

# 宽负荷下供热机组煤耗实时寻优分析

王志敏, 黄骞, 王可轩, 李水清

(热科学与动力工程教育部重点实验室(清华大学能源与动力工程系), 北京市 海淀区 100084)

## Real-time Optimization Analysis of Coal Consumption of Co-generation Units Under Varied Loads

WANG Zhimin, HUANG Qian, WANG Kexuan, LI Shuiqing

(Key Laboratory of Thermal Science and Power Engineering of Ministry of Education (Department of Energy and Power Engineering, Tsinghua University), Haidian District, Beijing 100084, China)

**ABSTRACT:** The clean and efficient operation of coal-fired units with varying loads is crucial for achieving the goal of carbon neutrality. Currently, there is still much room for the reduction of the coal consumption of unit operation, but the effective theory to guide operational adjustment is still in need. First, this paper develops a counterbalance model for real-time calculation of the coal consumption in a 350MW co-generation unit, and proposes a Sodal sensitivity analysis method based on this model to obtain the sensitivity coefficient of each important controllable parameter of the unit. Secondly, the R method is used to screen the steady-state data of the unit in real time, and the operating conditions of the unit are divided by the three-dimensional boundary (heat-to-power ratio of the unit, unit load and the ambient temperature) constraint. Furthermore, the constraint method is used to construct a multivariate optimization model of heating units with coal consumption as the main goal, so as to obtain optimal coal consumption and the corresponding state of the unit in the historical conditions close to the present moment. Finally, the deviation between the real-time operation data of a 350MW heating unit and the optimization results of the model is calculated, and the carbon economy of the low-carbon operation of the unit is quantified by using “carbon emission reduction” as the evaluation index, which verifies the reliability of the practical application of the model.

**KEY WORDS:** coal-fired unit; coal consumption optimization; co-generation of heat and power; sensitivity analysis; CO<sub>2</sub> emission reduction

基金项目: 国家自然科学基金项目(51725601); 华能集团总部科技项目基础能源科技研究专项(HNKJ20-H50)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (51725601); Huaneng Group Science and Technology Research Project (HNKJ20-H50).

**摘要:** 燃煤机组宽负荷清洁高效运行是平稳达成“双碳”目标的关键支撑技术之一。当前, 机组运行煤耗仍具较大优化空间, 但各变量的优化调整尚依赖于经验, 缺乏理论性。首先, 该文构建基于反平衡方法的350MW供热机组供电煤耗实时计算模型, 同时提出基于该模型的Sodal敏感性分析法以获取机组各重要可控参数的敏感性系数。其次, 采用R检测法实时筛选机组稳态数据, 并通过三维边界(供热比、负荷、环境温度)约束方式给出机组运行工况划分方式。进一步, 采取主要目标法构建以煤耗为主要目标的供热机组多元寻优模型, 从而获得机组各工况的历史可达最优煤耗点。最后, 计算一台350MW供热机组实时运行数据与模型寻优结果的偏差, 并以“碳减排量”作为评价指标, 量化该机组低碳运行的碳经济性, 验证了该模型实际应用的可靠性。

**关键词:** 燃煤机组; 煤耗寻优; 热电联供; 敏感性分析; CO<sub>2</sub>减排

## 0 引言

煤电作为保障我国能源安全的基础与压舱石, 仍是我国重要碳排放源, 占全国碳排放量的比重超过40%<sup>[1]</sup>。“双碳”目标下, 为支撑可再生能源大规模并网消纳, 火电机组面临深度调峰运行常态化。但机组低负荷运行时供电煤耗显著增大: 以600MW等级超临界锅炉为例, 其半负荷运行时供电煤耗比额定负荷增加约30g/(kW·h)<sup>[2-3]</sup>。火电宽负荷运行下的节能降耗对降低碳排放效果显著: 依2020年全国火力发电数据, 发电煤耗每下降1g/(kW·h), CO<sub>2</sub>排放量可降低1880万吨, 这是目前国内最大碳捕集工程集碳量的125倍<sup>[4]</sup>。从2006年到2020年, 电力行业累计减少碳排放约185.3亿吨, 其中供电煤耗降低对电力行业碳减排贡献率为36%<sup>[5]</sup>, 仍存较大发展空间。因此, 进一步挖掘火

电机组运行的节能降耗潜力,是平稳达成“双碳”目标可行技术路径中的重要一环。

为优化机组运行调控策略,实现机组宽负荷运行减污降碳,确定机组在当前工况下各运行参数“基准值”是一个长久的目标<sup>[6]</sup>。在设计工况下,汽机汽水系统图及锅炉热力计算给出了关键参数基准值;在非设计工况下,可通过机组热力性能试验或机组变工况热力计算模型获得参数基准值。但当前机组调峰过程负荷波动频繁,运行工况复杂,热力试验难以完全覆盖,变工况热力计算准确度低,也无法实现对机组关键经济性指标的实时监测。

另一种被广泛研究的方法是建立电厂非稳态热力学模型,并基于机理模型开展约束优化研究,求取最优运行基准值<sup>[7-11]</sup>。文献[7]基于原则性热力计算对亚临界机组动态建模,并校验了模型在多个稳负荷段下的目标参数预测结果。文献[8]将机组按9个单元分别建模,并利用蒸汽参数等条件融合各子模型,实现了机组关键运行参数在线监测。类似方式也可用于锅炉本体的动态建模<sup>[10-11]</sup>。直接基于动态热力模型的优化方法可解释性较好,但由于含有许多常(偏)微分方程,求解十分复杂。

近年来,随着我国电厂数字化建设的大幅推进<sup>[12]</sup>,厂级实时监控信息系统(supervisory information system in plant level, SIS)及管理信息系统(management information system, MIS)可获取并存储电厂实时生产过程的海量运行数据。在此基础上开展数据挖掘,以机组各工况下历史最优状态作为运行基准值的“寻优”策略逐步成为可行技术途径<sup>[13]</sup>。可将现有寻优过程概述为如下4个步骤:

1) 计算机组实时煤耗。现有研究多采用各类机器学习算法建立机组煤耗与关键运行参数的关联模型,如随机森林回归<sup>[14]</sup>、广义回归神经网络<sup>[15]</sup>、长短期记忆网络<sup>[16]</sup>、支持向量机<sup>[17-18]</sup>、BP神经网络<sup>[19]</sup>等,但机组实时煤耗机理模型较为缺乏,这不利于各类有监督学习方法的准确训练。

2) 划分工况,以期在不同工况下分别寻获最优基准值。一般是将典型参数(如机组负荷、环境温度等)等间隔“网格”划分,也有文献采用层次聚类等方法进行工况划分<sup>[14]</sup>。

3) 明确寻优策略。现有研究多采用不同算法提取煤耗的主要影响参数,并通过遗传算法迭代<sup>[14]</sup>、高维聚类<sup>[15-17]</sup>等方法确定各工况区间内的运行参数最优基准值。

4) 确定参数优化调节策略:对煤耗模型进行敏感性分析<sup>[20]</sup>,量化不同工况下各寻优变量(一般为可调变量)对机组供电煤耗的影响程度,判别重点调节参数,优化调整方案。由于现有实时煤耗模型多为机器学习关联模型,因此相应的敏感性分析也多采用灰色关联度分析<sup>[15]</sup>、输入参数扰动<sup>[17-19]</sup>等“局部”方法。

综上所述,已有机组寻优多基于机器学习算法构建的供电煤耗回归模型,而非热力计算模型;且模型主要针对纯凝机组。在当前煤电“三改联动”发展趋势下,考虑供热比的影响,开展热电联供机组宽负荷运行优化更为迫切。在寻优策略方面,当前研究多以单一煤耗为目标<sup>[14-19]</sup>,但实际运行中需综合考虑污染物等因素的影响以确定运行最优基准点<sup>[21]</sup>。同时,在机组运行优化的成效评估方面,现役机组的优化运行是适用于化石燃料电站减排的重要方式之一,以CO<sub>2</sub>减排潜力为指标评估运行优化效果具有广泛的通用性<sup>[22]</sup>,既可量化对模型可实现效果的预期,也可作为机组历史运行状况的评价指标。文献[23]基于典型动力用煤煤质数据,计算获得了不同煤种标准煤的二氧化碳排放量,可为研究中CO<sub>2</sub>减排量计算提供参考。

因此,本文以某350MW供热机组为对象,构建机组反平衡实时煤耗计算模型。对机组历史运行数据进行稳态筛选和多维工况划分,并在各工况区间内开展多元寻优,构建机组运行最优工况数据库。进而对煤耗模型进行全局敏感性分析,结合实时寻优偏差,明确优先调节的可控变量。最后,量化该机组运行优化的供电CO<sub>2</sub>减排量,评估机组碳减排能力。该模型的实际应用可为承担调峰任务的供热机组提供明确的运行调整方向,对实现宽负荷下机组低碳、低污染物运行具有一定参考。

