本文将卷积神经网络作为能耗指标的预测模型。将构建出的卷积神经网络能耗预测模型作为能耗优化模型的目标函数,预测模型的输入变量是能耗优化模型的优化参数,即图 1 中的 7 个运行指标,电耗与煤耗为优化目标,即图 2 中的优化指标。

(2) 运行指标优化模块

在能耗优化算法中,变量的初始种群往往是随机产生的,这给算法寻找最优值带来了很大的困难,由于生产现场设备往往不够理想,所以算法的效率是需要重点考虑的一个问题。首先操作员依据日生产目标与生产设备状况等条件确定运行指标的初值,该步骤对应能耗优化算法当中的种群初始化,这会使本文的算法在有限的迭代步骤中更容易发现比当前的运行指标更具有优势的值,从而简化算法。现有的方法往往是一次求解出运行指标值,再依据之后实际值与理想值之间的误差进行反向调优,与其相比,本文的方法有很大不同,本文方法通过多次调优,逐渐逼近当前工况的最优运行指标值,减轻了设备压力,更加符合实际生产要求。通过运行指标优化模块,输出运行指标的理想值,经过水泥烧成系统全流程产生运行指标的实际值

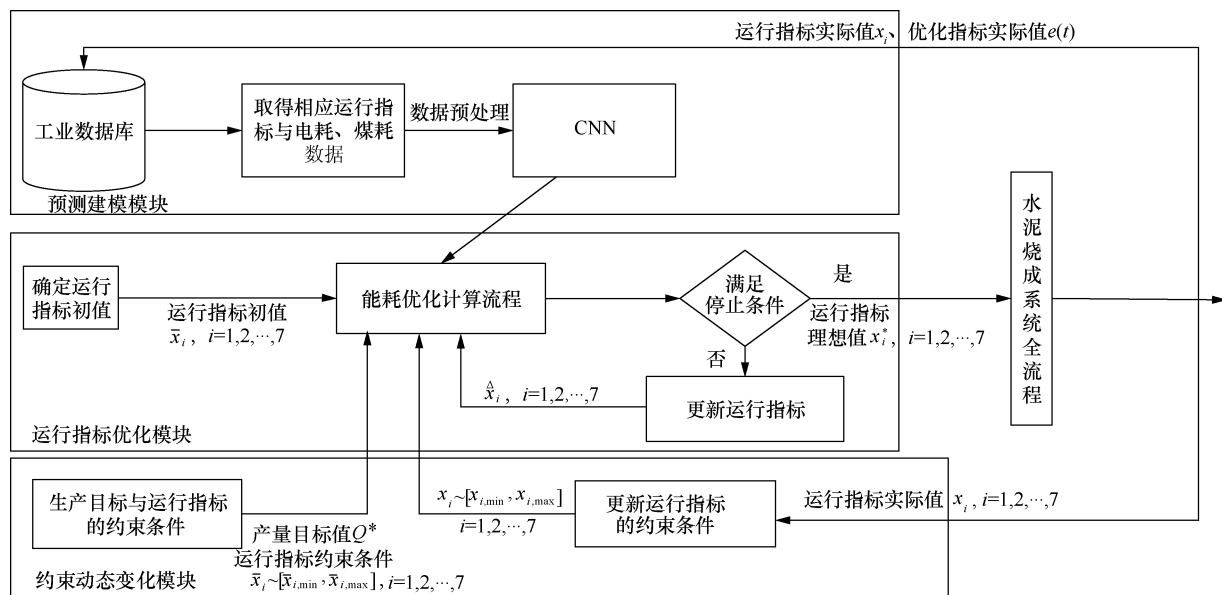


图2 运行指标优化流程

与优化指标值，将运行指标的实际值与优化指标值输入工业数据库中，使数据库能够接受最新数据，从而为 CNN 预测模型的在线更新做准备。

(3) 约束动态变化模块

操作员通过生产目标以及当日设备情况确定运行指标的约束条件，然后通过整个系统不断地对运行指标进行更新。常规的目标优化模型往往由几个目标函数与一系列不变的变量约束条件组成，这并不适用于工况会频繁变化的水泥工业，且由于设备的调节压力等原因，往往无法在短时间内对运行指标调整太多。因此能耗优化模型的约束条件应该是时刻变化的，这有利于对运行指标进行实时的在线调整。当理想的运行指标被输入水泥烧成系统全流程中，并输出运行指标的实际值后，依据运行指标实际值进行判断，更新运行指标优化流程的约束条件。

