

燃煤电厂分磨掺烧方式下 磨煤机组合优化模型及应用

夏季, 彭鹏, 华志刚, 陆潘, 张成, 陈刚

(煤燃烧国家重点实验室(华中科技大学), 湖北省 武汉市 430074)

Optimization of Pulverizers Combination for Power Plant Based on Blended Coal Combustion

XIA Ji, PENG Peng, HUA Zhigang, LU Pan, ZHANG Cheng, CHEN Gang

(State Key Laboratory of Coal Combustion (Huazhong University of Science and Technology),

Wuhan 430074, Hubei Province, China)

ABSTRACT: A novel model of pulverizer optimization based on new indicators characterizing the burnout and slagging characteristics, the property of stable combustion at low load and pollutant emissions characteristics among different pulverizer combinations, was proposed. The model contains the pulverizer-coal combination optimization and optimum output of each pulverizer, which are solved by exhaustive algorithm and non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) respectively. It has now been successfully applied in the Dynamic Coal Blending Optimization System of a power plant.

KEY WORDS: power plant; coal blending; combinatorial optimization; pulverizer; non-dominated sorting genetic algorithm II

摘要: 为了提高配煤掺烧的精细化水平, 建立了实用性强的磨煤机组合优化模型。模型中结合混煤煤质及锅炉结构构建了用于表征燃尽特性、结渣特性、低负荷稳燃特性及污染物排放特性的函数指标, 优化模型分为煤种组合优化和出力组合优化两部分, 并分别采用穷举法和非支配排序多目标遗传算法作为寻优算法。该模型已成功应用于某电厂燃煤掺烧全程动态优化决策系统中。

关键词: 火电厂; 配煤掺烧; 组合优化; 磨煤机; 多目标遗传算法

基金项目: 国家自然科学基金项目(50721005); 广东省教育部产学研结合项目(2009B090300304)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (50721005); Fair of Science and Technic Achievements Resulted from Cooperation of Industry, Education and Academy in Guangdong Province (2009B090300304).

0 引言

以燃煤为主的火电在中国发电总量中占有80%以上的比例, 但中国煤炭资源分布不均, 动力用煤煤种复杂多变, 使得火电厂的实际燃煤经常偏离锅炉的设计煤种, 给安全经济运行带来诸多问题, 配煤掺烧是解决这些问题的有效方法。目前, 国内很多电厂已经进行了大量的掺烧工作^[1-3], 在掺烧低灰熔点煤种、高硫煤种、低发热量煤种方面总结了较多的经验。

电厂配煤掺烧一般有3种方式: 1) 配煤场配煤^[4], 即在专门的配煤场按照电厂的需要进行配煤, 然后运送到电厂, 这种方式有利于动力用煤的综合调度, 可以实现高精度的配煤, 但配煤场投资和运营成本较大, 且对电厂而言缺乏灵活性和实时性; 2) 炉外配煤^[5], 即在电厂的煤场或者煤仓(带混)中, 将不同的单煤按照一定的比例预先配制好, 然后送入炉膛燃烧, 这种方式一般需要上新的配煤设备或者对现有设备进行改造, 投入较大; 3) 炉内掺烧, 或者称分磨掺烧或分层掺烧^[6], 即不同的单煤进入不同的磨煤机中制粉, 然后送入不同燃烧器层实现炉内掺烧, 这是最方便采用的方式, 也是目前多数已经使用配煤掺烧的电厂采用的方式。

以上3种方式中, 前2种方式对锅炉而言, 相当于燃用“单一”的煤种, 采用这样的“预制混煤”往往为优化运行带来困难, 因为这种“单一”煤种中事实上包含2种或2种以上的单煤, 当各单煤的煤质特性相差较大时, 采用统一的运行方式存在诸

多问题,例如,当单煤的可磨性系数相差较大时,可能导致磨煤机出口煤粉细度不均匀,不利于煤粉燃尽,降低燃烧效率;当单煤的挥发分相差较大时,磨煤机的出口温度不易设定。因此,预制混煤不易于实现优化燃烧,而采用分磨掺烧则可以实现“具体煤种具体对待”,从而提高混煤燃烧的综合效率。

1 磨煤机组合优化的提出

分磨掺烧的实现需解决3个核心问题:1)配煤方案的选取,即采用哪几种单煤按照何种比例进行掺烧;2)磨煤机煤种组合方式的选取,即确定配煤方案以后怎样选用磨煤机,每台磨煤机磨何种单煤,对于直吹式锅炉也即上煤方案的确定;3)磨煤机出力组合的选取,即在确定的煤种组合方式下,如何分配磨煤机的出力。第1个问题可视为典型的动力配煤优化问题,国内外学者已经进行了大量的研究^[7-8],理论和应用均已较为成熟,因此,本文将不做描述,而在假设配煤方案已经正确选取的前提下重点讨论后2个问题。配煤算法模型如文献^[9]所述。

