

软测量技术赋能燃煤电厂碳排放计量的研究进展

姚顺春^{1,2}, 刘泽明^{1,2}, 卢志民^{1,2}, 郭松杰^{1,2}, 谢子立^{1,2},
李峥辉^{1,2}, 黄泳如^{1,2}, 李龙千^{1,2}, 卢伟业^{1,3}, 陈小玄³

(1.华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640; 2.广东省能源高效清洁利用重点实验室, 广东 广州 510640;
3.广东省特种设备检测研究院顺德检测院, 广东 佛山 528300)

摘要:火力发电企业作为我国能源结构的重要组成部分,长期以来是我国碳排放的主要来源,在我国和全球加速推动低碳经济发展的宏观环境下,火电企业积极响应国家“能耗双控”向“碳排放双控”转变的战略部署。在此背景下,精确计量燃煤电厂的碳排放量变得至关重要。在燃煤电厂碳计量中,烟气流量影响燃煤发电中在线监测法的精度,而燃煤消耗量、燃煤元素碳含量以及飞灰碳含量共同决定核算法的可靠性。目前,大多数燃煤发电企业只对流量和燃煤消耗量进行实时监测,在现场恶劣的环境中对燃煤元素碳含量以及飞灰碳含量进行短周期、高频次的直接监测需要花费较大的人力以及物力,流量监测设备也易受烟道环境影响。而软测量技术以其高效和低成本的特点,可为传统碳排放计量过程中关键参数的监测提供一种替代方法。鉴于此,首先阐述了软测量模型的建立过程,包含数据预处理、辅助变量选择、软测量模型建立以及模型校正。数据预处理能够确保数据质量,提高建模效率;辅助变量选择是从大量潜在的变量中筛选出对目标变量的辅助变量,进一步提高建模效率;软测量模型建立主要是基于机理建模和数据驱动建模,是实现目标变量预测的核心;模型校正通过实际的离线或在线数据,对模型进行进一步优化,提高模型的预测精度。其次,针对碳计量相关参数,分析了烟气流量、燃煤消耗量、燃煤元素碳含量和飞灰碳含量监测存在的问题,论述了软测量技术在上述碳计量关键参数的国内外研究进展和应用,评估了机理建模和数据驱动建模技术的有效性、准确性和实用性。其中,机理分析建模主要基于电厂锅炉进出口的能量平衡以及烟风质量守恒等原理,有着确定的数学物理关系式,具有高度可解释性和稳定性,但是建模过程复杂,预测精度较低;数据驱动建模主要是利用各种机器学习方法,基于电厂分布式控制系统(Distributed control system, DCS)丰富的运行数据,对碳计量关键参数进行“黑箱建模”,克服了机理分析建模复杂的过程分析,精度相对较高,但是建模过程不明确,且模型对于不同机组的泛化能力较差。最后,对于软测量技术在碳排放计量领域的发展应用进行了总结与展望。对电厂各参数之间的时序结构、电厂自身计算能力的限制以及机理分析融合数据驱动方法的发展提出相关建议,并对国外二氧化碳预测性排放系统结合软测量技术在国内外燃煤电厂的应用进行展望。

关键词:燃煤电厂;碳排放计量;软测量技术;在线监测法;核算法

中图分类号:TK229.6;X511 文献标志码:A 文章编号:1006-6772(2024)08-0018-14

Research progress of soft measurement technology optimizing carbon emission measurement of coal-fired power plants

YAO Shunchun^{1,2}, LIU Zeming^{1,2}, LU Zhimin^{1,2}, GUO Songjie^{1,2}, XIE Zili^{1,2},
LI Zhenghui^{1,2}, HUANG Yongru^{1,2}, LI Longqian^{1,2}, LU Weiye^{1,3}, CHEN Xiaoxuan³

(1.School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 2.Key Laboratory of Energy Efficiency and Clean Utilization in Guangdong Province, Guangzhou 510640, China; 3.Guangdong Institute of Special

收稿日期:2024-02-01;责任编辑:常明然 DOI:10.13226/j.issn.1006-6772.LC24020101

基金项目:国家自然科学基金联合基金重点资助项目(U22B20119);广东省自然科学基金-杰出青年资助项目(2021B1515020071)

作者简介:姚顺春(1983—),男,浙江龙游人,教授,博士生导师,博士。E-mail: epscyao@scut.edu.cn

引用格式:姚顺春,刘泽明,卢志民,等.软测量技术赋能燃煤电厂碳排放计量的研究进展[J].洁净煤技术,2024,30(8):18-31.