本文提出的方法的核心问题在于如何构建关于回转窑能耗的优化模型，并依据该模型求解出最优的运行指标以指导生产，第3章将从能耗优化模型的构建展开讨论。

3 烧成系统能耗优化模型

3.1 能耗优化模型的构建

常规的目标优化模型是由一个或多个目标函数与一系列约束条件组成的。本文的能耗优化模型由2个目标函数（电耗与煤耗）以及一系列运行指标约束条件组成，将2个目标函数统一为能耗成本。具体如下：

$$f_{\text{cost}}(x_1, x_2, \dots, x_7) = w_1 f_1(x_1, x_2, \dots, x_7) + w_2 f_2(x_1, x_2, \dots, x_7) \quad (1)$$

其中，函数 $f_1(\cdot)$ 和 $f_2(\cdot)$ 分别为电耗与煤耗，函数 $f_{\text{cost}}(\cdot)$ 为煤耗与电耗的线性加权，称之为能耗。 w_1 、 w_2 为2个目标函数的权重，可依据实际工业用电价格与煤炭的价格确定，本文中 w_1 为0.5， w_2 为0.53。 $x_i(i=1,2,\dots,7)$ 为优化变量，受到设备调节能力的约束 $[\min, \max]$ （ $[\min, \max]$ 与设备调节能力相关），不同工况对应不同的值，需要依据工况实时调整。

所以本文的能耗优化模型如下：

$$\begin{aligned} & \min f_{\text{cost}}(x_1, x_2, \dots, x_7) \\ \text{s.t.} & \\ & \min_1 \leq x_1 \leq \max_1 \\ & \min_2 \leq x_2 \leq \max_2 \\ & \vdots \\ & \min_7 \leq x_7 \leq \max_7 \end{aligned} \quad (2)$$

显然，能耗优化模型涉及2个问题：一个是目标函数如何构建，另一个是约束条件如何确定以及随着工况改变能否实时更新。由于水泥生料在回转窑内的煅烧过程是一个复杂的多变量、多扰动、大滞后及非线性过程，因此水泥烧成系统的建模以及控制难度大，不容易实现^[12]。传统的数学模型往往精度达不到要求，优化效果不好，因此，本文采用 CNN 建模来构建电耗与煤耗目标。

在确定约束条件方面，本文将人工经验与优化算法结合，得到了符合工况的约束条件。下文第3.2节、第3.3节将对回转窑系统的建模以及约束条件的确定展开论述。

3.2 烧成系统电耗与煤耗神经网络建模

水泥工业具有变量多、数据量庞大等特点。数据量过多导致许多传统方法的预测效果不佳，难以提取数据中的特征。而卷积神经网络在大型图像处理方面取得过巨大成功，这表明其在数据量庞大的领域具有优势。针对以上讨论，本文采用卷积神经网络构建电耗与煤耗的联合预测模型。

3.2.1 卷积神经网络输入层的构建

对前文挑选出的7个优化变量做进一步预处理，构建卷积神经网络的输入层。由于上述挑选出的变量的量纲不同，所以要对变量数据进行归一化。

水泥回转窑的工况会随着喂料量以及各个生产指标的变化而变化，因此存在时变时延特性^[13]。如图3所示，引入时间序列的概念，根据滑动窗口的原理提取变量在时间 n 范围内的所有数据，将得到的7段长度为 n 的数据输入卷积神经网络的输入层，使得输入层拥有时间序列的特性，并能够挖掘各输入变量与能耗之间的时延变化规律^[13]。笔者扩大挑选变量的时间范围 n ，只要时延信息在挑选的时间范围内，那么之后的预测模型就可以学习到其中的特征，消除时延的影响。