一般地,1台磨煤机与锅炉的1层燃烧器对应,在配煤掺烧的情况下,不同的磨煤机组合方式对应炉膛内不同的煤种分布,由于单煤的煤质有差异,不同的煤种分布会影响到煤粉的着火和燃尽以及炉膛内火焰的分布,因此,每一种理论的配煤方案,都会对应一种最佳的燃烧器组合方式,也即磨煤机组合方式。

为方便描述,本文以某电厂600 MW对冲燃烧锅炉为例,其燃烧器布置如图1所示。锅炉前后墙各布置3层燃烧器,每层6只旋流燃烧器,前墙燃烧器上中下层分别为E、D、C,后墙燃烧器上中下层分别为B、F、A,上、中、下层燃烧器一次风咀与屏区下缘的距离分别为23.3、27.9、32.5 m。锅炉配备6套中速磨直吹式制粉系统,每套制粉系统与一层燃烧器相对应,满负荷运行时5台磨运行,1台备用。

若配煤方案,为a煤:b煤=2:3(质量比),则所有磨煤机煤种组合有 $C_6^5 C_3^2 = 60$ 种;若配煤方案为a煤:b煤:c煤=1:2:2,则可能的磨煤机煤种组合有 $C_6^5 C_4^1 C_2^1 = 180$ 种。可见,每一种配煤方案都对应有多种磨煤机煤种组合方式,而每一种煤种组合方式下又对应多种磨煤机出力组合方式。本文将正确选取磨煤机煤种组合方式和出力组合方式统称为磨

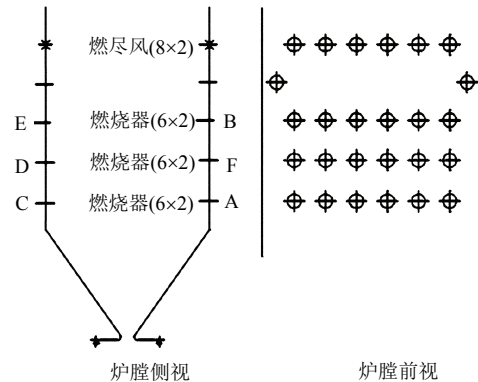


图1 某600 MW锅炉燃烧器布置示意图

Fig. 1 Arrangement of the burners

煤机组合优化,将详细介绍其优化模型。

2 磨煤机组合优化模型

2.1 组合优化目标

磨煤机煤种组合方式和出力组合方式有相同的优化目标,一般应包括:

1)使所有煤种均有较高的燃尽效率。各单煤煤质的差异,使其着火和燃烧不同步,挥发分较低固定碳较高的煤种需要更长的燃尽时间,需要将其布置在中下层燃烧器以保证有较长的停留时间。

2)防止燃烧器区域结渣。炉膛结渣受煤灰成分、炉膛温度和炉内空气动力场等多种因素的影响,在磨煤机组合优化中,将主要考虑煤质和煤种布置位置的影响,而假设炉内具备良好的空气动力场。当某些燃烧器的功率过大时,临近区域的热负荷将偏大,则容易造成结渣,因此,在布置煤种及分配出力时,应使燃烧器区域的热负荷尽可能均匀。

3)保证低负荷时的稳燃能力。在实际中,大部分火电机组都要参与调峰,而为了保证炉内燃烧稳定和主气温达标,低负荷时会优先投运下层燃烧器;另一方面,在低负荷时使磨煤机运行台数最少,可以有效提高运行经济性,因此,易稳燃发热量高的煤种应尽量布置在中下层燃烧器。

4)减少污染物排放。 SO_2 和烟尘排放决定于煤种煤质,脱硫系统和电除尘的运行状况。对磨煤机煤种组合和出力组合进行优化时应考虑不同负荷下脱硫系统和电除尘的适应性,使其始终运行在良好的状态下,从而减少排放。 NO_x 排放主要与炉内燃烧工况相关,磨煤机组合方式对其影响程度较难掌握,本文将建立黑箱模型进行描述。

以上优化目标只是概念上的描述, 如果要想实现磨煤机组合的计算机寻优, 需要对其进行合理的数学描述。

2.2 优化目标的数学描述

2.2.1 假设条件

对于已经选定的一种煤种组合方式, 假设, 投运 N 台磨煤机, 对应 N 层燃烧器, 第 i 层燃烧器与锅炉屏区下缘的距离为 L_i , 对应的煤种挥发分为 V_i , 发热量为 Q_i , 固定碳为 C_i , 硫分为 S_i , 灰分为 A_i , 磨煤机出力为 B_i 。构造以下指标:

2.2.2 燃尽特性指标

混煤的燃尽特性在国内外有很多的研究^[10-11], 主要关注煤质、运行参数对燃尽的影响以及飞灰可燃物的生成规律, 文献[11]中利用神经网络建立了混煤掺烧下飞灰含碳量的预测模型。本文中构造指标 R_b 用以表示某一种磨煤机组合方式下的燃尽特性:

$$R_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{L_i / W_y}{(C_i B_i) / 100} \quad (1)$$

