

# 基于综合能效指标的火电机组磨煤机控制优化技术研究与应用

刘兴力,张天禄,李刚,刘书杰,王仲旗  
(华能国际电力股份有限公司德州电厂,山东德州 253000)

**摘要:** 制粉系统关键性能参数的实时测量是燃煤电厂精细化运行的瓶颈。针对制粉电耗与锅炉燃烧效率间的复杂制约关系,提出基于综合能效指标的火电机组磨煤机控制优化技术研究与应用。通过覆盖多煤种与宽负荷的性能试验采集数据,构建支持向量回归(SVR)软测量模型,实现对煤粉细度、浓度等参数的精确估计。建立以制粉系统综合能效为目标的优化模型,并采用遗传算法(GA)求解最优可调参数。在某 600 MW 超临界机组的工业应用证实,该系统能发掘出与常规认知不同的优化策略,适当放宽煤粉细度,在降低 4.09% 制粉单耗的同时,大幅降低飞灰含碳量,实现“制粉—燃烧”全链条的综合能效提升。

**关键词:** 制粉系统;软测量;煤粉细度;支持向量机;遗传算法

中图分类号:TP273

文献标识码:A

DOI:10.19769/j.zdhy.2026.09.015

## Research and Application of Control Optimization Technology for Coal Millers in Thermal Power Generating Units Based on Comprehensive Energy Efficiency Indicators

LIU Xingli, ZHANG Tianlu, LI Gang, LIU Shujie, WANG Zhongqi

(Dezhou Power Plant, Huaneng Power International, Inc., Dezhou, Shandong 253000, China)

**Abstract:** The real-time measurement of key performance parameters in the pulverizing system represents a bottleneck for refined operation in coal-fired power plants. Addressing the complex trade-off between pulverizing power consumption and boiler combustion efficiency, this paper proposes research and application of control optimization technology for coal mills in thermal power units based on a comprehensive energy efficiency index. Data are collected through performance tests covering multiple coal types and wide load ranges, enabling the construction of a Support Vector Regression (SVR) soft measurement model for accurate estimation of parameters such as coal powder fineness and concentration. An optimization model targeting comprehensive energy efficiency of the pulverizing system is established, with Genetic Algorithm (GA) employed to solve for optimal adjustable parameters. Industrial application on a 600 MW supercritical unit confirms that the system identifies optimization strategies differing from conventional practices. By appropriately relaxing coal powder fineness requirements, pulverizing-specific power consumption is reduced by 4.09%, while the unburned carbon content in fly ash is significantly lowered, thereby achieving comprehensive energy efficiency improvements across the entire "pulverizing-combustion" chain.

**Key words:** pulverizing system; soft measurement; coal powder fineness; support vector machine; GA

## 0 引言

燃煤发电在目前及未来一段时期内仍是我国能源结构的重要组成部分。制粉系统作为燃煤电厂的核心辅助系统,其运行是否安全可靠和经济高效,直接关系到锅炉的燃烧效率、机组运行的稳定性及污染物的排放水平,对机

组的经济性和环保性具有重要影响<sup>[1]</sup>。煤粉细度、浓度和均匀性是评价制粉系统性能、指导燃烧优化的 3 个关键参数。研究表明,煤粉细度是影响煤粉燃尽特性的关键因素之一,直接影响锅炉的机械不完全燃烧热损失;但过度追求煤粉过细会显著增加制粉系统的电耗及磨损<sup>[2]</sup>。而煤粉浓度及其在各燃烧器间的分布均匀性,则影响炉内燃烧的稳定性与 NO<sub>x</sub> 等污染物的生成量<sup>[3]</sup>。因此,实现对这些关键参数的精确、实时监测与闭环优化控制,是推动火电机组向智能化、精细化运行发展的必然要求。

收稿日期:2025-11-29 修回日期:2025-12-28

作者简介:刘兴力,男,1970 年生,高级工程师,从事火电厂锅炉运行及检修工作。

煤粉性能参数的传统测量方法存在局限性。经典的等速取样-实验室筛分法是测量煤粉细度的标准方法,但其测量周期长,劳动强度大,测量结果反馈滞后,无法满足机组在变负荷、调频等动态工况下的运行优化需求。市场上虽然已出现基于声学、光学或微波原理的在线测量仪表,但普遍存在设备投资大、维护成本高、测量精度易受煤质变化和管内复杂气固两相流干扰等问题,导致其在工程中的大规模应用受限。对于煤粉浓度和均匀性指数的在线测量,则面临更大的技术挑战。