3.2.2 卷积神经网络隐含层

如图3所示，将处理好的数据输入神经网络进行多次卷积与池化操作，卷积层可以提取数据特征，池化层对提取的特征进行压缩，提取主要特征。时间序列导致数据具有大量冗余特征，卷积与池化操作可以减小之后的计算量，提高模型的计算速度，最后将卷积池化后的数据输入全连接层。卷积层的输出如下：

$$a_{i,j} = f\left(\sum_{m=0}^d \sum_{n=0}^e w_{m,n} x_{i+m,j+n} + w_b\right) \quad (3)$$

其中, $x_{i,j}$ 为输入卷积层的数据的第 i 行第 j 列元素, $a_{i,j}$ 为卷积层输出, $w_{m,n}$ 为卷积核的权重, d 为卷积核在横向的维度, e 为卷积核在纵向的维度, w_b 为卷积核的偏置。 $f(\cdot)$ 为激活函数, 一般卷积神经网络将 ReLu 作为激活函数, 激活函数如下:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (4)$$

卷积层提取到数据的部分特征, 将特征输入池化层。在池化层, 本文采取平均池化, 具体如下:

$$y_{i,j} = \frac{1}{q} \sum_{m=0}^d \sum_{n=0}^e a_{i+m,j+n} \quad (5)$$

其中, $a_{i,j}$ 为卷积层的输出, 即池化层的输入, d 与 e 分别为池化层的长与宽, $q=d \times e$ 为池化层的池化区域。池化层可以减少冗余数据, 提取更为显著的数据特征。

卷积层可以提取数据特征, 池化层主要用于特征降维、压缩数据和参数的数量、减小过拟合。多次卷积可以提取深度特征, 多次池化可以进一步压缩数据。本文采用两次卷积与池化的操作。

经过两次卷积与池化后, 将数据输入全连接层, 对经过全连接层的数据进行线性加权求和, 得到输出, 如式 (6) 所示。

$$\hat{y} = \sum_{u=0}^T (w_u y_u), u=1, 2, \dots, T \quad (6)$$

其中, T 为全连接层的神经元个数, y_u 为全连接层的输入, w_u 为各输入对应的权值, 通过加权求和得到神经网络的输出 $\hat{y}$ 。

本文的卷积神经网络模型结构为 2 个“卷积-池化”相连, 然后将数据输入全连接层进行加权累加, 最终输出结果。

3.3 动态约束处理

本文的约束条件为滚动的实时约束, 由操作员

对当天情况进行分析, 得出符合当前工况的初始约束条件, 在能耗优化模型求得一次解之后, 依据求得的运行指标调节控制器, 然而生产现场存在设备调节能力不足等问题, 往往不能调节到理想的运行指标值。本文将运行指标实际值的上下一定范围作为约束条件, 再次输入能耗优化模型中, 匹配工况。

4 基于差分进化算法的动态优化

基于差分进化算法的动态优化过程如图 4 所示, 该过程以差分进化算法为核心, 增加了启动算法与约束条件更新过程。具体步骤如下。

步骤 1 经过运行指标初始化步骤生成初始种群, 将初始种群代入适应度函数, 即 CNN 预测模型, 进入步骤 2。

步骤 2 通过 CNN 预测模型得到每一个种群对应的能耗值, 判断是否达到了停止条件 (达到最大迭代次数)。若没有达到停止条件, 进入步骤 3; 否则, 进入步骤 4、步骤 5。

步骤 3 对种群进行变异、交叉、约束处理、挑选操作, 进入步骤 2。

步骤 4 将优化后的运行指标输入水泥烧成系统全流程, 指导生产合格熟料。

步骤 5 依据运行指标实际值更新运行指标约束, 并将结果输入约束处理步骤, 同时开始计时。

步骤 6 等待时间达到 10 min 后, 再次进入启动算法步骤, 进而进入步骤 1。

通过多次求解运行指标的较优值, 逐步逼近最优值, 这也是本文算法的优势所在, 并不需要一次求解出运行指标的最优值, 而是通过多次的求解较优值逼近最优值, 这减小了对现场设备配置的依赖, 更具有实用性。后文将对差分进化算法流程进行详细说明。