式中 W_y 为炉膛内烟气的平均上升速度, m/s。

R_b 的数学意义为: 进入炉膛的所有煤中的单位质量的固定碳在炉内的平均停留时间, R_b 越大则燃尽性越好。 R_b 的建立是为了区分不同磨煤机组合之间的燃尽特性差异, 而不用于表示真实的燃尽程度。

磨煤机煤种组合方式的确定是在燃烧之前进行的, 无法预测磨煤机的出力 B_i , 此时, 可以对 R_b 做简化处理:

$$R_b^0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{L_i}{C_i} \quad (2)$$

以上简化基于 2 点假设: 1) 各磨煤机出力相同, 即均匀给煤; 2) 不同煤种组合方式下炉内烟气平均上升速度相同。

可以看出, R_b^0 已没有 R_b 一样明确的物理意义, 但可以用来横向评价煤种组合方式的优劣, 即: 在比较两种煤种组合方式下的燃尽特性差异时, 可以假设其它参数相同, 而主要受固定碳在炉内的分布位置的影响。

R_b^0 作为煤种组合优化目标, R_b 作为出力组合优化目标。

2.2.3 结渣特性指标

混煤结渣与各单煤灰成分及煤中矿物组分关系密切^[12-15], 是一个强耦合性的复杂过程, 国内外

对混煤结渣特性的研究一般是基于单煤的灰熔点和灰成分建立神经网络预测模型^[16]。本文对混煤结渣特性的判别方法不作讨论, 而认为在配煤方案已确定的前提下, 混煤本身的结渣特性也随之确定, 此时影响锅炉结渣的主要因素是燃烧器区域的温度工况与流动工况, 温度工况又决定于燃烧器区域的热负荷, 磨煤机组合的不同, 燃烧器区域热负荷的均匀程度是不同的, 当局部热负荷过大时, 受热面结渣的可能性增大。因此, 构造指标 R_s 用以表示燃烧器区域热量分布的均匀程度:

$$R_s = \sum_{i=1}^N \left| Q_i B_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Q_i B_i \right| / \sum_{i=1}^N B_i \quad (3)$$

R_s 的数学意义为: 每一层燃烧器对应的煤种总热量的均差。 R_s 并不能对结渣程度进行预示, 而只是对热量在不同层之间分布的均匀程度的表征。 R_s 越小, 均匀程度越好, 局部过热的可能性越小, 燃烧器区域结渣的可能性也越小。

R_s 用于出力组合优化。当每台磨煤机的出力相同时, R_s 简化为:

$$R_s^0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| Q_i - \overline{Q_i} \right| \quad (4)$$

式中, $\overline{Q_i}$ 表示 N 台磨中煤种的计算平均发热量。

此时 R_s^0 的大小与掺烧方式已没有关系, 而只与配煤方案有关, 故 R_s^0 可用于配煤优化计算中。

2.2.4 低负荷稳燃能力指标

锅炉在低负荷时会优先投运下层燃烧器, 视实时负荷大小依次往上投运其它燃烧器。因此, 在确定磨煤机组合方式时, 应尽量使下层燃烧器对应的煤种具有较好的着火和燃烧特性, 为保证着火性能, 下层应布置挥发分高的煤种, 而为了使低负荷时投运的磨煤机台数最少, 下层应布置发热量较高的煤种。因此, 构造以下指标 R_l^0 用以表示某种磨煤机煤种组合方式下的低负荷稳燃能力:

$$R_l^0 = \frac{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M Q_j}{\overline{Q_i}} + \frac{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M V_j}{\overline{V_i}} \quad (5)$$

式中, $\overline{Q_i}$ 、 $\overline{V_i}$ 分别为 N 台磨中煤种的计算平均发热量和计算平均挥发分, M 为下层燃烧器的层数, 此处的 M 是一个相对值, 5 台磨运行时可取 2 或 3。

R_l^0 的数学意义为: 下层燃烧器对应煤种的平均发热量和挥发分与所有煤种平均发热量和挥发分

比值之和。 R_i^0 越大表明易着火和发热量大的煤种布置得越偏下,一般地,挥发分较大的煤种固定碳含量较低,发热量也较低,因此 R_i^0 是对挥发分和发热量的折中处理,实际应用中,可根据用户对不同指标的关注程度对挥发分和发热量赋予一定的权重。

R_i^0 只作为确定煤种组合时的目标,而认为煤种组合方式确定以后,其低负荷稳燃能力也随之确定。

2.2.5 排放特性指标

锅炉的排放特性主要包括 SO_2 、烟尘和 NO_x 排放。

1) NO_x 排放特性模型。

锅炉内 NO_x 生成的影响因素十分复杂^[17-19],主要有煤质、炉膛配风方式、锅炉负荷、燃烧器区域热负荷等,各因素之间的耦合性较强,难以进行准确的数学描述,本文尝试利用神经网络建立锅炉分磨掺烧下的预测模型。