软测量技术通过建立易测变量(如温度、电流、一次风压等)与难以直接测量的关键参数(如煤粉细度、浓度)之间的数学模型,为实现难测参数的实时估计提供了新思路<sup>[4]</sup>。然而,将该技术应用于复杂的制粉系统时仍面临挑战。已有研究大多采用神经网络预测细度,或使用偏最小二乘法估计浓度,但大多局限于单一参数的建模。更关键的是,制粉系统受煤质变化和负荷波动影响剧烈,现有模型在多变工况下的泛化能力和鲁棒性常显不足。同时,许多研究止步于测量,未能将软测量结果用于指导运行优化,导致监测与控制脱节,难以形成完整的闭环智能方案。

本文旨在打通“实时监测”到“闭环优化”的全链路,开发一套集支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)软测量与遗传算法(Genetic Algorithm, GA)多目标优化于一体的智能系统,不仅要实现对关键参数的精确估计,而且要利用该估计值构建一种以“制粉—燃烧”全链条综合能效为目标的优化模型,并通过在600 MW机组上的工业应用,验证该系统在发掘最优运行策略、打破传统运行认知局限方面的实际价值。

## 1 研究现状

制粉系统的优化控制是学术界与工业界持续关注的热点。早期的优化策略多集中于建立磨煤电耗与通风量、给煤量等参数的数学关系,寻求电耗最低的运行点,但这种优化往往是局部的。过度追求低磨机电耗,将不可避免地导致煤粉品质下降,煤粉粒径变大<sup>[5]</sup>,进而造成锅炉飞灰含碳量升高,机械未完全燃烧损失显著增加,最终损害机组的整体经济性。这种“局部最优、全局不优”的困境,凸显了多目标优化的必要性。

为实现多目标优化,必须首先获得可靠的煤粉品质数据,这推动了数据驱动建模方法的发展。部分学者尝试应用BP神经网络建立煤粉细度模型,该方法虽取得了初步效果,但神经网络对训练样本数量的依赖性强,且易陷入局部最优,导致模型泛化能力受限。还有学者采用偏最小二乘法(Partial Least Squares, PLS)处理煤粉浓度的多变量共线性问题,但PLS本质上仍是线性方法,在处理制粉系统这类强非线性耦合过程时,其预测精度往往难以满足实

际要求。

综上所述,现有研究为制粉系统的智能监测与控制奠定了基础,但其核心局限在于未能有效解决制粉与燃烧全链条的耦合优化问题。多数研究侧重于监测模型的精度(如适应性不足),或侧重于制粉单元的局部能耗优化,忽略了煤粉品质对下游锅炉效率的决定性影响。针对这一关键问题,本研究选用在小样本、非线性建模上具有理论优势的SVR,并构建了兼顾制粉电耗与锅炉燃烧效率的多目标优化函数,旨在突破现有方案的局限性。

## 2 性能参数软测量建模

本研究提出的智能优化系统分为离线建模与在线应用两个阶段。离线阶段:通过全面的制粉系统性能试验,覆盖不同煤种和负荷,获取煤粉细度、浓度等参数的真值,结合分布式控制系统(Distributed Control System, DCS)同步采集的运行数据,构建样本数据库,并完成SVR软测量模型的训练。在线阶段:系统实时从DCS获取运行参数,并将其输入SVR模型实时计算煤粉性能;而GA优化模块则根据软测量结果和DCS参数进行寻优,并将最优可调参数(如通风量)设定值下发给DCS执行,实现闭环的协调控制。

### 2.1 性能参数软测量建模与在线优化模型

基于机理分析和试验数据,确定以下3类输入变量。(1)磨煤机运行参数:给煤量(B)、通风量( $Q_{\text{air}}$ )、磨煤机压差( $\Delta P$ )、磨煤机电流( $I_{\text{mill}}$ )、磨煤机功率( $P_{\text{mill}}$ )。(2)温度参数:入口风温( $T_{\text{in}}$ )、出口温度( $T_{\text{out}}$ )。(3)煤质参数:煤的低位发热量( $Q_{\text{net,ar}}$ )、全水分( $M_{\text{ar}}$ )。