## 1 煤耗计算与敏感性分析

### 1.1 燃煤机组实时煤耗计算方法

机组供电煤耗 $b_g$ (单位g/(kW·h))指机组向外提供1kW·h电能所消耗的标准煤量,是评估机组运行效率的关键,可用于辅助分析机组运行过程的缺陷与不足,为改善机组性能提供决策依据<sup>[24]</sup>。

机组供电煤耗主要有正平衡、反平衡两类计算方法。正平衡方法基于一定时段内机组的总给煤量,结合所用煤种发热量、统计期内发电量及厂用电率,计算得到机组的供电煤耗,常用于火电厂的

定期煤耗考核<sup>[24]</sup>。但给煤量及煤种发热量的实时测定难度大、准确度低,因此机组实时煤耗的计算通常采用反平衡方法<sup>[25-26]</sup>。该方法利用机组的发电热耗率(机组每生产 1kW·h 电所消耗的热量)、锅炉热效率及厂用电率获得火电机组的供电煤耗:

$$b_g = \frac{Q_c}{10^3 \cdot W \eta_b \eta_g (1-e)} \quad (1)$$

式中:  $Q_c$  为机组发电热耗量, kJ/h;  $W$  为机组有功功率, MW;  $q$  为标准煤发热量, kJ/g;  $\eta_b$  为锅炉热效率, %;  $\eta_g$  为管道效率, %;  $e$  为厂用电率。

在具体煤耗计算过程中,通过实时读取机组厂级信息监控系统回传的机组给水流量、主蒸汽及再热蒸汽温度、压力等多个运行参数,计算机组总热耗量:

$$Q_0 = D_0 h_0 + D_{rh} h_{rh} - D_{pq} h_{pq} - D_{fw} h_{fw} - D_{jw} h_{jw} + D_{ma} h_{ma} \quad (2)$$

式中:  $Q_0$  为机组总热耗量, kJ/h;  $D_0$  为主蒸汽流量, kg/h;  $h_0$  为主蒸汽焓, kJ/kg;  $D_{fw}$  为主给水流量, kg/h;  $h_{fw}$  为主给水焓, kJ/kg;  $D_{rh}$  为再热蒸汽流量, kJ/kg;  $h_{rh}$  为再热蒸汽焓, kJ/kg;  $D_{pq}$  为高压缸排汽流量, kg/h;  $h_{pq}$  为高压缸排汽焓, kJ/kg;  $D_{jw}$  为减温水流量, kg/h;  $h_{jw}$  为减温水焓值, kJ/kg;  $D_{ma}$  为补充水流量, kg/h;  $h_{ma}$  为补充水焓值, kJ/kg。

对于大型机组,利用标准节流元件的蒸汽流量直接测量通常会造不可忽略的节流损失,导致测量结果与实际值偏差较大,故一般不设置高温蒸汽流量测点<sup>[27]</sup>。因此,式(2)所涉及的蒸汽流量均通过间接计算得到。首先,通过主给水流量、过热减温水流量以及锅炉汽水损失量计算机组主蒸汽流量;其次,通过主蒸汽流量拟合计算高压缸平衡鼓漏汽流量、高压缸轴封漏汽流量及高压缸内杆漏汽流量,同时利用高压加热器热平衡计算得到一、二段抽汽流量,进一步计算高压缸排汽流量(详见附录 A):

$$D_{pq} = D_0 - D_1 - D_2 - D_i \quad (3)$$

式中:  $D_1$  为一段抽汽流量, kg/h;  $D_2$  为二段抽汽流量, kg/h;  $D_i$  高压缸漏气流量, kg/h。最后,再热蒸汽流量为高压缸排汽流量与再热减温水流量之和。

对于纯凝机组,上述计算所得  $Q_0$  即为机组的发电热耗量  $Q_c$ 。而对供热机组,需结合机组对外供热比  $r$  (汽轮机组向外供出的热量与机组热耗量的百分比)求取  $Q_c$ :

$$Q_c = Q_0 \cdot (1-r) \quad (4)$$

此外,本文利用反平衡法测算锅炉热效率,该方法以燃料的热量为 100%,通过测定和计算锅炉各项热量损失求得锅炉热效率  $\eta_b$ :

$$\eta_b = 100 - q_2 - q_3 - q_4 - q_5 - q_6 \quad (5)$$

式中:  $q_2$  为锅炉排烟热损失, %;  $q_3$  为气体未完全燃烧热损失, %;  $q_4$  为固体未完全燃烧热损失, %;  $q_5$  为锅炉散热损失, %;  $q_6$  为灰渣热损失, %。

最后,若机组的高厂变电量不包含公用系统能耗,且厂内各机组均有独立的高厂变测点,则可利用机组高厂变、励磁变及启备变功率值求得用于机组自身运行的耗电量;否则,为获得实际生产厂用电量,需采用辅机电耗加和的方式计算机组厂用电量  $e$ 。此外,针对供热机组,还需考虑热网循环水泵等设备的供热厂用电率分摊问题(详见附录 A)。

## 1.2 全局敏感性分析

敏感性分析常用于判定最优化问题中模型参数对最优解的影响,或定量表征模型的输入属性变化对输出状态的影响程度,根据其作用范围可分为局部敏感性分析和全局敏感性分析两类<sup>[28]</sup>。针对影响供电煤耗的参数敏感性,注意到机组宽工况运行,且各运行参数间的复杂相互作用及非线性响应不可忽略。因此,较之传统基于梯度(如雅可比矩阵)的局部敏感性分析,基于方差的全局敏感性分析(Sobol 方法)可度量各输入参数在全状态空间内对模型输出的定量影响,且具有适宜的计算复杂度,更适于分析机组煤耗<sup>[29]</sup>。

该方法将模型记作函数  $Y=f(\mathbf{X})$ , 其中  $\mathbf{X}=(X_1, X_2, \dots, X_n)$  为模型的  $n$  维输入变量,将  $X_i$  视作相互独立且服从区间  $[0,1]$  上均匀分布的随机变量;  $Y$  为模型的单变量输出。将  $f(\mathbf{X})$  如下分解:

$$Y = f_0 + \sum_{i=1}^n f_i(X_i) + \sum_{i<j} f_{i,j}(X_i, X_j) + \dots + f_{1,2,\dots,n}(X_1, X_2, \dots, X_n) \quad (6)$$

式中  $f_0$  为常数,其余各分解项正交,即对指标  $k=i_1, i_2, \dots, i_s$ , 均有:

$$\int_0^1 f_{i_1, i_2, \dots, i_s}(X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_s}) dX_k = 0 \quad (7)$$

由此将模型分解为单变量、两变量及多变量等不同维度函数的组合,且各分解项的积分与输出  $Y$  的条件期望相关,如下所示:

$$E(Y) = \int_0^1 f(\mathbf{X}) \prod_k dX_k = f_0 \quad (8)$$

$$E(Y | X_i) = \int_0^1 f(\mathbf{X}) \prod_{k \neq i} dX_k = f_0 + f_i(X_i) \quad (9)$$

$$E(Y | X_i, X_j) = \int_0^1 f(\mathbf{X}) \prod_{k \neq i, j} dX_k = f_0 + f_i(X_i) + f_j(X_j) + f_{i,j}(X_i, X_j) \quad (10)$$

可定义  $f_i(X_i)$  为  $X_i$  主效应, 即单独改变  $X_i$  对  $Y$  的影响;  $f_{i,j}(X_i, X_j)$  为  $X_i$  与  $X_j$  同时变化所产生的二阶交互作用; 可对高阶项作类似定义。

进一步假设  $f(\mathbf{X})$  平方可积, 则  $f(\mathbf{X})$  方差为

$$D = \int_0^1 f^2(\mathbf{X}) \prod_k dX_k - f_0^2 \quad (11)$$

各分解项的方差定义为

$$D_{i_1, i_2, \dots, i_s} = \int_0^1 f_{i_1, i_2, \dots, i_s}^2 dX_{i_1} dX_{i_2} \dots dX_{i_s} \quad (12)$$

则由式(1)可得方差分解表达式为

$$D = \sum_{i=1}^n D_i + \sum_{i < j} D_{i,j} + \dots + D_{1,2,\dots,n} \quad (13)$$

进而定义考虑总效应的  $s$  阶全局敏感性指标为

$$S_{T_{i_1, i_2, \dots, i_s}} = (\sum_{k \geq s} D_{i_1, i_2, \dots, i_k}) / D \quad (14)$$

式(14)表示所有包含输入变量  $X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_s}$  的高阶分解项方差占总方差  $D$  的比例。在实际分析中, 常使用单个输入变量  $X_i$  的全效应敏感系数  $S_{T_i}$ : 若  $X_i$  变化所引起的主效应项  $f_i(X_i)$  及高阶交互作用项的方差变化越大, 则表明模型对该变量的变化越敏感, 也即该变量的偏离对模型输出影响越大。注意到  $\sum_{i=1}^n S_{T_i} \geq 1$ 。该方法度量了  $X_i$  在其整个状态空间上对模型输出的“灵敏度”, 且可处理非线性响应及非加性系统的变量相互作用<sup>[30]</sup>。