模型的输入参数包括:每台磨煤机对应煤种的挥发分、发热量、固定碳和水分(电厂无元素分析数据),对应24个参数;各层二次风门及燃尽风门开度值,对应8个参数;每台磨煤机的出力和出口温度,对应12个参数;热一次风压和负荷,对应2个参数;共46个输入参数。输出参数为 NO_x 浓度。

实际运行中,满负荷情况下5台磨运行,1台备用,为体现出磨煤机不同组合对 NO_x 的影响,停运的磨煤机参数仍然作为输入,在神经网络模型中用0表示。

本文选用RBF神经网络建立 NO_x 预测模型^[20],输入层46个节点,输出层1个节点。在现场采集92组数据样本,其中80组用作训练样本,12组用作测试样本。神经网络经过训练以后,用测试样本对模型 NO_x 预测的正确性进行验证。

用训练样本对神经网络进行训练以后,用12组测试样本进行测试,测试结果如表1所示(标准状态)。

其中最大相对误差、最小相对误差和平均相对误差分别为8.13%、0.37%和3.83%,本文认为用RBF建立的 NO_x 模型的预测精度较高,可以用于现场对 NO_x 的排放预测中。

2) SO_2 和烟尘排放特性模型。

SO_2 和烟尘排放主要受煤中硫分和灰分的影响。燃烧以后,煤中的S一部分转换为 SO_2 随烟气排出炉膛,一部分以硫酸盐或 SO_3 形态固定在炉渣或灰中。灰分则成为飞灰和炉渣2部分。因此, SO_2 和烟尘排放模型可表示为

表1 神经网络测试结果

Tab. 1 Neural network results

NO_x 实测值/(mg/m^3)	NO_x 预测值/(mg/m^3)	相对误差/%
240.88	232.78	3.48
271.3	272.3	0.37
280.19	267.4	4.79
266.27	246.24	8.13
290.48	272.42	6.63
201	205.31	2.1
204.85	208.31	1.66
225.44	229.79	1.89
237.84	243.44	2.3
194.81	208.03	6.36
194.81	210.51	7.46
207.2	205.45	0.85

$$R_f = 1000\beta\alpha \frac{\sum_{i=1}^N B_i f_i}{V_{yt}} \quad (6)$$

式中: f 为煤种硫分或灰分; R_f 为 SO_2 排放或烟尘排放, mg/m^3 ; α 为硫分或灰分进入烟气中的比例,可取经验值; β 为脱硫或除尘效率,取实时值; V_{yt} 为总烟气量,可计算或取实时值, m^3 。

2.3 磨煤机组合优化模型

2.3.1 煤种组合优化模型

煤种组合优化是在已知配煤方案的前提下进行的,假设配煤方案为a煤:b煤=2:3,则一种可能的煤种组合 $s_j(a,b,a,b,0,b)$ 的定义如表2。

表2 煤种组合定义

Tab. 2 Definition of pulverizer-coal combination

磨煤机	A	B	C	D	E	F
煤种	a	b	a	b	—	b

优化目标为前文介绍的 R_b^0 和 R_t^0 ,煤种组合优化可以描述为以下双目标优化问题:

$$\text{解空间为: } \Omega_s = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$$

寻找最优解 s_k 使:

$$\max Y = (R_b^0|_{s_k}, R_t^0|_{s_k})$$

式中: n 为所有可行解的个数; Y 为目标向量,包含2个追求极大值的分量; s_k 为Pareto最优解^[21]。

2.3.2 出力组合优化模型

出力组合优化是在已知煤种组合优化的前提下进行的,假设煤种组合如表2所示,在满负荷下一种可能的出力组合 $B_f(52.36, 48.44, 53.64, 49.40,$

48.95)如表 3 所示。

表 3 出力组合定义

Tab. 3 Definition of outputs combination

磨煤机	煤种	出力/(t/h)
A	a	52.36
B	b	48.44
C	a	53.64
D	b	49.40
F	b	48.95

出力组合优化可以视为一种实时优化方法，其作用是在一定的煤种组合方式下，通过优化磨煤机出力使燃烧和排放处于最佳的状态。优化目标包括前文介绍的 R_b 、 R_s 、 R_{NO_x} 、 R_{SO_2} 和 R_{ash} ，实际应用中，可由具体情况进行取舍。

由于出力优化是实时方法，优化的基础除煤种组合外，还有当前的出力组合，假设当前锅炉状态为稳态，则调整出力时需要满足热量平衡条件，即优化前后进入炉膛的总热值相等，此外，磨煤机出力存在一个安全运行范围必须满足。设调整前磨煤机出力组合为 B_j^0 ，调整后为 B_j ，则磨煤机出力优化可以描述为带有约束条件的多目标优化问题。