YAO Shunchun, LIU Zeming, LU Zhimin, et al. Research progress of soft measurement technology optimizing carbon emission measurement of coal-fired power plants[J]. Clean Coal Technology, 2024, 30(8): 18-31.



移动阅读

Equipment Inspection and Research Shunde Branch, Foshan, Guangdong 528300, China)

Abstract: As a significant component of China's energy structure, thermal power generation enterprises have long been the main source of carbon emissions in the country. With the global push for a low-carbon economy, those enterprises are shifting from "dual control of energy consumption" to "dual control of carbon emissions." Under this backdrop, accurately measuring the carbon emissions of coal-fired power plants has become crucial. In carbon measurement for coal-fired power plants, flue gas flow impacts the accuracy of the online monitoring method. In contrast, coal consumption, carbon content in coal, and carbon content in fly ash jointly determine the reliability of the calculation method. Currently, most coal-fired plants only perform real-time monitoring of flow and coal consumption. However, direct, high-frequency, short-cycle monitoring of carbon content in coal and fly ash in harsh plant environments requires significant human and material resources and flow monitoring equipment is easily affected by the flue gas environment. Soft measurement technology, with its efficiency and low cost, provides an alternative method for monitoring key parameters in traditional carbon emission measurements. Firstly, this study reviews the establishment of a soft measurement model, including data preprocessing, auxiliary variable selection, model establishment, and model correction. Data preprocessing ensures data quality and improves modeling efficiency. Auxiliary variable selection enhances modeling efficiency by filtering out useful variables. The soft measurement model, based on mechanism and data-driven modeling, is key to predicting target variables. Model correction optimizes the model with actual data, improving prediction accuracy. Secondly, the study analyzes issues in monitoring flue gas flow, coal consumption, coal carbon content, and fly ash carbon content. It discusses the research progress and application of soft measurement technology for these parameters. Mechanism modeling, based on energy balance and mass conservation principles, has high interpretability and stability but is complex and less accurate. Data-driven modeling, using machine learning and data from distributed control systems (DCS) offers higher accuracy, but lacks transparency and generalization ability. Finally, this study summarizes and prospects the development and application of soft measurement technology in the field of carbon emission measurement. It provides suggestions for integrating the time-series structure of various plant parameters, the computational limitations of the plant itself, and the development of methods combining mechanism analysis and data-driven approaches. It summarizes the application scenarios of predictive CO₂ emission systems abroad and anticipates the application of such systems combined with soft measurement technology in domestic and international coal-fired power plants.

Key words: coal-fired power plants; carbon emission measurement; soft sensing technology; online monitoring method; carbon accounting method

0 引言

大量温室气体排放导致的全球气候变化问题已成为全人类社会面临的主要生存危机。我国作为负责任大国,一直积极应对气候变化问题,促进国家绿色低碳高质量发展。当前,我国碳排放仍然处在总量高、增量高的历史阶段,其中火力发电行业是我国主要的碳排放来源。据统计,2022年全国发电装机容量达到25.67亿kW,其中火电占中国装机容量的比重约为51.9%,其CO₂排放量接近全国排放总量的42%^[1]。因此,在迈向碳达峰和碳中和的大背景下,火电行业是实施碳排放总量控制的重点领域。同时,随着2021年全国碳市场的开启,电厂碳排放量的准确计量是做到碳排放数据可测量、可报告、可核查的基础。如何在火电行业高效、准确、可靠地获得排放数据,并进行碳资产的智能管理,成为行业发展的关键。

目前,我国发电行业有关温室气体清单编制指南和温室气体排放核算方法与报告指南统一根据生态环境部于2022年12月21日印发的《企业温室气体排放核算与报告指南 发电设施》和《企业温室气

体排放核查技术指南发电设施》进行核算^[2]。核算法从燃料端出发,基于燃料消耗量、元素碳含量、碳氧化率等参数进行直接的计算,是我国通用的碳核查方法,但该方法存在时效性较低、人为因素参与较多等局限性。在线监测法从烟气端出发,利用烟气排放在线监测系统(Continuous Emission Monitoring Systems, CEMS),监测烟道的CO₂浓度、烟气流量、温度、压力、湿度等参数从而计算排放源的CO₂排放总量,也逐渐在国内进行研究应用。在线监测法凭借其自动化程度高、时效性好及与电力系统融合更有效等特点,在欧美地区的应用已相对成熟,且得到当地法律的认可^[3]。