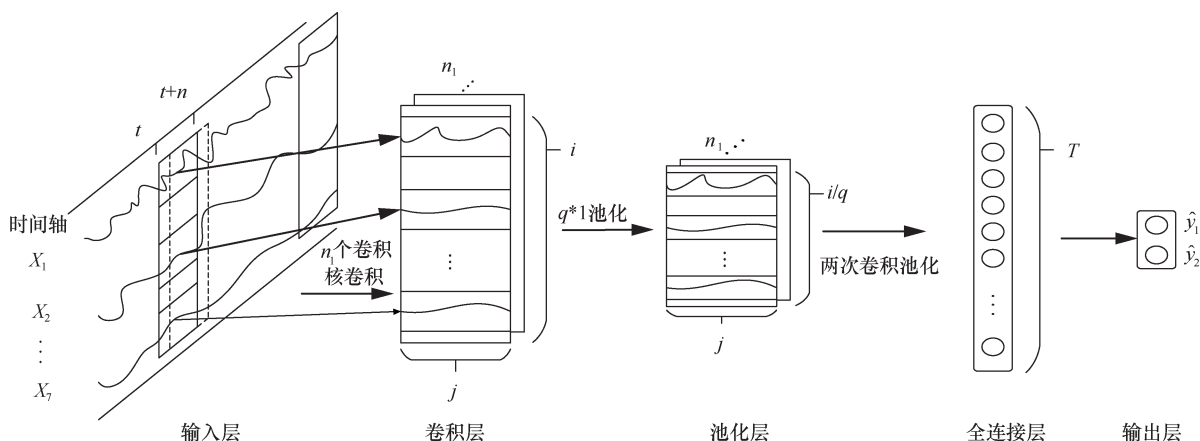


图3 卷积神经网络结构

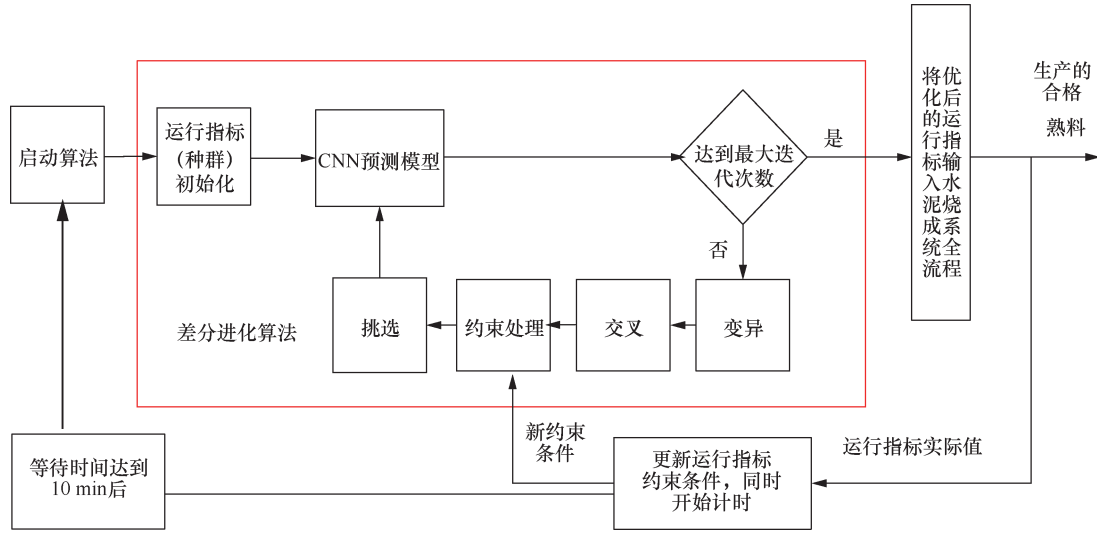


图4 基于差分进化算法的动态优化过程

首先，运行指标的种群初始化。在解空间中依据当前优化指标均匀产生 M 个个体，每个个体的维度均为优化指标的个数 7：

$$x_i(0) = (x_{i,1}(0), x_{i,2}(0), x_{i,3}(0), \dots, x_{i,7}(0)) \quad (7)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, M$$

将种群代入 CNN 预测模型，计算出电耗与煤耗，并进行加权，得到综合能耗指标值。判断是否满足终止条件，满足终止条件即输出结果；不满足终止条件，则进行变异、交叉、约束处理、挑选操作。