解空间为： $\Omega_B = \{B_1, B_2, B_3, \dots, B_j, \dots\}$

寻找最优解 B_k 使：

$$\max Y_1 = R_b|_{B_k}$$

$$\min Y_2 = (R_s|_{B_k}, R_{SO_2}|_{B_k}, R_{NO_x}|_{B_k}, R_{ash}|_{B_k})$$

满足：

$$\sum_{i=1}^N B_{ji} Q_i = \sum_{i=1}^N B_{ji}^0 Q_i$$

$$B_{ji} \in (B_{\min}, B_{\max})$$

理论上，出力组合的解空间为无穷大； $Y=Y_2+Y_1$ 为目标向量，包含 4 个追求极小值的分量和一个追求极大值的分量； B_{\min} 和 B_{\max} 为磨煤机的最小和最大安全运行值； B_k 也为 Pareto 最优解。

3 磨煤机组合优化算法

3.1 煤种组合优化算法

如前文所述，煤种组合优化是一个复杂度为 P 类^[21]的双目标优化问题，解空间的大小受配煤煤种及比例的影响，在实际应用中，由于操作的复杂性，配煤煤种数通常为 2 种或 3 种，当配比为 $x:y(x+y=$

5)时，可行解数 $n=C_6^5 C_5^x$ ，当配比为 $x:y:z$ 时， $n=C_6^5 C_5^x C_{5-x}^y$ ，一般情况下 n 不超过 180(3 种单煤 1:2:2 配比时为 180)，因此，本文采用最简单易行的穷举法对煤种组合进行寻优，2 种单煤以 $x:y(x+y=5)$ 配比时的算法流程为：

S1: 读取配煤方案，2 种单煤编号为 1、2，比例分别为 x 、 y ；将 6 台磨煤机编号 1:6；以 0 表示空磨；读取煤种的煤质及每层燃烧器一次风中心与屏区下缘的距离 L_i ；

S2: 初始化数组 $T_{n \times 6}$ ，记录所有组合；初始化数组 $S_{m \times x}$ ，记录一台磨为空时的煤种组合；初始化数组 $T_{0m \times 6}$ ，保存中间结果；

S3: 以组合 C_6^5 在 1 到 6 中选择 5 台磨 combntns (1:1:6,5)，填充数组 $M_{6 \times 5}$ ，剩下的 1 台磨填充数组 $N_{6 \times 1}$ ；// combntns 为组合函数

S4: for $i=1:1:6$ //计算所有可能的煤种组合，填充数组 $T_{n \times 6}$
以组合 C_5^x 在 $M(i, :)$ 中选择磨 combntns($M(i, :), x$)，填充数组

$S_{m \times x}$;

for $j=1:1:m$

for $k=1:1:6$

if $N(i)=k$ $T_0(j, k)=0$

else if ($S(j,1)=k|S(j,2)=k|S(j,3)=k$) $T_0(j, k)=1$

else $T_0(j, k)=2$

end

end

将 $T_{0m \times 6}$ 存入数组 $T_{n \times 6}$ 中；

end

S5: 对数组 $T_{n \times 6}$ ，计算每一种磨煤机组合方式下的 R_b^0 和 R_i^0 ，保存在数组 $R_{n \times 3}$ 中， $R(i,3)$ 保存 $T_{n \times 6}$ 中对应的序号；

S6: 初始化数组 $Par[]$ ，对 $R_{n \times 3}$ 进行非支配排序，得到的 Pareto 解填充 Par ；

S7: 依据用户对不同指标的关注程度在 Par 中选择最优解

以上算法为 2 种单煤掺烧时的优化算法，3 种单煤掺烧时算法类似，其中对不同指标的关注程度在实际应用中由用户确定。

3.2 出力组合优化算法

3.2.1 算法概述

出力组合优化的计算时间受磨煤机出力调整精度的影响，是一个复杂度为非 P 类的多目标优化问题，且出力组合优化为实时优化过程，需要程序有快速的响应，此时穷举法已不再适用，因此，本文采用多目标遗传算法 NSGA-II 算法进行出力组合优化的寻优。NSGA-II 算法的详细描述见文献[22]，以下介绍其具体应用方法。

3.2.2 编码及初始参数设定

本文采用实数编码方法, 每一个编码对应一种出力组合方案, 如个体“52.36 48.44 53.64 49.40 48.95”表示当前运行的5台磨的出力组合。在算法运行中, 每个染色体的编码长度会自动加长, 算法会在染色体后连接上目标函数值、非支配排序等级以及拥挤度, 但只有前5个变量对遗传算子有效。

NSGA-II算法在运行前需要指定变量和目标函数的范围和个数, 仍以前文介绍的电厂为例, 目标函数数为5, 变量数目为5, 变量(磨煤机出力)允许范围为(25, 55)。

3.2.3 目标函数

目标函数即优化目标 R_b , R_s , R_{NO_x} , R_{SO_2} 和 R_{ash} , 在计算燃尽特性指标和排放特性指标时, 基于一个假设: 优化过程中只通过改变磨煤机出力来调整优化目标值, 而假设其他运行参数在调整前后保持不变, 即计算目标函数时的运行参数均取实时值作为输入。