## 2 机组多元实时运行优化模型

### 2.1 稳态检测

当火电机组变工况非稳态运行时(主要是启停及快速升降负荷阶段), 各设备运行参数变动剧烈, 且相互间存在响应时滞; 因此难以将非稳定运行的机组状态作为运行寻优的基础。应对对机组运行最优状态的挖掘建立在稳态数据之上。本文采取基于数据统计的稳态检测, 该类方法无需考虑火电机组的复杂机理特征, 检测参数的确定具有充分理论支撑, 是一类有效的机组稳态辨识方法。其中由 Rhinehart 等<sup>[31]</sup>提出的  $R$  检测方法具有一定的抗噪声能力, 同时无需区间划分, 可实现在线状态辨识, 具有较高的可靠性和可行性<sup>[32]</sup>。该方法是一种基于变量方差构建的检验方法, 首先对输入变量  $X_i$  进行

一阶滤波:

$$X_{f,i} = \lambda_1 X_i + (1 - \lambda_1) X_{f,i-1} \quad (15)$$

式中  $0 \leq \lambda_1 \leq 1$ 。进而利用滤波法分别计算实际值与滤波值方差的无偏估计:

$$v_{f,i}^2 = \lambda_2 (X_i - X_{i-1})^2 + (1 - \lambda_2) v_{f,i-1}^2 \quad (16)$$

$$\delta_{f,i}^2 = \lambda_3 (X_i - X_{i-1})^2 + (1 - \lambda_3) \delta_{f,i-1}^2 \quad (17)$$

以两种方法估计的噪声方差之比来构建检验统计量  $R$ , 如下:

$$R_i = \frac{(2 - \lambda_1) v_{f,i}^2}{\delta_{f,i}^2} \quad (18)$$

可证明, 若过程变量为稳态, 则  $R$  近似于 1; 而若变量出现均值偏移, 则  $R$  大于 1。实际中, 各种  $R$  统计量的概率密度函数在不同过程噪声分布下呈现一定的稳定性。选取不同的  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  值可使  $R$  服从不同的概率密度分布, 且合适的  $\lambda$  值可使处于稳态和非稳态状态下的参数  $R$ -概率密度分布分离。因此可通过实时计算待检测信号的统计量  $R_i$ , 并与一定置信度  $\alpha$  下的阈值  $R_\alpha$  比较: 若  $R < R_\alpha$ , 则认为变量处于稳态; 反之则为非稳态。文献<sup>[33]</sup>给出了一些置信度  $\alpha$  下的推荐滤波值  $\lambda$  及阈值  $R_\alpha$ 。在该方法中, 每一时刻的检测统计量  $R$  仅依赖于上一时刻的运行统计量, 计算量小, 内存需求低, 适用于机组状态的在线稳态检测。

### 2.2 机组多元运行寻优方法

机组的减污降碳优化可以看作是由运行可控参数、维修可控参数以及负荷、环境等不可控参数构成的多维度约束优化问题<sup>[34]</sup>。其中, 负荷是对机组供电煤耗影响最大的外部因素之一; 环境温度则影响机组热力循环效率, 使机组往往在不同外部温度下具有不同的运行状态。此外, 对于供热机组, 各时段的供热量也是影响机组供电煤耗的重要因素。因此本文选取机组运行负荷、环境温度及供热比作为供热机组运行优化的边界约束集, 对机组历史数据进行三维工况划分, 将落在同一区间内的数据点视为处于相同工况。在此基础上, 以机组供电煤耗  $b_g$  及污染物  $\text{NO}_x$ 、 $\text{SO}_2$ 、粉尘的排放量 ( $m_i, i=1,2,3$ ) 作为优化目标, 对同工况下的历史数据进行综合统计寻优。基于各寻优目标的特性, 本文选取主要目标法<sup>[35]</sup>来平衡煤耗及污染物寻优结果:

$$\begin{cases} \min_{l \in D} b_g(X^l) \\ D = \{l | m_i(X^l) \leq \varepsilon_i\} \end{cases} \quad (19)$$

式中： $X^l=(X_1^l, X_2^l, \dots, X_n^l)$ 为机组各控制变量在  $l$  时刻的值； $\varepsilon_i(i=1,2,3)$ 为各污染物的排放限值。即以污染物排放满足国家标准<sup>[36]</sup>为前提，对寻优数据进行初步约束，而后在新获取的数据子集中以供电煤耗最低为目标在各工况区间内寻优。最后，将寻优获得的基准点的各运行指标值作为机组在该工况下低碳运行的最优参数基准，用于分析机组实时运行偏差。

### 3 供热机组实例分析

本文针对某 350MW 超临界一次再热供热机组开展寻优分析研究。该机组主、再热蒸汽参数分别为 25.4MPa/571℃、4.095MPa/569℃，锅炉为对冲燃烧直流炉。锅炉设计可实现不低于 40% 负荷的稳定燃烧。图 1 所示为机组的热力系统图，可见机组汽轮机共有七段抽汽，供 1 号、2 号高压加热器、3 号高加外置蒸汽冷却器及 3 号高压加热器、除氧器、5 号、6 号、7 号低压加热器，其中 5 段抽汽可调整，

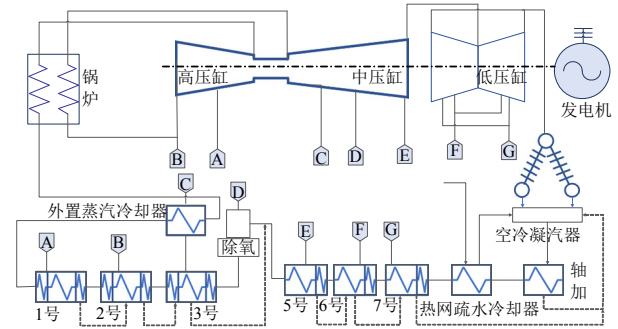


图 1 机组运行热力系统图

Fig. 1 Thermal power system of the unit

在采暖期供给两台热网加热器。

为开展寻优分析，从机组的实时监控信息系统 (SIS) 提取两年历史数据(从 2020 年 3 月 1 日至 2022 年 2 月 28 日)，采集了 195 个测点记录值，各测点数据的时间间隔为 5s，则所建立的历史数据库共计含有约  $2.45 \times 10^9$  条浮点数据。本文寻优分析的总体流程如图 2 所示，各步骤的效果将于下文详述。

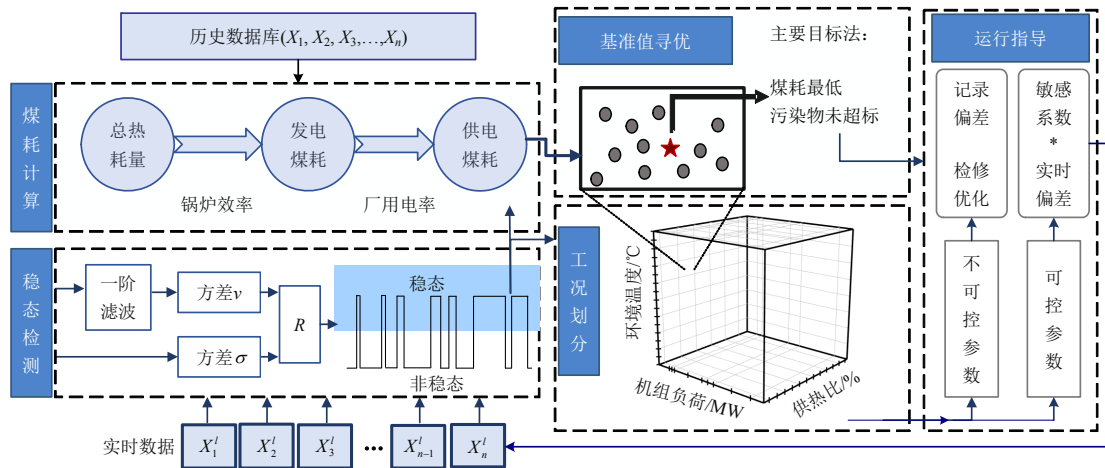


图 2 机组运行实时寻优流程

Fig. 2 Flow chart of real-time optimization of coal-fired unit operation

#### 3.1 数据准备与建模

首先，以机组运行负荷作为机组运行稳定判别的参考信号，利用  $R$  检测法筛选机组稳态数据。图 3 所示为 2022 年 1 月(上图)及 1 月 12 日(下图)的实际负荷与稳态判定结果(1 为稳态，0 为非稳态)。该机组主要在 40%~100% 负荷范围内运行。这里使用的  $R$  检测方法各参数确定为： $\lambda_1=\lambda_2=0.1$ ， $\lambda_3=0.001$ ，阈值  $R_\alpha=24$ 。可见该方法能较为灵敏地响应目标信号波动，计算量小，可有效实时判定机组是否处在稳态工况。