然而,两种方法的计量仍存在一定偏差。LEE等^[4]分析了在线监测法和排放因子法的碳排放数据差异,结果表明基于在线监测法的二氧化碳总排放量比排放因子法高12%~27%。QUICK等^[5]综合了210家美国燃煤电厂的在线监测结果,其二氧化碳总排放量低于美国能源信息署(U.S. Energy Information Administration, EIA)通过燃料消耗记录统计出来的二氧化碳排放总量。李峥辉等^[6]对比了某330 MW热电联产电厂的核算法碳排放量与在线监

测法碳排放量,结果表明,在线监测法碳排放量比核算法碳排放量少5%~30%。张钦等^[7]对比了两家火力发电企业和一家热力生产和供应企业,碳排放数据的相对偏差为7.2%、-11.9%、6.8%。就目前来看,两类监测方法所得的碳排放数据存在偏差且偏差分布的正负没有一致性。

在核算法中,准确测量CO₂排放量的关键在于入炉煤量及入炉煤元素碳含量的测量,同时,飞灰碳含量的测量也是准确计算碳氧化率的关键。对于入炉煤量,目前国内外发电企业主要采用皮带秤监测;对于碳含量,一般采用人工检测、光学检测等方法进行,但这类方法存在较大的误差且有一定滞后性。对于在线监测法,CO₂排放量准确测量的关键是对CO₂浓度以及烟气流量的监测。但在此过程中,大口径烟道流场的分布不均匀性、烟道环境等均会有一定影响,使流量监测相比浓度的监测具有较大的不确定度。同时,由于CEMS设备检修、故障等容易造成数据的缺失、异常,导致数据存在较大的偏差。

为解决上述变量的监测问题,有必要发展一种方法进行辅助监测,同时可以弥补变量的缺失值。利用软测量方法构建机理模型、数据驱动模型等是解决上述问题的有效方法之一。20世纪90年代以来,软测量技术在理论研究和实际应用方面均取得

了迅速发展,其可利用准确易测的辅助变量,通过机理分析或数据驱动的方式来间接计算待测变量。目前我国电力系统中有强大的数据采集系统和数据处理及传输功能,如果配合软测量技术对各种难测、测不准变量进行实时监测,再加入状态判断及输出驱动功能,可实现对相关过程高时效性的数据输出及对现有CEMS系统数据修正。因此,在绿色低碳经济发展的大背景下,对火电厂中碳计量相关参变量进行软测量,对电厂实现碳排放控制具有重要意义。

笔者首先介绍了软测量技术原理,并在此基础上,对软测量技术在燃煤电厂碳排放计量的应用进行了详细总结。最后,对软测量技术在燃煤电厂的未来研究方向提出展望,切实服务于我国电厂温室气体碳排放总量的控制。

1 软测量技术原理

软测量技术利用一些易测量的变量,通过构建某种数学关系来推断或估计难以测量或暂时无法测量的重要变量,以软件代替硬件功能,并提供实时控制的反馈。燃煤电站软测量建模主要流程如图1所示,常用的软测量技术流程主要包括数据采集及预处理,辅助变量的选择,软测量模型的建立以及软测量模型的校正分析四大部分。