3.2.4 算法流程

NSGA-II进行出力组合优化计算的流程如下:

- S1: 读取当前磨煤机出力组合 B_j^0 , 磨煤机煤种煤质及实时运行参数; 设置目标个数和变量范围;
- S2: 在变量范围内随机生成大小为100的初始种群 P_0 ;
- S3: 对种群 P_0 中的每个个体进行热量修正;
- S4: 计算种群 P_1 中的每个个体的目标函数值, 将数值拼接在个体编码后;
- S5: 对当前种群进行快速非支配排序, 将排序等级拼接在个体编码后;
- S6: 计算种群中每个个体的拥挤度, 将拥挤度数值拼接在个体编码后;
- S7: 对种群 P_1 进行选择、交叉、变异操作, 生成新种群 Q_1 ;
- S8: 对 Q_1 中的每个个体进行热量修正;
- S9: 合并 P_1 和 Q_1 , $R_t = P_1 \cup Q_1$;
- S10: 计算 R_t 中每个个体的目标函数值;
- S11: 依据目标函数值对 R_t 进行非支配排序;
- S12: 依据排序等级和拥挤度选择 N 个个体填充 P_{t+1} ;
- S13: 判断是否达到最大循环代数, 否, 则跳转到 S4, 继续计算; 是, 则跳出循环;
- S14: 计算结束, 依据用户对不同指标的关注程度在 P_{t+1} 中选择最优解。

NSGA-II的遗传操作算子较复杂。快速非支配排序、拥挤度计算、选择、交叉和变异算子的详细过程参见文献[22]。

遗传算法是一种随机搜索算法, 因此在初始化种群和对种群进行变异操作以后, 每个个体所对应

的出力组合的总热值可能大于或者小于变异前的个体, 而在假设负荷不变的情况下, 锅炉输入总热量应保持不变, 因此需要对变异后的个体进行热值修正, 使磨煤机出力在调整前后满足热量守恒关系。

4 磨煤机组合优化的应用

笔者所在研究组为某电厂开发了实用的燃煤掺烧动态优化决策系统, 本文所述的磨煤机组合优化模型为系统中的部分功能模块, 以下为机组合优化在该某厂的应用实例。

某段时间电厂存煤有8种, 通过配煤计算得到的配煤方案为 YM:YN:AZ=3:1:1, 3种煤的煤质如表4所示。

表4 煤种煤质

Tab. 4 Coal properties

煤种	$A_{ar}/\%$	$V_{ar}/\%$	$Q_{net,ar}/(MJ/kg)$	$M_{ar}/\%$	$C_{ar}/\%$	$S_{ar}/\%$
YM	17.44	28.32	21.17	13.7	40.54	0.73
YN	5.08	38.92	16.62	32.8	23.2	0.31
AZ	15.08	29.49	23.1	9.6	45.83	0.95

配煤方案计算出以后需要确定磨煤机煤种组合方案, 即上煤方案, 以指导燃料运行人员正确地上煤。利用本文介绍的磨煤机煤种组合优化模型和算法, 计算得到23个Pareto最优解, 表5所示为部分Pareto最优解。

表5 部分煤种组合 Pareto 解

Tab. 5 Part of the Pareto solutions of pulverizer-coal combination

解	A	B	C	D	E	F	R_b^0	R_s^0
1	YN	—	YM	YM	AZ	YM	0.817	1.991
2	YN	AZ	YM	YM	—	YM	0.818	1.990
3	AZ	—	YN	YM	YM	YM	0.812	2.034

实际应用中, 对不同指标的关注程度以模糊权重来表示, 对 R_b^0 和 R_s^0 分别设置为 0.3, 0.7, 即更重视煤种组合的低负荷稳燃能力。根据设定的权重最终选择解3为煤种组合方案, 即A仓布置AZ煤, C仓布置YN煤, D、E、F仓布置YM, B仓备用。

在此煤种组合方式下, 某一时刻的出力组合如表6所示。

表6 某一时刻的出力组合

Tab. 6 An outputs combination at some time

磨煤机	煤种	出力/(t/h)
A	AZ	43.63
B	YN	52.48
C	YM	51.22
D	YM	45.37
F	YM	44.64

此时的锅炉效率为 93.09%，SO₂ 排放为 46.81 mg/m³，烟尘排放为 10.18 mg/m³，NO_x 排放为 249.78 mg/m³。以下利用本文建立的磨煤机出力组合优化模型及算法对锅炉燃烧和排放进行优化。

为提高寻优速度，对目标函数进行降维处理，将 NO_x、SO₂ 和烟尘排放特性指标构造为 1 个指标：

$$R_e = \lambda_1 R_{NO_x} + \lambda_2 R_{SO_2} + \lambda_3 R_{ash} \quad (7)$$

式中 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 既为 3 个指标之间的权重关系，也用于调节 R_e 的取值大小。