其次，利用 1.1 节所述机组反平衡煤耗计算方法，以 SIS 系统中 69 个变量作为输入参数，构建该机组实时供电煤耗模型。由此，本文获得了机组

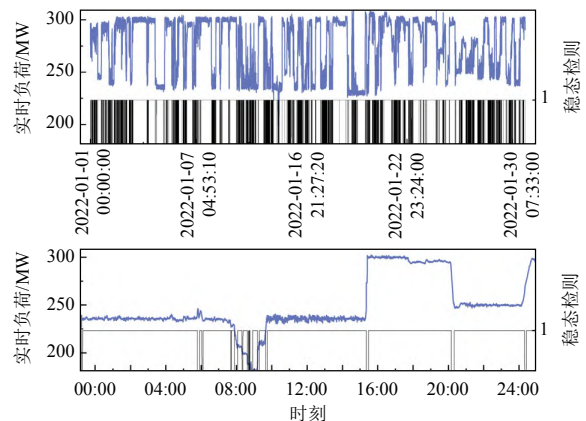


图 3 稳态检测整月(上)及单日(下)结果 (蓝线为实际负荷，黑线为实时稳态判定)

Fig. 3 Online identification of steady state for one month (upper) and one day (lower)



长期煤耗演化数据集,同时与该机组基于入炉煤量统计折算的正平衡年煤耗量进行校准,验证了模型的可靠性。

### 3.2 边界约束参数对供电煤耗的影响

本文以机组运行负荷、供热比 $r$ 及环境温度对历史数据进行工况划分。本节探究这些约束边界对机组供电煤耗的影响。图4所示为近一年内(2021年3月1日—2022年2月28日)的机组煤耗统计。为简化作图,图4中散点按1min间隔取样绘制。

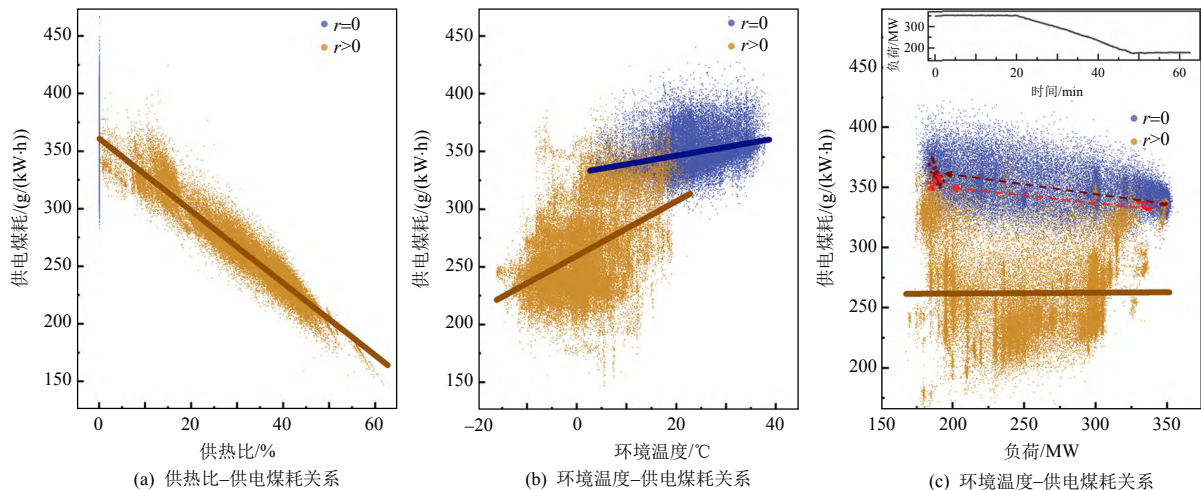


图4 机组供电煤耗与供热比 $r$ 、环境温度及负荷的关系图

Fig. 4 Coal consumption of the unit v.s. heat-to-power ratio  $r$ , ambient temperature and unit load

图4(b)所示为环境温度(由送风机入口空气温度表征)对煤耗的影响,可见二者呈显著正相关。但由于环境温度与机组供热量存在强耦合关系,为独立考察环境温度的影响,图4(b)给出了供热比 $r=0$ 的情形。可见,供电煤耗仍与环境温度存在较强正相关。环境温度升高可提高一、二次风温,但同时也会导致凝结水温度提高,汽机热耗率增大,机组整体运行效率降低。总体上,该机组在零供热工况下,环境温度每升高 $1^{\circ}\text{C}$ ,供电煤耗升高 $0.747\text{g}/(\text{kW}\cdot\text{h})$ 。

图4(c)所示为不同负荷下的机组供电煤耗。可见在排除供热比影响时( $r=0$ ),机组煤耗与负荷整体呈负相关。而在有供热( $r>0$ )时,机组供热煤耗的低限出现在低负荷段,这对应了高供热比工况,计算得到的供电煤耗较低。随着机组负荷降低,同负荷下的煤耗波动幅度呈上升趋势。即使在机组不供热( $r=0$ )且满负荷(350MW)运行时,仍存在 $20\text{g}/(\text{kW}\cdot\text{h})$ 的煤耗波动(排除离群点):这既有环境温度变化等因素造成的机组效率差异,也有机组实际运行状态优化不足的原因。图4(c)中标示了两段相似的机组降负荷过程中煤耗变化,机组均从满负荷以 $5.8\text{MW}/\text{min}$ 的速率降至175MW(50%负荷),可见初

始状态下煤耗相近,但两段的终态煤耗差异仍可达 $20\text{g}/(\text{kW}\cdot\text{h})$ ,表明机组运行仍有较大优化空间,且在低负荷、非设计工况下更为显著。

由图4(a)可见,计算所得的供电煤耗波动幅度随机组供热比 $r$ 增大而减小,且供电煤耗与供热比间呈线性负相关(线性拟合 $R^2=0.917$ ):供热比增加1个百分点,机组供电煤耗降低 $2.822\text{g}/(\text{kW}\cdot\text{h})$ 。这主要是供热机组煤耗算法(式(3))造成的:供热比越高(即机组五段抽汽量越大),单位时间内用于发电的蒸汽量越少,等效于在空冷岛中的热损失减少,机组供电煤耗越低。鉴于其对机组供电煤耗的重要影响,应在工况划分中将该维度约束加密。

### 3.3 机组多元运行寻优

在上文数据准备、建模及分析基础上,采用机组2年(2020年3月1日至2022年2月28日)历史数据及煤耗计算结果,依据图1流程开展多元实时寻优。在工况划分方面,利用供热比、负荷与环境温度确定相近工况。根据4.2节的分析结果,在各维度上的划分方式确定为:

- 1) 机组供热比在 $0\sim 56\%$ 区间内按 $2\%$ 间隔划分,大于 $56\%$ 单独作为一个区间;
- 2) 机组负荷在 $140\sim 330\text{MW}$ 之间按 $10\text{MW}$ 间隔划分, $120\text{MW}$ 以下作为一个区间,大于 $330\text{MW}$ 划为一个区间;
- 3) 环境温度在 $-15\sim 35^{\circ}\text{C}$ 之间按 $5^{\circ}\text{C}$ 间隔划分, $35^{\circ}\text{C}$ 以上和 $-15^{\circ}\text{C}$ 以下分别单独作为一个区间。

以上划分共计3960个三维工况区间,其中2512个区间包含足够多历史数据样本,具备寻优条件。此外,如图4所示的煤耗分布可见,同种工况下计算得到的实时煤耗存在少量离群点,而离群低值会

使最优基准点与实际值产生较大偏差。以机组满负荷、不供热状态下的煤耗分布统计为例，该工况下的煤耗上下限分别为 315 和 355g/(kW·h)，但有 98.37%的数据处于 327~348g/(kW·h)范围内，波动幅度仅为整体上下限差值的一半。因此，需首先在各工况区间内剔除煤耗值的离群点，进而搜寻符合污染物排放标准的煤耗最低样本点，作为该工况区间内的最优基准状态。

表 1 列出了机组 5 个典型工况区间，分别统计各工况下的平均运行煤耗及寻优最优煤耗，可获得各工况下的平均理想节煤量，如图 5 所示。可见在 M1 工况下，机组降至 52.8%负荷运行，理想节煤量最高，可达 28g/(kW·h)。但机组运行过程中各参数存在耦合效应，许多变量难以单独精确调整。实际中，机组运行参数分为运行可控、维修可控及不可控参数三类，仅运行可控参数(如主蒸汽参数、排烟温度等)能在机组运行中实时调整，降低由于该部分参数偏离最优值导致的煤耗。图 5 计算了各工况下仅调节运行可控参数的平均节煤量(多在 1~2g/(kW·h)范围)及其占理想节煤量的比例(折线，多在 2%~20%范围)。可见 M3 工况的可控节煤量最高，达 1.959g/(kW·h)：此时机组满负荷运行，虽然与历史最优运行偏离较低(理想节煤量较小)，但其中运行可控比例高，实时运行调整的优化收益更大。当