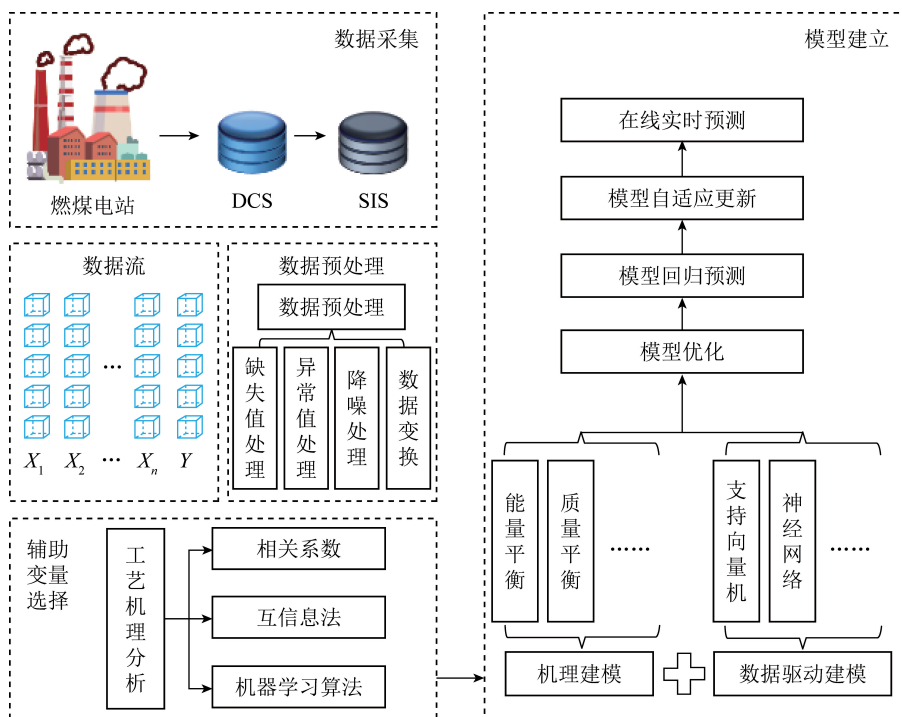


图1 燃煤电站软测量建模主要流程

Fig.1 Main process of soft measurement modeling in coal-fired power plants

1.1 数据采集及预处理

正确的数据输入和可靠的变量关系可以显著提

升建模结果的有效性以及整体的构建效率^[8]。数据预处理一般包括数据缺失处理、数据异常处理、数

据降噪处理以及数据变换等。

收集到的运行数据有时会出现空白值的情况,需对其进行数据缺失处理。对于短时缺失数据,可以采取均值填充、前一时刻的正常数据填充等方法;对于长时缺失时间段内的数据,可以采用分段处理方式,删除长时间缺失的时间段^[9-10]。面对复杂的现场环境,无可避免的会出现数据误差,但各种误差存在一定规律,需要使用特定的数学方法处理。由仪表系统自身偏差、故障、数据传输异常等情况出现的误差称为过失误差,需对其进行数据异常值处理,一般使用统计检验的方法剔除或矫正,例如拉达伊准则、滑动窗口法等进行异常值识别,再对其进行修正;由随机因素导致的误差,如机械噪声、环境变化、系统本身波动等,通常采用滤波或者使用系统冗余测量的多组数据取平均值的方法进行消除^[11-12]。现场运行环境数据种类繁多且量纲不统一,进行数据标准化可以消除不同特征数据间量级和量纲不统一对建模结果的影响,避免部分数据因量级过大,而掩盖数量级较小的特征数据的作用,导致建模精度下降。

1.2 辅助变量选择

辅助变量的选择在软测量模型构建中扮演着至关重要的角色^[13],作为模型输入,辅助变量的类别、数量的选择,将对模型的结构及输出产生显著影响。

正确的辅助变量选择要求研究人员对对象工业机理有一定的了解且能分析出各辅助变量对主导变量的影响。CANTONI等^[14]指出,辅助变量的选择应对系统的鲁棒性、准确性、灵敏性、适应性等特点有较好地提升,使系统准确、快速、稳定地测量主导变量。而辅助变量是从一个人工初步筛选的数据集中选取的,过多的辅助变量会增加模型复杂性,易导致过拟合问题;而辅助变量过少,则可能无法全面反映目标变量的状态^[15]。

综上所述,辅助变量的选择应从工艺机理出发,分析各变量与主导变量间的联系,同时还需注意辅助变量之间的关系,避免冗余。常用的分析方法分为3类,基于相关系数的特征选择方法、基于互信息的特征选择方法及基于机器学习算法的特征选择方法,包括pearson系数分析法、主元分析法、互信息法、变量投影重要性分析法、灰色关联度分析法等,根据分析结果选择最佳的辅助变量作为模型的输入参数^[15-19]。

1.3 软测量模型的建立

建模的目的就是构建一个由二次变量到主导变量的数学映射关系,一般分为:机理分析建模、数据

驱动建模及机理分析融合数据驱动建模。

1.3.1 机理分析建模

机理分析建模依托于对工艺过程的深入理解,通过已经明晰的模型参数间的关系,只需对特定系数辨识就能得出过程的准确模型,可以结合各专业的知识内容进行全流程的分析。然而,随工业流程日趋复杂,系统变量增多,该方法面临构建模型过程长、难度大、适用性有限等挑战,限制了其在大规模工业过程中的应用。