通过Pearson相关性分析,筛选出与目标参数相关系数大于0.6的变量作为模型最终输入。数据预处理包括:(1)异常值剔除,采用箱线图法识别并剔除满足 $x < Q_1 - 1.5 \times \text{IQR}$ 或 $x > Q_3 + 1.5 \times \text{IQR}$ 条件的异常数据点,其中, $Q_1$ 和 $Q_3$ 分别为下四分位数和上四分位数,IQR为四分位距;(2)数据归一化,采用最大-最小归一化方法将所有特征数据线性映射到[0, 1]区间,以消除不同变量量纲和数值范围差异对模型训练的影响。

鉴于制粉过程具有强非线性特性以及工业试验样本量相对有限的特点,本研究选用SVR作为核心建模算法。SVR基于结构风险最小化原则,通过引入核函数将低维非线性问题映射到高维特征空间,使其线性可分,从而获得优良的泛化能力。SVR回归函数的表达式为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (1)$$

式中: $f(x)$ 为预测输出值; $N$ 为支持向量数量; $\alpha_i$ 和 $\alpha_i^*$ 均为拉格朗日乘子; $K(x_i, x)$ 为核函数; $b$ 为偏置项。

本研究选用径向基函数(Radial Basis Function, RBF)作为核函数,该函数能有效处理复杂的非线性关系:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (2)$$

式中： $\gamma$ 为核参数。

模型的关键超参数包括惩罚因子 $C$ 、核参数 $\gamma$ 以及不敏感损失参数 $\epsilon$ 。采用网格搜索并结合5折交叉验证进行参数寻优,以最小化交叉验证均方根误差为目标,确定最优参数组合。对于煤粉细度、浓度和均匀性指数,分别建立独立的SVR模型。

### 2.2 在线优化模型

优化目标并非单纯追求最低的磨煤电耗,而是构建综合能效最优的多目标优化函数:

$$\min F = w_1 f_{\text{power}} + w_2 f_{\text{efficiency}} + w_3 f_{\text{emission}} \quad (3)$$

式中： $w_1, w_2, w_3$ 均为各项的权重系数,可根据电厂实际运行策略灵活调整。

(1)磨煤电耗目标函数( $f_{\text{power}}$ ):定义为单位热量煤耗的制粉功率,表征制粉经济性。

$$f_{\text{power}} = \frac{P_{\text{mill}}}{B \cdot Q_{\text{net, air}}} \quad (4)$$

式中： $P_{\text{mill}}$ 为磨煤机功率(kW); $B$ 为给煤量(t/h); $Q_{\text{net, air}}$ 为煤的低位发热量(kJ/kg)。

(2)锅炉效率损失目标函数( $f_{\text{efficiency}}$ ):主要考虑由煤粉品质决定的机械未完全燃烧损失 $q_4$ 。飞灰含碳量 $C_{\text{fly}}$ 与煤粉细度 $R_{90}$ 密切相关,可通过试验数据拟合得到其经验关系式。

$$f_{\text{efficiency}} \approx q_4 = \frac{C_{\text{fly}} \cdot a_{\text{fly}}}{100 - C_{\text{fly}} \cdot a_{\text{fly}}} \cdot \frac{33\,500}{Q_{\text{net, air}}} \quad (5)$$

式中： $a_{\text{fly}}$ 为飞灰份额。

(3) $\text{NO}_x$ 排放目标函数( $f_{\text{emission}}$ ):考虑 $\text{NO}_x$ 排放约束,煤粉细度过细会导致燃烧中心温度过高,增加 $\text{NO}_x$ 生成量。该项可用软测量或经验模型预测的 $\text{NO}_x$ 浓度表示。