表 1 机组典型运行工况

Table 1 Typical operating conditions of the unit

工况	供热比/%	负荷/MW	环境温度/℃
M1	0	180~190	15~20
M2	0	250~260	15~20
M3	0	340~350	15~20
M4	20~22	300~310	-10~-5
M5	40~42	190~200	10~15

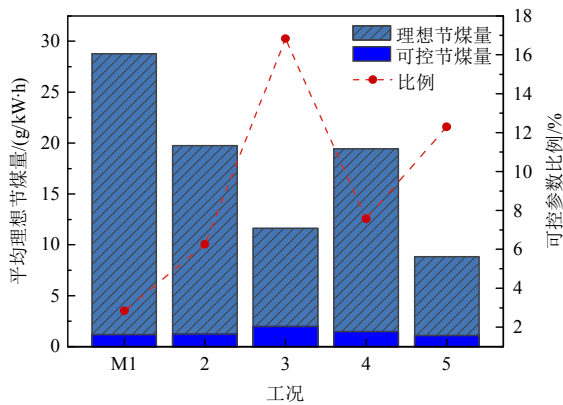
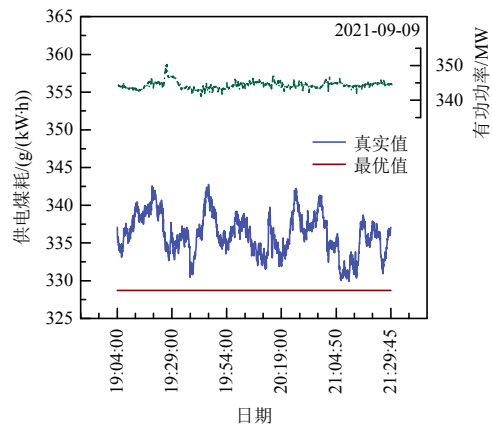


图 5 各工况平均理想节煤量及可控节煤量

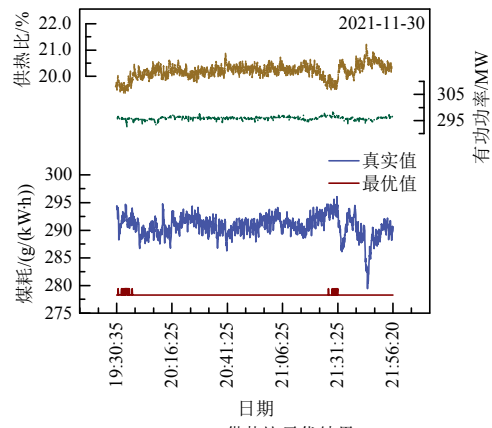
Fig. 5 Average coal consumption reduction under ideal and practical conditions for various cases

机组供热运行(工况 M4、M5)时，尽管计算的运行煤耗更低，但可控节煤量仍与零供热运行情形相当，表明机组供热运行下仍有较大寻优节煤潜力。

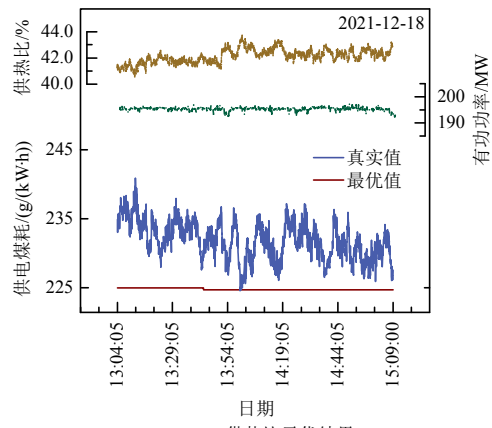
图 6 展示了机组 3 种不同稳态工况下的实时寻优结果，每段时长均不少于 2h。其中图 6(a)中机组供热比  $r=0$  且满负荷运行，其寻优煤耗为 328.7g/(kW·h)，实际煤耗均值 336.1g/(kW·h)并小幅波动。图 6(b)中机组供热比  $r=21%$ ，运行在 85%负荷下。其寻优煤耗为 278.3g/(kW·h)，实际煤耗均值为 290.7g/(kW·h)且波动幅度较图 6(a)时段更小，此时



(a) 满负荷工况寻优结果



(b) 21%供热比寻优结果



(c) 42%供热比寻优结果

图 6 机组多元实时寻优结果

Fig. 6 Real-time optimization results of the unit

的理想节煤量更大。图 6(c)中机组供热比  $r=42\%$ ，运行在 55% 负荷下。该时段下机组实际煤耗均值为 232.7g/(kW·h)，且波动幅度较大(可达 18.1g/(kW·h))，表明运行中各参数变动频繁，但其寻优煤耗在该时段几乎为定值(224.8g/(kW·h))，表明本文的机组运行寻优策略具有较好稳定性。

3.4 敏感性分析

为确定机组运行调整策略，需要开展煤耗模型的敏感性分析，量化运行参数偏离最优值时对机组煤耗的影响程度。本文采用 1.2 节所述的全局敏感性分析方法，以煤耗模型涉及的 11 个运行可控参数作为输入空间(列于表 2)，并将其余参数视为模型固有参数(取为每个工况区间内所有样本点均值)，分别计算不同工况下各可控参数的敏感系数，图 7 所示为工况 M1—M5(见表 1)下的计算结果。

表 2 机组运行可控参数

Table 2 Controllable operating parameters of the unit

编号	参数名称	编号	参数名称
1	主蒸汽压力/MPa	2	主蒸汽温度/°C
3	一级减温水流量/(t/h)	4	二级减温水流量/(t/h)
5	再热减温水压力/MPa	6	再热减温水流量/(t/h)
7	主给水压力/MPa	8	再热蒸汽温度/°C
9	排烟温度/°C	10	烟气氧含量/%
11	厂用电率/%		

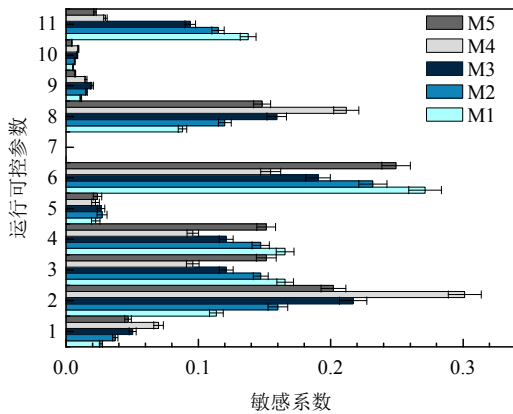


图 7 不同工况下的可控参数敏感系数

Fig. 7 Sensitivity coefficient of controllable parameters under various operating conditions

首先，不同可控参数间敏感性系数有较大差异，在 5 种工况下，再热减温水(参数 6)对煤耗的敏感性系数均高于一、二级减温水(参数 3、4)；而其相较于主蒸汽温度的敏感性排序则在随工况的变化显示出差异。此外，不同工况下同一可控变量敏感性系数也存在显著差异。例如在供热比  $r=0$ (工况 M1—M3)时，厂用电率(参数 11)对煤耗有显著影响，且敏感系数随负荷降低而上升；而在机组大供

热比运行(工况 M4、M5)时，其敏感系数显著降低。在机组运行中，可根据实时敏感性分析结果，优先调节对煤耗影响大的可控变量。

进一步针对上述运行可控变量，分析机组 2021 年 3 月 1 日至 2022 年 2 月 28 日内各参数  $x_i$  与最优值的偏差。为此，首先计算所有时刻  $t$  的归一化偏差  $\delta'_i$ ：

$$\delta'_i = \frac{x_i^t - x_{i,opt}^t}{x_{i,max}^t - x_{i,min}^t} \quad (20)$$

式中： $x_i^t$  为参数  $x_i$  在  $t$  时刻的实际运行值； $x_{i,opt}^t$  为  $x_i$  在  $t$  时刻的最优值(取决于工况划分及寻优结果)； $x_{i,max}^t$  及  $x_{i,min}^t$  分别为所处工况内样本点的最大、最小值。根据式(20)，有  $-1 \leq \delta'_i \leq 1$ 。

统计一年内各参数偏离  $\delta'_i$  的概率密度分布，结果示于图 8。注意此处刻画了机组参数的总体偏差特性，机组经历了多个工况区间。可见，机组汽水测参数中，主蒸汽温度(参数 2)多高于最优值，而主蒸汽压力(参数 1)一般低于最优值，这主要受机组定压或滑压运行控制方式的影响。锅炉减温水(参数 3、4、6)对机组经济性也有较大影响，且常常高于最优值，但其投入具有非连续性，主要由锅炉受热面安全性决定，难以根据寻优结果实时调节。可在一定时段内(如每月)统计反馈减温水总量总体偏离情况，为后续运行提供参考与指导意见。