变异：在第 g 次迭代中，从种群中随机选择 3 个个体 X_{p1} 、 X_{p2} 、 X_{p3} ，且 $p1 \neq p2 \neq p3$ ，生成的变异向量为：

$$H_i(g) = X_{p1}(g) + F \cdot (X_{p2}(g) - X_{p3}(g)) \quad (8)$$

其中， $X_{p2}(g)$ 、 $X_{p3}(g)$ 为差分向量， F 为缩放因子， F 的选择范围为 $[0, 2]$ 。

交叉：

$$v_{i,j} = \begin{cases} h_{i,j}(g), \text{rand}(0,1) \leq Cr \\ x_{i,j}(g), \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中， $h_{i,j}$ 为第 i 个变异向量 $H_i(g)$ 的第 j 列， $x_{i,j}$ 为个体 $X_{p1}(g)$ 的第 j 列， $v_{i,j}$ 为下一代种群矩阵的第 i 行第 j 列。 $Cr \in [0, 1]$ 为交叉概率， $\text{rand}(0,1)$ 为 0~1 的随机数。

约束处理：将生成的变异向量进行约束处理，即对变异向量中不符合实际情况的某个指标值进行处理，若指标值高于约束最大值，则按照约束最大值赋值，若指标值低于约束最小值，则按照约束最小值赋值。

挑选：

$$X_i(g+1) = \begin{cases} V_i(g), f(V_i(g)) < f(X_i(g)) \\ X_i(g), \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中， $X_i(g+1)$ 为下一代种群中的个体， $V_i(g)$ 为经过变异、交叉、约束处理后的解， $X_i(g)$ 为被变异个体，两者进行比较，若 $V_i(g)$ 比 $X_i(g)$ 有优势，则选 $V_i(g)$ ，否则选 $X_i(g)$ 。

满足停止条件即可输出结果。

5 实验

从陕西米脂冀东水泥有限公司的能源管理数据库提取连续 3 个月 42 600 组数据样本作为卷积神经网络建立烧成系统电耗与煤耗模型的训练数据，将 3 个月之后的人工操作数据与优化结果进行对比，用于检验方法的有效性。本文将喂料量 X_7 与历史数据统一，喂料量为 120 t~126 t，算法每 10 min 出一次结果。将优化后的运行指标变量与历史数据中运行的指标变量进行对比。对比结果如图 5 所示。

图 5 (a)~图 5 (f) 分别为运行指标变量的优化结果与历史数据的对比，从图中可以看出，人工操作的数据虽然会在某时刻达到较好的结果，但是很难使多个运行指标都达到最优。且实验的优化结果的曲线表明，人工操作往往提出问题后才有所反应，而本文方法由于从数据中挖掘信息，能够更早地反映问题，及时做出调整。