优化求解必须满足设备安全和工艺要求,主要约束条件如下。(1)设备能力约束:给煤量、通风量、入口风温等可调参数必须在其物理可调范围内。(2)工艺参数约束:磨煤机出口温度 $T_{\text{out}}$ 需维持在 $65 \sim 80 \text{ }^\circ\text{C}$ 的安全范围内。(3)煤粉品质约束:优化后的煤粉细度 $R_{90}$ 需满足锅炉稳定燃烧的要求。

该问题属于多约束非线性优化问题,故采用GA进行求解。GA通过模拟生物进化进行全局搜索,不易陷入局部最优。设置种群规模为100,交叉概率为0.8,变异概率为0.05,最大迭代次数为200代,对可调参数(给煤量 $B$ 、通风量 $Q_{\text{air}}$ 、入口风温 $T_{\text{in}}$ )进行寻优。

## 3 试验

### 3.1 试验系统与方案

试验对象为某600 MW超临界机组的RKD420/650型

双进双出钢球磨煤机。为确保模型具有良好的泛化能力,设计以下试验方案:选取烟煤、贫煤、褐煤3种代表性煤种,在固定负荷下,调整通风量和入口风温,采用正交试验设计方法,共设置27个工况点。选用烟煤,在35 t/h, 40 t/h, 45 t/h, 50 t/h这4个不同负荷等级下,调整通风量和风温,共设置36个工况点。

在试验期间,采用等速取样-干式筛分法测量煤粉细度( $R_{90}$ ),采用射线吸收法在线测量煤粉浓度并采用称重法校核,通过DCS同步采集数10个相关运行参数。最终,完成63个稳态工况点的测试,获得378组有效数据样本。

### 3.2 软测量模型性能与敏感性

将试验样本按7:3随机划分为训练集和测试集。为评估SVR模型性能,将其与多元线性回归(Multiple Linear Regression, MLR)、BP神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)和随机森林(Random Forest, RF)3种常用建模方法进行对比,结果如表1所列。

表1 煤粉细度软测量模型性能对比结果

建模方法	训练集 RMSE/ (煤粉细度/%)	测试集 RMSE/ (煤粉细度/%)	测试集 MAPE/%	测试集 $R^2$
MLR	2.35	2.58	12.5	0.78
BPNN	1.42	1.98	9.2	0.84
RF	1.18	1.65	7.8	0.87
SVR(RBF核)	0.85	1.12	5.8	0.92

由表1可知,SVR模型在各项评价指标上均取得最佳结果,其在测试集上的 $R^2$ 高达0.92,MAPE仅为5.8%,显著优于MLR、BPNN和RF,表明SVR模型能够准确捕捉制粉过程的非线性特性,泛化能力强。类似地,所建立的煤粉浓度软测量模型在测试集上的 $R^2$ 为0.89,均匀性指数模型的 $R^2$ 达到0.82,所有模型的精度均满足工业现场实时监测的要求。

为分析各输入变量对煤粉细度的影响程度,对训练好的SVR模型进行敏感性分析。结果表明,通风量( $Q_{\text{air}}$ )是对煤粉细度影响最大的因素(敏感性系数为-0.68),呈强负相关;其次是磨煤机压差(敏感性系数为-0.52)和出口温度(敏感性系数为+0.45)。该结果与物理机理一致,验证了模型的正确性。

### 3.3 在线优化应用实例

将所开发的软测量与优化系统在上述600 MW机组上进行为期1个月的工业应用测试。以机组550 MW负荷、燃用烟煤的典型工况为例,对优化前后的运行参数及效益指标进行对比,结果如表2所列。

由表2可知,系统优化前,运行人员为确保完全燃烧,采用“煤粉越细越好”的传统策略,以维持较大的通风量( $92\,000 \text{ m}^3/\text{h}$ ), $R_{90}$ 为16.5%,此时,虽然磨煤机功率高(1350 kW),但飞灰含碳量 $C_{\text{fly}}$ 高达4.8%。系统优化后,GA算法基于SVR的实时数据,推荐了相对较低的最优通风

量(87 500 m<sup>3</sup>/h)。这一调整使磨煤机功率显著下降,制粉单耗降低 4.09%,而且由于整体燃烧组织的改善,实际的飞灰含碳量从 4.8%降低至 3.3%,经热力计算,折合锅炉效率提升约 0.5 个百分点。上述结果表明,该系统通过综合优化,实现了制粉经济性与燃烧高效性的最佳平衡。