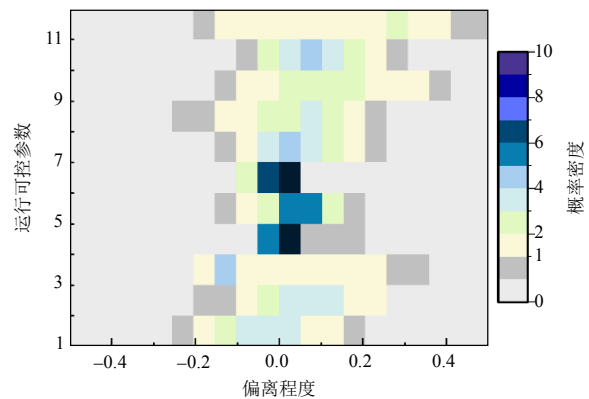


图 8 可控参数与最优值的偏离程度

Fig. 8 Deviation from the optimal value of the controllable parameters

锅炉热效率受排烟温度(参数 9)和烟气氧含量(参数 10)影响较大。其中，排烟温度对机组煤耗敏感性较高(见图 7)，且往往高于最优值(见图 8)，偏离幅度约 4.5°C，应作为锅炉运行重点调节目标。主要手段包括提高磨煤机出口温度、调整一次风率、调节吹灰频率等<sup>[37]</sup>。对所研究的 350MW 机组，排烟温度从 145°C 下降至 113°C 排烟热损失历史上



限下降 1.7%，整体锅炉热效率历史下限提高 1.5%。

厂用电率(参数 11)由机组各辅机运行状态决定, 其中主要包括制粉系统、一次风机等风机设备、给水泵、循环水泵等大容量高压设备, 以及电除尘、真空泵等低压辅机设备<sup>[38]</sup>, 对机组煤耗具有重要影响(见图 7)。由图 8 可知, 该机组历史运行过程中的厂用电率距离最优(最低)值的平均偏离程度达 0.19, 具有较大优化空间。

### 3.5 碳减排效益评估

机组实时寻优为运行优化提供了参数调整指导, 也有望实现自动优化控制。机组运行中的降耗减碳具有十分显著的经济、环境及社会效益。以机组过去一年(2021年3月1日至2022年2月28日, 共11个月, 其中2021年10月机组停机检修)运行数据为基础, 定量评估各月煤耗降至最优值下的CO<sub>2</sub>减排量, 以及仅调整可控参数实现的CO<sub>2</sub>减排量, 结果如图9所示, 图中还绘出了当月的负荷中位数和总发电量。可见, 通过调节可控参数可实现CO<sub>2</sub>减排量约为750吨/月, 折合4.3g/(kW·h); 若以当月北京市碳市场碳交易价格为标准, 这对应平均月度碳减排收益达10万元, 且随着碳交易市场规模扩大及碳交易价格上涨<sup>[4]</sup>, 碳减排经济收益将不断增加。此外, 由机组碳减排量及发电量可评估该时段内机组整体运行水平: 若单位发电量减排CO<sub>2</sub>显著高于其他季度, 说明其运行情况欠佳, 提效空间较大。

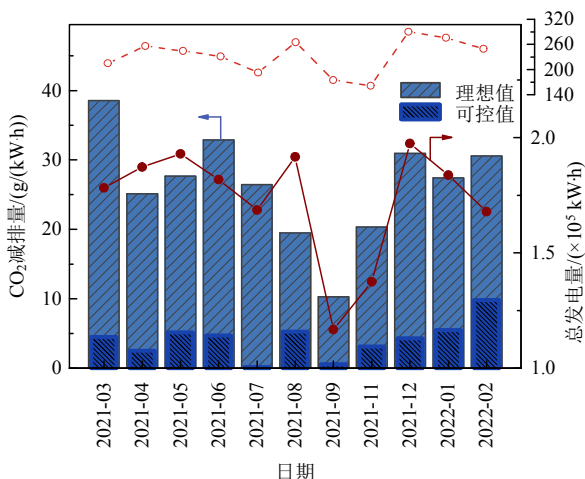


图9 机组月度运行CO<sub>2</sub>减排潜力

Fig. 9 Monthly CO<sub>2</sub> reduction potential of the unit

## 4 结论

针对燃煤机组运行中降耗减碳关键需求, 本文利用机组历史运行大数据, 开展实时多元寻优及运

行调节策略研究, 以期为机组实际运行提供理论及工程指导。

1) 本文建立了供热机组反平衡煤耗计算模型, 经实际校验后能准确描述机组实时运行煤耗, 为机组寻优提供关键基础。进而, 以某350MW供热机组两年历史数据为实例开展分析, 揭示了供热比、负荷、环境温度对机组煤耗的影响特性, 并确定了机组三维工况约束边界划分方式。

2) 利用主要目标法构建了机组多元寻优数据库, 可实现实时运行寻优。进而通过运行参数敏感性分析及偏差特性分析, 明确了蒸汽参数、减温水、锅炉参数、厂用电等主要可控参数对机组煤耗的影响及调节策略。该机组的寻优结果表明, 通过调节可控运行参数, 其锅炉热效率下限可提高1.5%。

3) 量化了该机组多元实时寻优的节煤降碳优势: 平均节煤量为1~3g/(kW·h), CO<sub>2</sub>减排量约750吨/月, 当前月度减碳收益可达10万元。

可见, 本文所提的实时寻优模型具有较高的实用价值, 可为机组宽负荷运行提供指导, 未来可在更多类型机组上进行应用。

## 参考文献

- [1] BP. Statistical review of world energy 2021[EB/OL]. [2021-07-31]. <https://www.bp.com/en/global/corporate/energy-economics/statistical-review-of-world-energy.html>.
- [2] 刘福国, 蒋学霞, 李志. 燃煤发电机组负荷率影响供电煤耗的研究[J]. 电站系统工程, 2008, 24(4): 47-49. LIU Fuguo, JIANG Xuexia, LI Zhi. Investigation on affects of generator load on coal consumption rate in fossil power plant[J]. Power System Engineering, 2008, 24(4): 47-49(in Chinese).
- [3] 郭庆丰. 火电机组深度调峰经济性分析[J]. 湖南电力, 2019, 39(2): 21-24. GUO Qingfeng. Economic analysis of depth peak adjustment for thermal power units[J]. Hunan Electric Power, 2019, 39(2): 21-24(in Chinese).
- [4] 朱法华, 许月阳, 孙尊强, 等. 中国燃煤电厂超低排放和节能改造的实践与启示[J]. 中国电力, 2021, 54(1): 1-8. ZHU Fahua, XU Yueyang, SUN Zunqiang, et al. Practice and enlightenment of ultra-low emission and energy-saving retrofit of coal-fired power plants in China [J]. Electric Power, 2021, 54(1): 1-8(in Chinese).
- [5] 中国电力行业年度发展报告 2021[R/OL]. 中国电力企业联合会. (2021-07-08). <https://www.cec.org.cn/upload/zt/fzbgzt2021/zt2021/index.html>.