1.3.2 数据驱动建模

数据驱动建模不受工艺机理限制,通过分析系统产生的大量数据来识别辅助变量与主导变量间的关联性,尤其适用于内部机理复杂或不被完全理解的“黑箱系统”。

数据驱动建模中常用的人工智能算法包括支持向量机以及神经网络等机器学习算法。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的回归结构如图2所示,算法把输入变量 x 通过核函数 $K(x_i, x_j)$ 代替高维空间 Z 中的向量内积 $\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$,通过最大化间隔的方式选择最优的超平面,使得不同特征向量到该平面的距离最大,是一种针对小样本学习的方法。支持向量机模型以最大化间隔和结构风险最小化的双重最优准则为基准,具有模型泛化能力较强、稀疏性强及能够处理非线性问题的优点^[12]。神经网络算法是一种基于人脑神经系统结构的数学模型,其通过多层神经元间的连接和激活函数的作用,实现对复杂信息的处理和学习。相比支持向量机算法,神经网络算法具备自我学习能力,且训练速度快,可有效处理复杂信息,因此在多学科交叉领域应用广泛。常见神经网络包括前馈神经网络、卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)等。

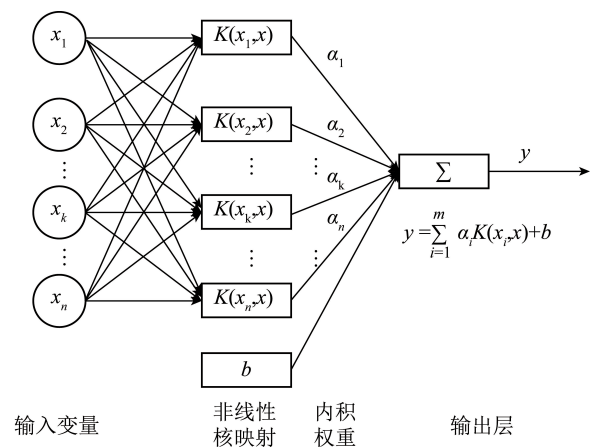


图2 支持向量机结构示意图

Fig.2 Structure diagram of Support Vector Machine

现有先进控制系统的发展、数据采集与处理能

力的提升为数据驱动建模提供了丰富的数据资源。但仅从数据驱动建模的角度出发,对现有的大流程工业进行分析,所面临数据量众多,对电厂的数据需求较大,同时涉及特征变量选择、模型自适应校正困难等问题,不利于电厂进行高效的工业流程。

1.3.3 机理分析融合数据驱动建模

结合机理分析与数据驱动建模,既能避免纯机理分析带来的复杂原理计算过程,又能利用现有的数理模型与工艺经验,针对特定的流程工业进行数据筛选,从而减少纯数据驱动建模的前期数据处理量。随着当前计算机软硬件实力的快速提升,建模理论的多样化发展,各种建模过程呈现出相互交叉与融合的趋势。对各复杂工业过程建立软测量模型,同时借助机器学习技术,能大幅简化模型,增加模型可解释性,同时满足电厂现场的应用,将是未来的主要发展方向之一。

1.4 模型矫正

在软测量模型建成后,由于现场环境变化、工况调整、测量对象特征变化等,模型预测结果可能发生相应改变,逐渐偏离所建立的模型,如果不对原有模型进行调整,必定影响测量精度。基于上述原因,对模型增加矫正环节是必要的,针对实际生产过程的要求,可采取不同的模型矫正方法,有学者利用偏最小二乘法、卡尔曼滤波技术完成模型参数的在线矫正;也有学者针对实际应用场景,通过主导变量的离线测量值进行分析,进而完成在线矫正^[20-22]。

2 软测量技术应用

2.1 烟气流量软测量

对于在线监测系统,定期的设备维修、清理会导致数据缺失情况,运行过程中也可能出现数据异常。为确保碳排放数据的可靠性和准确性,以及同一水平下的数据可比性,运行人员需对烟气流量进行实时监控。在CMES系统数据存在异常、缺失等情况时,采用精度较高的方法进行异常流量数据的校验及替代处理,是实现CO₂排放总量准确监测的关键。