表 2 典型工况下优化前后性能对比结果

参数	优化前 (人工操作)	优化后 (系统给定)	变化幅度
给煤量	48.5 t/h	48.5 t/h	0
通风量	92 000 m <sup>3</sup> /h	87 500 m <sup>3</sup> /h	-4.89%
磨煤机功率	1 350 kW	1 295 kW	-4.07%
煤粉细度 R <sub>90</sub> (软测量值)	16.5%	18.2%	+1.7 个百分点
飞灰含碳量(实测)	4.8%	3.3%	-1.5 个百分点
制粉单耗	27.84 kW·h/t	26.70 kW·h/t	-4.09%

### 4 结语

针对燃煤机组制粉系统监测滞后与优化依赖经验的难题,本研究开发了一套集 SVR 软测量与 GA 多目标优化

于一体的智能控制方法,而且经研究发现,制粉系统的综合能效优化并非盲目追求最低的煤粉细度或最低的磨煤电耗。工业应用证实,通过 SVR-GA 系统的主动优化,适当放宽煤粉细度(R<sub>90</sub>由 16.5%增至 18.2%),能在降低制粉单耗 4.09%的同时,实现飞灰含碳量的大幅下降(从 4.8%至 3.3%),最终使锅炉效率提升约 0.5 个百分点。

### 参考文献

[1]程庆,贺小雨,赵骏.锅炉一次风动态自寻优控制系统的设计与应用研究[J].仪器仪表用户,2025,32(1):70-72+75.  
 [2]唐伟.基于飞灰含碳量的混煤掺烧优化方法研究及应用[D].长沙:长沙理工大学,2017.  
 [3]常江,Kwang Y.Lee.基于遗传算法的火电单元机组多目标优化协调控制[J].深圳职业技术学院学报,2004(2):6-9+37.  
 [4]潘秉超,王文欢,潘卫国,等.支持向量机算法在电厂中的应用[J].上海电力学院学报,2013,29(1):5-8.  
 [5]文大缀,熊伟,邢希东.600 MW 燃煤锅炉降低飞灰含碳量的燃烧调整试验研究[J].锅炉技术,2016,47(1):50-53+79.

(上接第 56 页)

时器时间 T 在 18:00—07:00 之间,且照度低于 50 lx 时,将第 2 路、第 4 路、第 6 路、第 8 路照明灯打开(不锁死)。

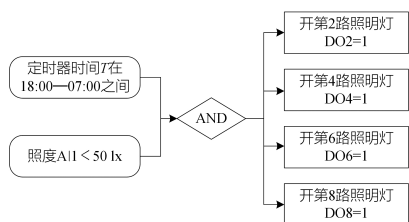


图 6 1 套机组 13 m 平台晚间照度不足补充照明灯逻辑

### 3 结语

针对某电厂照明系统操作需耗费大量人力且不节能的问题,搭建了一套基于无线物联网的电厂照明智能控制系统。系统投运后,年节电量约 3.56 万 kW·h,日均巡检时长缩短 1.5 h。该电厂基于厂级 WiFi 网络,配置 STM32+

ESP8266 网络控制模块,采用 MQTT 协议搭建网络架构。同时,围绕网络控制模块对照明电路进行改造,设计并安装直流电源,部署照度传感器,搭建远程监控平台,配置相关逻辑,最终实现了智能照明监控的各项功能。该成果可供其他电厂照明改造参考和借鉴。

### 参考文献

[1]何备.基于物联网技术的电厂照明智能调控与节能策略[J].中国照明电器,2025(11):131-133.  
 [2]徐华丽,张慧康,王慧,等.基于智能照明技术的电厂照明系统设计及优化[J].光源与照明,2024(11):2-4.  
 [3]王豪,徐剑彬.LIMS-PLC 照明控制系统在电厂中的应用[J].光源与照明,2025(5):80-82.  
 [4]江林,涂珺,杨代勇.基于 RF433 技术对电厂照明系统的智能化改造及效益分析[J].节能与环保,2023(8):74-76.  
 [5]杨思睿.电厂主厂房智能照明系统的设计和应用[J].光源与照明,2022(9):39-41.