- Annual development report of China's power industry 2021[R/OL]. China Electricity Council. (2021-07-08). <https://www.cec.org.cn/upload/zt/fzbgzt2021/zt2021/index.html> (in Chinese).
- [6] 郑体宽. 热力发电厂[M]. 北京: 水利电力出版社, 1995: 21-22.  
ZHENG Tikuan. Thermal power plant[M]. Water Resources and Electric Power Press, 1995: 21-22 (in Chinese).
- [7] OKO E, WANG Meihong. Dynamic modelling, validation and analysis of coal-fired subcritical power plant[J]. Fuel, 2014, 135: 292-300.
- [8] TIAN Zhen, XU Liang, YUAN Jingqi, et al. Online performance monitoring platform based on the whole process models of subcritical coal-fired power plants [J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 124: 1368-1381.
- [9] 许朋江, 徐睿, 邓佳, 等. 330MW 机组采暖抽汽对发电热经济性的影响分析[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(19): 6257-6263.  
XU Pengjiang, XU Rui, DENG Jia, et al. Analysis of the influence of heating steam extraction of 330MW unit on the economy of electric generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(19): 6257-6263(in Chinese).
- [10] 赵志刚, 杨晨, 李毅. 600MW 亚临界锅炉建模与仿真[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 2006, 29(7): 59-63.  
ZHAO Zhigang, YANG Chen, LI Yi. Model building and simulation for subcritical pressure boiler[J]. Journal of Chongqing University: Natural Science Edition, 2006, 29(7): 59-63(in Chinese).
- [11] SREEPRADHA C, PANDA R C, BHUVANESWARI N S. Mathematical model for integrated coal fired thermal boiler using physical laws[J]. Energy, 2017, 118: 985-998.
- [12] 侯子良. 中国电厂信息化第二次飞跃——智能化电厂建设[J]. 自动化博览, 2016(1): 34-36.  
HOU Ziliang. The second leap in China's power plant informatization—Intelligent power plant construction[J]. Automation Panorama, 2016(1): 34-36(in Chinese).
- [13] 黄刘松. 浅析大数据平台在火电机组的应用前景[J]. 科学技术创新, 2019(32): 58-60.  
HUANG Liusong. A brief analysis of the application prospect of big data platform in thermal power units [J]. Scientific and Technological Innovation, 2019(32): 58-60(in Chinese).
- [14] 孙永平, 王立峰, 张震伟, 等. 基于随机森林回归的火电机组供电煤耗遗传优化模型[J]. 信息通信技术与政策, 2021, 47(3): 76-82.  
SUN Yongping, WANG Lifeng, ZHANG Zhenwei, et al. Genetic optimization model of power supply coal consumption for thermal power unit based on random forest[J]. Information and Communications Technology and Policy, 2021, 47(3): 76-82(in Chinese).
- [15] 徐婧, 顾煜炯, 王仲, 等. 基于数据挖掘的煤电机组能效特征指标及其基准值的研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(7): 2009-2015.  
XU Jing, GU Yujiong, WANG Zhong, et al. Research on indexes of energy efficiency and its reference-value for coal-fired power units based on data-mining [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(7): 2009-2015(in Chinese).
- [16] 胡阳, 杨泽, 房方, 等. 火电机组供电碳减排高维运行特征提取及其最优基准值确定[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(S1): 210-220.  
HU Yang, YANG Ze, FANG Fang, et al. High dimensional operation feature extraction and optimal reference value determination of carbon emission reduction for power supply of thermal power units[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(S1): 210-220(in Chinese).
- [17] 刘炳含, 付忠广, 王鹏凯, 等. 大数据挖掘技术在燃煤电站机组能耗分析中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(12): 3578-3587.  
LIU Binghan, FU Zhongguang, WANG Pengkai, et al. Big data mining technology application in energy consumption analysis of coal-fired power plant units[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(12): 3578-3587(in Chinese).
- [18] 付忠广, 刘炳含, 王鹏凯, 等. 基于数据挖掘的燃煤机组能耗敏感性分析[J]. 热力发电, 2018, 47(9): 15-21.  
FU Zhongguang, LIU Binghan, WANG Pengkai, et al. Energy consumption sensitivity analysis of coal-fired power units based on big data mining[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(9): 15-21(in Chinese).
- [19] 齐敏芳, 李晓恩, 刘潇, 等. 基于大数据的燃煤机组供电煤耗特性分析[J]. 热力发电, 2019, 48(9): 51-57.  
QI Minfang, LI Xiaoen, LIU Xiao, et al. Characteristics analysis of power supply coal consumption for coal-fired power units based on big data[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(9): 51-57(in Chinese).
- [20] SALTELLI A, RATTO M, ANDRES T, et al. Global sensitivity analysis the primer[M]. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd., 2008: 1-17.
- [21] 吕玉坤, 彭鑫, 赵锴. 电站锅炉热效率和  $\text{NO}_x$  排放混合建模与优化[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(26): 16-22.  
LV Yukun, PENG Xin, ZHAO Kai. Hybrid modeling optimization of thermal efficiency and  $\text{NO}_x$  emission of utility boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(26): 16-22(in Chinese).
- [22] 徐钢, 田龙虎, 刘彤, 等. 中国电力工业  $\text{CO}_2$  减排战略分析[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(17): 1-8.

- XU Gang, TIAN Longhu, LIU Tong, et al. Strategic analysis of CO<sub>2</sub> mitigation in Chinese power industry [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(17): 1-8(in Chinese).
- [23] 涂华, 刘翠杰. 标准煤二氧化碳排放的计算[J]. 煤质技术, 2014(2): 57-60.
- TU Hua, LIU Cuijie. Calculation of CO<sub>2</sub> emission of standard coal[J]. Coal Quality Technology, 2014(2): 57-60(in Chinese).
- [24] 倪学林. 火力发电厂技术经济指标计算[M]. 北京: 水利电力出版社, 1984: 51-53.
- NI Xuelin. Calculation of technical and economic indicators of thermal power plants[M]. Water Resources and Electric Power Press, 1984: 51-53(in Chinese).
- [25] 刘福国, 张绪辉, 吴举, 等. 基于数据校正的电厂日常供电煤耗诊断分析[J]. 中国电力, 2019, 52(11): 118-124.
- LIU Fuguo, ZHANG Xuhui, WU Ju, et al. Diagnostic analysis of daily coal consumption rate in coal fired unit based on data reconciliation[J]. Electric Power, 2019, 52(11): 118-124(in Chinese).
- [26] 国家能源局. DL/T 262—2012 火力发电机组煤耗在线计算导则[S]. 北京: 中国电力出版社, 2012.
- National Energy Administration. DL/T 262 — 2012 On-line calculation guide for coal consumption of generating units[S]. China Electric Power Press, 2012(in Chinese).
- [27] 赵晶晴, 林中达. 电厂主蒸汽流量测量与计算方法分析比较[J]. 燃气轮机技术, 2007, 20(4): 39-42, 46.
- ZHAO Jingqing, LIN Zhongda. The analysis and comparison of different methods of measuring and calculating main steam flow in power plants[J]. Gas Turbine Technology, 2007, 20(4): 39-42, 46(in Chinese).
- [28] 蔡毅, 邢岩, 胡丹. 敏感性分析综述[J]. 北京师范大学学报: 自然科学版, 2008, 44(1): 9-16.
- CAI Yi, XING Yan, HU Dan. On sensitivity analysis [J]. Journal of Beijing Normal University: Natural Science, 2008, 44(1): 9-16(in Chinese).
- [29] SOBOL I M. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2001, 55(1-3): 271-280.
- [30] SALTELLI A, ANNONI P. How to avoid a perfunctory sensitivity analysis[J]. Environmental Modelling & Software, 2010, 25(12): 1508-1517.
- [31] CAO Songling, RHINEHART R R. An efficient method for on-line identification of steady state[J]. Journal of Process Control, 1995, 5(6): 363-374
- [32] 刘吉臻, 高萌, 吕游, 等. 过程运行数据的稳态检测方法综述[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1739-1748.
- LIU Jizhen, GAO Meng, LV You, et al. Overview on the steady-state detection methods of process operating data [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8): 1739-1748(in Chinese).
- [33] CAO Songling, RHINEHART R R. Critical values for a steady-state identifier[J]. Journal of Process Control, 1997, 7(2): 149-152.
- [34] 王宁玲. 基于数据挖掘的大型燃煤发电机组节能诊断优化理论与方法研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2011.
- WANG Ningling. Theoretical research on data mining-based energy-saving diagnosis and optimization for large coal-fired power units[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2011(in Chinese).
- [35] 李绍军, 王惠, 钱锋. 多目标遗传算法及其在化工领域的应用[J]. 计算机与应用化学, 2003, 20(6): 755-760.
- LI Shaojun, WANG Hui, QIAN Feng. Multi-objective genetic algorithm and its applications in chemical engineering[J]. Computers and Applied Chemistry, 2003, 20(6): 755-760(in Chinese).
- [36] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. GB 13223—2011 火电厂大气污染物排放标准[S]. 北京: 中国环境科学出版社, 2012.
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. GB 13223—2011 Emission standard of air pollutants for thermal power plants[S]. Beijing: China Environmental Press, 2012(in Chinese).
- [37] 阎维平, 董静兰. 超临界机组锅炉运行排烟温度偏高原因探讨[J]. 热力发电, 2010, 39(8): 33-37.
- YAN Weiping, DONG Jinglan. An approach to the causes leading to high temperature exhaust flue gas in boiler operation of supercritical unit[J]. Thermal Power Generation, 2010, 39(8): 33-37(in Chinese).
- [38] 邢希东, 李学斌. 600MW 机组影响供电煤耗的因素分析及控制[J]. 华中电力, 2007, 20(5): 71-74.
- XING Xidong, LI Xuebin. Analysis and control of influencing factors on net coal consumption of 600MW units[J]. Central China Electric Power, 2007, 20(5): 71-74(in Chinese)

#### 附录 A

附录 A 通过具体算例展示机组煤耗的计算过程, 并针对正文图 7 所示的三段典型运行工况给出了具体计算数据, 如表 A1。

本研究中煤耗计算包含三部分: 机组总热耗量、锅炉热效率及供电煤耗。首先, 依式(2)计算机组总热耗量。其中各汽水焓值通过 SIS 系统提供的温度、压力测点信息采用 IAPWS-IF97 标准计算。