以 R_b 、 R_s 、 R_e 为目标，用 NSGA-II 对出力组合进行优化，初始种群大小取 100，最大进化代数取 100，同时，为适应算法需要，将 R_b 取倒数形式表示(R'_b)，3 个目标都追求最小。经过 3.32 s 完成计算，其中部分 Pareto 解如表 7 所示。

表 7 出力组合优化部分 Pareto 解

Tab. 7 Part of the Pareto solutions of outputs combination

解	BA	BC	BD	BE	BF	Rb'	Rs	Re
1	45.63	51.98	44.64	46.71	48.09	4.22	1.00	62.57
2	45.50	48.26	44.40	53.15	44.95	3.92	2.84	65.46
3	42.23	54.96	46.16	47.13	47.51	5.96	0.51	72.03
4	47.41	46.68	47.92	46.98	46.76	3.50	1.91	68.96
5	52.48	44.36	42.38	51.37	44.19	3.79	5.19	66.94
6	42.44	52.92	51.78	47.22	43.18	4.08	2.56	68.49

计算出 Pareto 解集以后，系统对实时燃烧状态进行评价，由于此时的锅炉效率(93.09%)较设计值(93.52%)偏低，污染物排放情况较好，故优化目标侧重于锅炉燃尽特性，最终选择解 4 为优化方案。

按照方案 4 对出力进行调整以后，实时测得锅炉效率为 93.43%，SO₂ 排放为 61.0 mg/m³，烟尘排放为 9.68 mg/m³，NO_x 排放为 253.34 mg/m³，可见，出力组合优化以后，锅炉效率有明显的提高，污染物排放指标都有所上升，但仍在比较良好的范围以内。

对于多目标优化问题，目标函数之间可能是相互制约甚至是矛盾的，通过对实时运行参数进行评价，动态地选取侧重目标，进而在 Pareto 解集中选择最优解，可以有效地提高优化程序的决策水平。

5 结论

1) 分磨掺烧是一种适用于燃煤电厂进行自主配煤掺烧的有效方式，煤种分磨制粉有利于调节制粉系统和燃烧器参数，从而对掺烧进行优化。实现分磨掺烧的核心问题是配煤方案、磨煤机煤种组合

方案以及出力组合方案的确定，在实际应用中，这三类方案都不是唯一的，因此，方案的选取过程需要经过合理的数学描述和优化。

2) 煤种组合优化和出力组合优化的目标是使混煤具有相对高的燃烧效率，防止炉膛结渣，保证锅炉的低负荷稳燃能力以及减少污染物排放。本文构建的特性指数 R_b 、 R_s 和 R'_b 并不能全面表征相关特性，但可以对不同磨煤机组合方式进行比较，为组合优化过程提供量化的指标。通过实际应用，证明这些指标具备一定的表征能力，能快速且准确判断磨煤机组合方式的优劣，其用于优化指导是合理的。

3) 混煤燃烧中 NO_x 排放特性的机理十分复杂，利用神经网络建立黑箱模型，在正确选取影响 NO_x 生成因素的前提下，神经网络模型能得到较满意的预测结果。此外，神经网络可以进行在线学习，总结经验，从而不断提高模型的精确程度。

4) 磨煤机组合优化是一个多目标优化问题，煤种组合优化的解空间较小，采用穷举法寻优；出力组合优化则采用多目标遗传算法寻优，算法可以在一次计算以后得到多个 Pareto 最优解，提供丰富的选择空间，实际应用中，依据锅炉的实时状态，动态地选取最优解，能够灵活地对混煤燃烧和污染物排放进行优化，使综合效益始终保持最优。

参考文献

- [1] 阎维平, 陈吟颖, 邢德山, 等. 电站煤粉锅炉掺烧强结渣煤的混煤结渣性能研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(14): 93-97.
Yan Weiping, Chen Yinying, Xing Deshan, et al. Performances of pulverized-coal boilers burning heavy slagging blending coals[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(14): 93-97(in Chinese).
- [2] 段学农, 朱光明, 宾谊沅, 等. 湖南省电厂锅炉混煤掺烧技术应用[J]. 中国电力, 2010, 43(2): 48-51.
Duan Xuenong, Zhu Guangming, Bin Yiyuan, et al. Application and development of coal-blended combustion technology in boiler in Hunan power plant [J]. Electric Power, 2010, 43(2): 48-51(in Chinese).
- [3] 应明良, 戴成峰, 胡伟锋, 等. 600 MW 机组四角切圆燃烧锅炉掺烧褐煤技术分析[J]. 热力发电, 2010, 39(6): 34-37.
Ying Mingliang, Dai Chengfeng, Hu Weifeng, et al. Analysis of mixedly burning lightie technology in tangential firing boiler of 600 MW unit[J]. Thermal Power, 2010, 39(6): 34-37(in Chinese).
- [4] Guo Xijin, Chen Ming, Wu Jiawei. Coal blending