能耗对比如图 6 所示。

图 6 表明本文所述方法会随着动态的优化逐步降低能耗，相对于人工调节具有巨大优势。

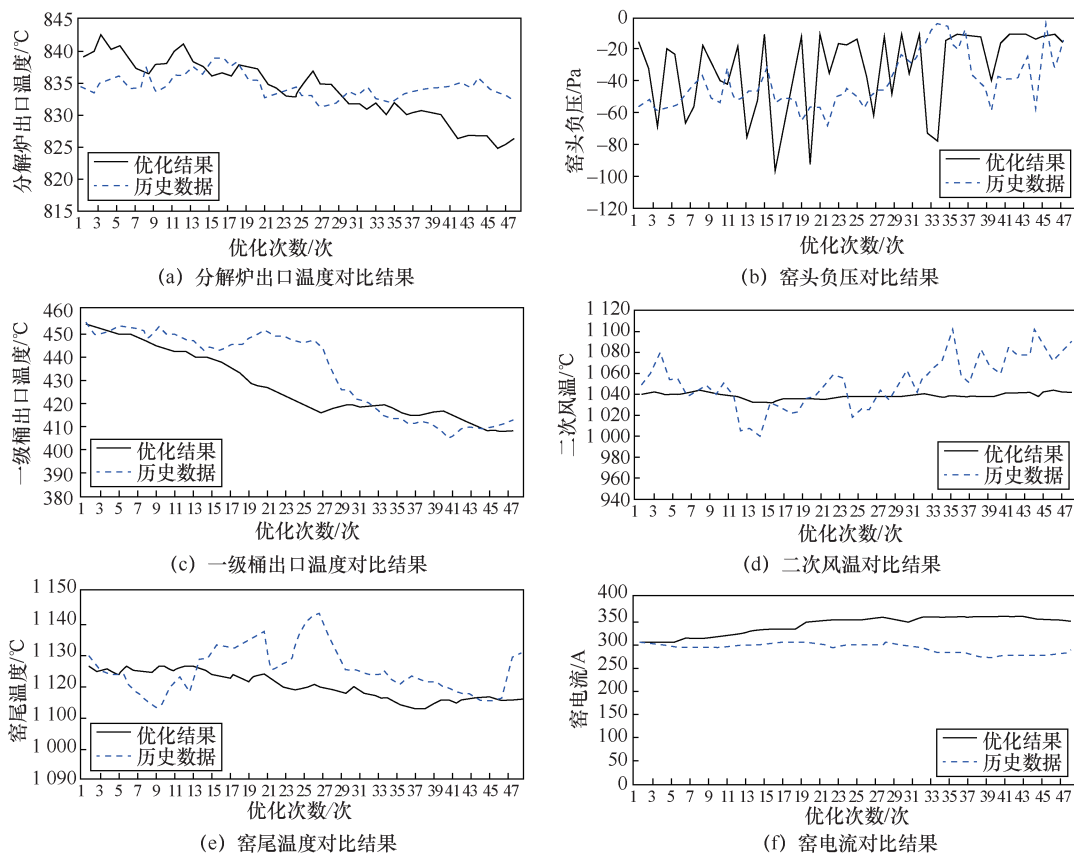


图5 对比结果

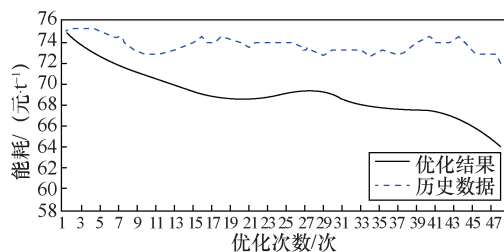


图6 能耗对比

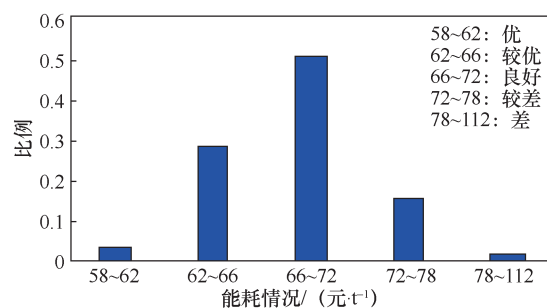


图7 相似工况下能耗情况比例

如图7所示,为了验证方法的有效性,本文从这3个月的数据中挑选出喂料量在120~126 t的数据,将能耗情况分为5个部分,分别为优[58,62)、较优[62,66)、良好[66,72)、较差[72,78)、差[78,112],单位为元/t,即一吨物料所需能源价格。由图7可知,大部分情况下能耗情况处于良好状态。

如图6所示,本文的实验数据能耗范围为[72,78)。通过本文方法,可以在很短时间内就将能耗降下来。在本文所述的例子中,经过7.5 h即可将能耗工况从较差变为较优。

本文做了3组对比实验,分别为工况由较差变为良好、由良好变为较好、由较好变为好。本文优化方法与人工调节用时对比见表1。

表1 本文优化方法与人工调节用时对比

工况变化	优化方法/h	人工调节/h
较差→良好	1	2.2
良好→较好	5.5	12.3
较好→好	20	49

由表1可知,本文所述方法要比人工调节方法快1倍以上,且人工调节往往具有不稳定性,一旦工况变化过大,操作员滞后的操作会导致工况由好变差。

6 结束语

本文对水泥工业现状进行了分析,提出了一种

动态的能耗优化方法。基于此方法,建立了水泥烧成过程的能耗优化模型,并利用卷积神经网络对烧成过程建立模型,采用差分进化算法对能耗优化模型进行求解,且基于水泥工业工况变化较大这一特性,对差分进化算法约束范围进行了改进,变为动态调整约束范围。由此得出了优化后的运行指标值,为水泥工业生产提供理论支撑。