2.1.1 烟气流量测量现状

火电机组的烟气流量直接测量存在以下难点:
① 由于电厂锅炉燃烧工况变化的复杂性及现有电厂大尺寸烟道结构的影响,导致烟道内的流场分布情况较为复杂,存在较大的不均匀性;② 流量测量装置的性能易受烟气含尘、高温高湿环境的影响。

目前常用的烟气流量测量仪器主要有差压式、热质式以及超声波流量计^[23-25]。表1总结了3种常用大口径管道流量监测技术的优缺点。尽管直接

测量的精度逐步提高,但仍存在维护成本高、测量存在漂移、检修等情况。一些学者寻求其他方法改进流量测量准确性,而流量软测量技术作为一种重要的辅助手段,能有效提升流量监测结果的准确性,为解决这些问题的有效途径之一。

表1 大口径管道流量监测技术

Table 1 Flow measurement technologies for large diameter pipelines

测量方法	优点	缺点
皮托管法	结构简单、制造方便、价格低廉、性能较为稳定	由于偏航角的存在,测量误差较大;不适合微小流速下的测量;皮托管测量时总压孔需正对来流
热质式流量计	精度高、结构简单、压损小、重复性高,且使用、安装、维护比较简单	在介质变化、大管径、不均匀流场的测量准确的较低,不适合大流量测量
超声波法	准确度高、无可动部件、非接触安装、双向测量、重复性好及无压损等	抗干扰能力差易受气泡、结垢以及噪声的影响,造价成本高

2.1.2 辅助变量选取

确定辅助变量是软测量技术的关键,合理选择辅助变量不仅对软测量的精度有重要影响,还能简化软测量模型,使模型更加易理解。电厂烟气量的产生受燃料燃烧状况、送风量、管道流速差压信号等因素的影响,关系较复杂。在选择辅助变量时,需要选择能反映负荷、燃料、风量等方面的变量作为辅助变量。佟纯涛^[12]分析了燃烧烟气量计算过程、燃烧控制过程、送风控制过程及气体流量测量的影响因素,通过变量投影重要性分析及前向搜索算法,最终确定以烟气流速差压信号、空预器入口温度、一次风量、SCR入口含氧量、机组负荷、二次风开度加权值作为软测量模型的输入。文献^[26-28]则从机理出发,利用固体燃料完全燃烧下的理论烟气质量流量,结合相关煤质分析、入炉煤量等,作为输入变量构建机组烟气流量软测量模型。

2.1.3 烟气流量软测量建模方法

锅炉烟气产生是一个复杂的物理、化学变化过程,涉及质量守恒、烟风质量平衡等过程,同时需考虑所用煤种。此外,影响烟道烟气流量的诸多因素具有耦合性强、非线性强等特征,导致烟气量的计算非常困难。

早期在烟气流量软测量方面,大部分研究人员多依赖燃烧过程原理进行计算。程新华等^[29]针对冗余测量系统,根据最大似然原理,在满足物质平衡、能量平衡、煤燃烧化学分析等条件下,对电厂复

杂的风粉流体网络的测量数据进行校正。胡昌镁等^[27]针对锅炉烟道布置短且不规则的情况,通过固体燃烧公式,利用计算的流量对反应器的烟气流量进行修正。KORPELA等^[26]基于物理燃烧建模,建立软测量预测模型,并在木材、泥炭、树皮和泥浆等燃料的工业BFB锅炉上进行试验,测试结果表明该方法在这种工业环境中具有良好的适应性,可以进行烟气流量、CO₂浓度及SO₂浓度等的预测。

随着统计学的发展及人工智能算法的不断完善,众多学者倾向于通过机理分析相关过程,再结合智能算法进行烟气流量软测量。全卫国等^[30]利用带有遗忘因子的梯度下降算法确定RBF网络的数据中心和权值大小,建立了基于径向基函数的RBF神经网络流量测量模型,在大口径管道的流量测量方面有一定的应用价值。佟纯涛^[12]在分析燃烧机理、烟风质量平衡等基础上,结合变量投影分析与前向搜索算法进行辅助变量筛选,并基于最小二乘支持向量机方法建立烟气流量软测量模型,结果表明在静态和动态情况下,模型可以较为准确地预测烟气流量。谭鹏等^[28]提出一种电站煤粉锅炉烟气流量软测量方法,使用元素分析计算煤的理论空气量和理论烟量,通过机器学习算法建立煤的工业分析与理论空气量以及理论烟量的双模型结构,结合电站SIS系统中的氧量与CO浓度,求得锅炉烟气量的估算值。基于美国与中国的煤质数据库,利用遗传算法结合支持向量机进行建模,测试集的误差小于2%。