- optimization of coal preparation production process based on improved GA[J]. *Procedia Earth and Planetary Science*, 2009, 1(1): 654-660.
- [5] Yin Chungeng, Luo Z, Zhou Junhu, et al. A novel non-linear programming-based coal blending technology for power plants[J]. *Transactions of IChemE*, 2000, 78(A): 128-124.
- [6] 周洁, 袁镇福, 林海. 大型火电厂锅炉燃煤分层混烧最优优化研究[J]. *锅炉技术*, 1998(8): 21-25.
Zhou Jie, Yuan Zhenfu, Lin Hai. Research on optimizing mixed burning of coal by layer for boilers in large thermal power plant[J]. *Boiler Technology*, 1998(8): 21-25(in Chinese).
- [7] Gupta V, Mohanty M, Mahajan A, et al. Genetic algorithms—A novel technique to optimize coal preparation plants[J]. *International Journal of Miner Process*, 2007(84): 133-143.
- [8] 阮伟, 周俊虎, 曹欣玉, 等. 优化配煤专家系统的研究及应用[J]. *浙江大学学报:工学版*, 2001, 35(4): 423-426.
Ruan Wei, Zhou Junhu, Cao Xinyu, et al. Research and application of the expert system for coal blend[J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2001, 35(4): 423-426(in Chinese).
- [9] 夏季, 华志刚, 彭鹏, 等. 基于非支配排序遗传算法的无约束多目标优化配煤模型[J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(2): 85-90.
Xia Ji, Hua Zhigang, Peng Peng, et al. A model of unconstrained multi-objective optimization of coal blending based on the non-dominated sorting genetic algorithm [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(2): 85-90(in Chinese).
- [10] Helle S, Gordon A, Alfaro G, et al. Coal blend combustion: link between un-burnt carbon in fly ashes and mackerel composition[J]. *Fuel Processing Technology*, 2003, 80(3): 209-223.
- [11] 温文杰, 马晓茜, 刘翱. 锅炉混煤掺烧的飞灰含碳量预测与运行优化[J]. *热力发电*, 2010, 39(3): 30-35.
Wen Wenjie, Ma Xiaoqian, Liu Ao. Prediction of unburned carbon content in fly ash and operation optimization for mixedly burning blended coal in boilers[J]. *Thermal Power Generation*, 2010, 39(3): 30-35(in Chinese).
- [12] 张衍国, 蒙爱红, 梁静, 等. 灰渣组分对灰渣熔点影响的实验研究[J]. *清华大学学报:自然科学版*, 2007, 47(11): 2010-2013.
Zhang Yanguo, Meng Aihong, Liang Jing, et al. Experimental investigation of slag melting points influenced by additional chemical components[J]. *Journal of Tsinghua University: Science & Technology*, 2007, 47(11): 2010-2013(in Chinese).
- [13] Goni C, Helle S, Garcia X, et al. Coal blended combustion: Fusibility ranking from mineral matter composition[J]. *Fuel*, 2003, 82(15-17): 2087-2095.
- [14] Mendez L B, Borrego A G, Martinez-Tarazona M R, et al. Influence of petrographic and mineral matter composition of coal particles on their combustion reactivity [J]. *Fuel*, 2003, 82(9): 1875-1882.
- [15] Su S, Pohl J H, Holcombe D, et al. Slagging propensities of blended coals[J]. *Fuel*, 2001, 80(9): 1351-1360.
- [16] Yin Chungeng, Luo Zhongyang, Ni Mingjiang, et al. Predicting coal ash fusion temperature with a back-propagation neural network model[J]. *Fuel*, 1998, 77(15): 1777-1782.
- [17] Backreedy R I, Jonesa J M, Ma L, et al. Prediction of unburned carbon and NO_x in a tangentially fired power station using single coals and blends[J]. *Fuel*, 2005, 84(17): 2196-2203.
- [18] Rubiera F, Arenillas A, Arias B. Modification of combustion behaviour and NO emissions by coal blending[J]. *Fuel Processing Technology*, 2002, 77-78(20): 111-117.
- [19] Reifmanj, Feldmane E. Identification and control of NO_x emission using neural networks[J]. *Journal of Air & Waste Management Association*, 1998, 48(5): 408-471.
- [20] 周开利, 康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 1 版, 2005: 134-141.
Zhou Kaili, Kang Yaohong. Neural network model and MATLAB simulation and programming[M]. Beijing: Tsinghua University Press, First Edition, 2005: 134-141(in Chinese).
- [21] Miettinen K. Nonlinear multi-objective optimization. boston[M]. MAA: Kluwer, 1999: 10-18.
- [22] Deb K, Pratab A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2002, 6(2): 182-197.



夏季

收稿日期: 2011-02-16。

作者简介:

夏季(1986), 男, 博士研究生, 研究方向为火电厂配煤掺烧及燃烧优化技术, summerdashu@163.com;

陈刚(1965), 教授, 博士生导师, 研究方向为煤粉燃烧理论及技术, 燃煤污染物排放与防治, 本文通讯作者, gangchen@mail.hust.edu.cn。

(责任编辑 王庆霞)