参考文献:

- [1] 周国治, 彭宝利. 水泥生产工艺概论[M]. 武汉: 武汉理工大学出版社, 2005.
ZHOU G Z, PENG B L. Introduction to cement production technology[M]. Wuhan: Wuhan University of Technology Press, 2005.
- [2] 常建峰. 水泥回转窑烧成过程控制系统研究与应用[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2016.
CHANG J F. The research and application of kiln calcination process control system[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2016.
- [3] 周剑平. 水泥生产工艺[M]. 西安: 西北大学出版社, 2008.
ZHOU J P. Cement production technology[M]. Xi'an: Northwestern University Press, 2018.
- [4] SONG Y, CHEN Z Q, YUAN Z Z. Neural network nonlinear predictive control based on tent-map chaos optimization[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2013, 15(4): 539-544.
- [5] 朱志斌, 王岩, 陈兴林. 分段状态约束非线性预测控制数值算法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 31(6): 1436-1440.
ZHU Z B, WANG Y, CHEN X L. Research on numerical algorithms for nonlinear predictive control problems based on segmented state constraints[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 31(6): 1436-1440.
- [6] MUJUNDAR K S, GANESH K V, KULKARNI S B, et al. Rotary cement kiln simulator (RoCKS): integrated modeling of pre-heater, calciner, kiln and clinker cooler[J]. Chemical Engineering Science, 2007, 62(9): 2590-2607.
- [7] BIANCO V, MANCA D, NARDINI S. Electricity consumption forecasting in Italy using linear regression models[J]. Energy, 2009, 34(9): 1413-1421.
- [8] CUI Z, SHAO W, CHEN Z Y, et al. Mathematical model and numerical solutions for the coupled gas-solid heat transfer process in moving packed beds[J]. Applied Energy, 2017, 206(15): 1297-1308.
- [9] 牛培峰, 马云鹏, 张欣欣, 等. 基于人工智能技术的火电厂燃煤锅炉智能燃烧优化研究及应用[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(2): 163-170.
NIU P F, MA Y P, ZHANG X X, et al. Research and application on combustion optimization of coal-fired boiler in thermal power plant based on artificial intelligence technology[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(2): 163-170.
- [10] 陈妮亚, 阮佳阳, 黄金苗, 等. 结合深度学习与生物特征识别在冷链拣选中的算法研究[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(1): 88-95.
CHEN N Y, RUAN J Y, HUANG J M, et al. Algorithm design for food-picking combining deep learning and biometrics recognition[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(1): 88-95.
- [11] KAYA S, KÜÇÜKADA K, MANCUHAN E. Model-based optimization of heat recovery in the cooling zone of a tunnel kiln[J]. Applied Thermal Engineering, 2008, 28(5-6): 633-641.
- [12] 高永岩. 工程型预测控制软件的开发与应用[D]. 南宁: 广西大学, 2005.

2005.

GAO Y Y. Development and application of predictive control software for engineering[D]. Nanning: Guangxi University, 2005.

- [13] 王昭旭. 基于深度信念网络的水泥生产能耗时间序列预测模型[C]//第37届中国控制会议论文集. 北京: 中国自动化学会控制理论专业委员会, 2018: 1161-1166.

WANG Z X. Prediction model of time series of energy consumption in cement production based on deep belief network[C]//The 37th China Control Conference. Beijing: Technical Committee on Control Theory, Chinese Association of Automation, 2018: 1161-1166.

[作者简介]



郝晓辰(1980—), 男, 博士, 燕山大学电气工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能控制技术与应用、物联网技术与应用。



冀亚坤(1996—), 男, 燕山大学电气工程学院硕士生, 主要研究方向为水泥烧成过程多目标优化模型与优化决策算法。



郑立召(1993—), 男, 燕山大学电气工程学院硕士生, 主要研究方向为水泥生产过程运行指标决策方法。



史鑫(1984—), 男, 燕山大学电气工程学院博士生, 主要研究方向为水泥生产过程运行指标决策方法。



赵彦涛(1979—), 男, 博士, 燕山大学电气工程学院副教授, 主要研究方向为智能控制理论、信号处理等。