在汽水流量中, 给水流量  $D_{fw}$  及减温水流量  $D_{jw}$  由测点值直接给出。各蒸汽流量通过计算获得。其中, 主蒸汽流量:

$$D_0 = D_{fw} - D_{bl} + D_{i1} + D_{i2} + D_{i3} + D_{i4} \quad (A1)$$

式中:  $D_{fw}$  为锅炉给水流量, kg/h;  $D_{bl}$  为锅炉汽水损失量, kg/h;  $D_{i1}$  为一级减温器左侧喷水流量, kg/h;  $D_{i2}$  为一级减

表 A1 典型工况煤耗计算数据

Table A1 Model results of coal consumption under typical operating conditions

计算变量	工况 A		工况 B		工况 C	
	19:25:30	20:10:30	20:00:00	20:20:00	13:35:30	14:10:30
$D_b/(t/h)$	1160.87	1141.72	1088.38	1085.41	734.02	747.33
$D_i/(t/h)$	96.11	93.25	92.54	91.86	55.15	56.83
$D_2/(t/h)$	70.437	70.98	75.64	75.37	45.85	47.11
$D_p/(t/h)$	67.55	66.49	65.48	65.31	44.47	43.11
$D_{pq}/(t/h)$	926.76	913.98	854.71	852.86	588.52	598.10
$D_{tr}/(t/h)$	926.76	913.98	857.36	855.51	588.52	598.10
$Q_b/(GJ/h)$	2965.61	2944.02	2856.66	2848.25	2043.27	2070.30
$Q_c/(GJ/h)$	2965.61	2944.02	2270.28	2263.61	1176.59	1135.59
$\eta_b/\%$	94.30	94.25	91.73	92.74	92.69	92.80
$b_g/(g/(kW \cdot h))$	337.07	336.54	293.22	291.39	233.33	224.99

温器右侧喷水流量, kg/h;  $D_{i3}$  为二级减温器左侧喷水流量, kg/h;  $D_{i4}$  为二级减温器右侧喷水流量, kg/h。

汽机高压缸排汽流量  $D_{pq}$  依正式(3)计算。其中, 一段抽汽流量  $D_1$  利用一号高压加热器热平衡算得:

$$D_1 = \frac{D_{fw} [h(T_{i1\_out}, P_{i1\_out}) - h(T_{i1\_in}, P_{i1\_in})]}{\eta_h [h(T_{q1\_in}, P_{q1\_in}) - h(T_{q1\_out}, P_{q1\_out})]} \quad (A2)$$

式中:  $\eta_h$  为高压加热器热效率, %;  $T_{i1\_in}$  为一号高压加热器进水温度, °C;  $T_{i1\_out}$  为一号高压加热器出水温度, °C;  $T_{q1\_in}$  为一号高压加热器进汽温度, °C;  $T_{q1\_out}$  为一号高压加热器疏水温度, °C;  $P_{i1\_in}$  为一号高压加热器进水压力, Pa;  $P_{i1\_out}$  为一号高压加热器出水压力, Pa;  $P_{q1\_in}$  为一号高压加热器

进汽压力, Pa;  $P_{q1\_out}$  为一号高压加热器疏水压力, Pa。

同理, 利用二号高压加热器热平衡可求得二段抽汽流量  $D_2$ 。高压缸漏气流量  $D_l$  实时值通过主蒸汽流量拟合得到, 其中包括平衡鼓漏汽流量、内杆漏汽流量及后轴封漏汽流量等:

$$D_l = f_1(D_0) + f_2(D_0) + f_3(D_0) \quad (A3)$$

机组热再热蒸汽流量  $D_{rh}$  计算为

$$D_{rh} = D_{pq} + D_{i5} \quad (A4)$$

式中  $D_{i5}$  为再热减温水流量, kg/h。

本文锅炉热效率采用反平衡方式求取, 即扣除各项热损失, 如式(5), 其中气体未完全燃烧热损失  $q_3$  忽略不计。

厂用电计算部分由于本文实例机组的 SIS 系统高厂变数据未包含公用系统能耗, 因此可利用机组高厂变、励磁变及启备变功率数据求取机组自身运行电耗。由于该机组为供热机组, 厂用电率需要由供热与供电两部分分摊。本文将循环水泵功率及空冷变有功功率归为发电厂用电量, 将热网循环水泵归为供热厂用电量, 其它部分则依据供热比进行分配, 最终得到供热机组的厂用电率  $e$ , %。



王志敏

在线出版日期: 2023-01-10。

收稿日期: 2022-08-24。

作者简介:

王志敏(1998), 女, 工学硕士, 主要从事智能电厂相关研究工作, wangzm21@mails.tsinghua.edu.cn。

(编辑 胡琳琳)

# Real-time Optimization Analysis of Coal Consumption of Co-generation Units under Varied Loads

WANG Zhimin<sup>1</sup>, HUANG Qian<sup>1</sup>, WANG Kexuan<sup>1</sup>, LI Shuiqing<sup>1</sup>

(1.Key Laboratory of Thermal Science and Power Engineering of Ministry of Education, Department of Energy and Power Engineering, Tsinghua University)

**KEY WORDS:** coal-fired unit; coal consumption optimization; co-generation of heat and power; sensitivity analysis; CO<sub>2</sub> emission reduction

The goal of carbon neutrality drives China’s existing coal units to transition from the dominant energy source towards the base power running with varying loads to stabilize the grid. Aiming at the clean and efficient coal power, there is still much room to reduce the coal consumption in the practical unit operation. Recent years have seen lasting efforts to pursue optimal ‘benchmark states’ of the unit with the lowest coal consumption under practical varying conditions. However, an effective solution to the optimization of coal unit operation with solid theoretical background is

still in need.

In this paper, we develop a strategy combing both mechanisms and big data to determine the optimal state of the unit in real time by searching for the ‘best’ historical state among all that match the present operating condition (see Fig. 1). Two major ingredients are required to this end: 1) evaluating the coal consumption and 2) an actionable optimization procedure. Thanks to the advanced digital architecture in many of today’s coal plants, both steps can be implemented efficiently within a second.

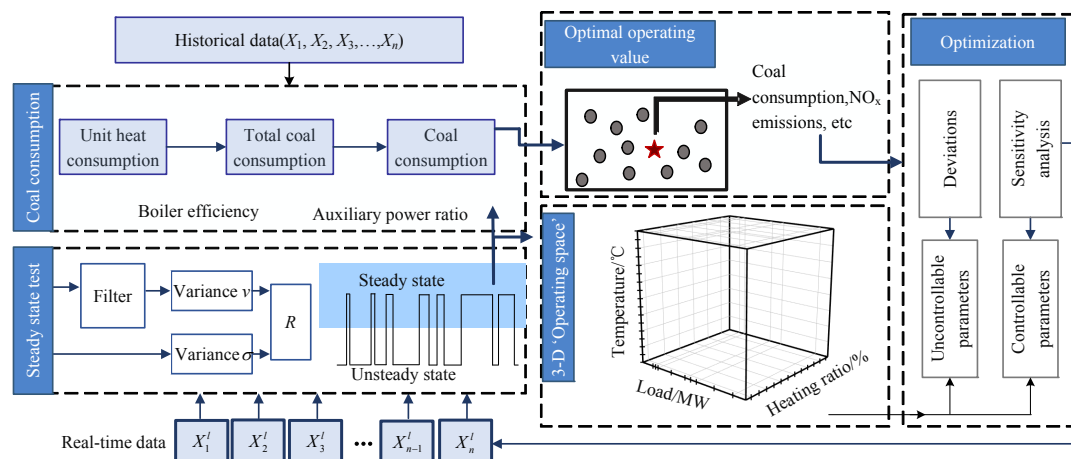


Fig. 1 Flow chart of real-time optimization of coal-fired unit operation

We take a 350MW co-generation (CHP) unit as an example. As a first step, we develop a counterbalance coal-consumption model of the unit based on the operating data stored in the SIS system, and construct a dataset of the coal consumption as well as relevant operating data within the past two years (from 2020 to 2022). The historical dataset is cleaned after detecting and removing the unstable operating states, the states with major pollutants (NO<sub>x</sub>, SO<sub>2</sub> and particulate matter) exceeding the limits, and the states having coal-consumption outliers.

When it comes to optimization, we divide the cleaned historical dataset into 2512 classes in the 3-D ‘operating space’ characterized by the heat-to-power ratio of the unit, the unit load and the ambient temperature. The

algorithm decides which class the present state falls into, and finds out the optimal historical state in the regarding class with the lowest coal consumption.

Our strategy gives the best attainable reference state for the present situation. Moreover, through the sensitivity analysis of the coal consumption model, we determine the sensitivity coefficient of controllable parameters (steam parameters, steam attemperation, boiler parameters, etc.) in each class of the 3-D operating space, gaining insights on the real-time optimization of the unit. For our example unit, the potential of coal consumption reduction by optimizing the controllable parameters is 1~3g/(kW·h), which corresponds to a CO<sub>2</sub> emission reduction of 750tons per month and a carbon-tax benefit of 100000CNY per month.