综上所述,烟气流量的软测量技术已在燃煤电厂取得了一定的研究进展和应用,但对于模型的泛化能力还需进一步验证。不同于以往只关注排放物的浓度,现在更多关注排放物的总量,而基于机器学习的数据驱动方法进行火电厂烟气流量的实时预测对碳排放总量的计量尤为重要,也是未来重要的研究方向。

2.2 燃煤消耗量软测量

2.2.1 入炉煤量监测方法

一直以来,实时煤量在线测量对于燃煤电厂来说都是一个难题。目前电厂中一般采取电子皮带秤进行入炉前的称重的测量措施。而随着传感器、计算机等技术的发展,电子皮带秤的精度也越来越高。对于直吹式制粉系统,皮带秤可以达到较高的精度,但对于中储式制粉系统,误差仍较大。煤颗粒经过磨煤机研磨后变为煤粉,会引发煤质信息的波动,而入炉前燃煤信息的准确获取是提高电厂碳排放精确计量的方法之一,故对一次风煤管中煤粉的测量也

成为各电厂和研究人员关注的问题。由于煤粉在风管中呈现气固两相流形态,因此广泛采用质量流量的概念来监测煤粉。

煤粉浓度测量方法归纳起来可分为直接法和间接法两类。直接法是通过直接估计管道中的固相来却确定风粉中的固相浓度,包括微波法、超声波法、光脉动法、静电法、电容法等。间接法是依据质量守恒定理、能量守恒定理、动量守恒定理等,在合理假设的情况下建立相应数学模型,从而达到测量煤粉浓度的目的,常见的方法有温度法和压降法。表2对以上煤粉浓度测量进行了总结^[31-34]。

表2 煤粉浓度测量方法

Table 2 Measurement method for coal powder concentration

测量方法	测量原理	测量局限
微波法	不同煤粉介电常数不同	实际气流中存在杂质、湿度等,会引入一定误差
超声波法	超声波在不同浓度的风粉介质中传播速度不同	声音传播速度较快,在测量超声波从发送到接受的时间差时会产生较大误差
光脉动法	光在不同浓度的气固两相流中光强信号衰减程度不同	准确性易受煤颗粒形态及其他颗粒物的影响,且校准和维护较难
静电法	不同大小煤粉颗粒的静电强度不同	探头必须插入煤粉管道中,存在长时间使用的磨损问题
电容法	依靠煤粉介电常数与纯空气介电常数间的差异,测量输送管道中两相流的浓度	对于电厂煤粉管内低浓度气固两相流的测量准确性较低
温度法	通过风粉混合前后的温度变化及各自的比热容求解煤粉量	由于混合物温度变化非常快,测量结果存在滞后问题
压降法	气固两相流的压降与固相浓度存在对应关系	对气体性质、流体条件的变化情况较敏感

总体而言,由于一般电站锅炉机组运行过程中现场环境较复杂,且现有测量装置的适应性普遍较弱,上述一些技术方法大都停留在理论或试验层面,并未进行大规模应用示范。如何准确及时测量锅炉入炉煤量一直都是研究人员与工程技术人员所关心的问题之一,也使得可以利用现场较易准确测量的物理变量来进行入炉煤量预测的软测量技术逐步受到研究人员的关注。

2.2.2 辅助变量选择

电厂制粉系统中,原煤从给煤机皮带进入磨煤

机碾磨,合格的煤粉由一次风携带进入锅炉,这个过程涉及许多设备的多个变量,使得基于机理建立精确的入炉煤量模型非常困难,故更适合采用非线性函数拟合方法建立入炉煤量的软测量模型。但在建模之前,也需要进行相关辅助变量的选择。

WANG等^[35]基于煤粉粒度影响因素、某球团厂煤粉制备工艺和自动控制系统的实际情况,选取给煤机变频器频率、一次风温、磨煤机压差、磨煤机出口温度4个参数,建立煤粉粒度软测量模型;唐耀华等^[36]基于入炉煤量的物理特性及电厂实际运行数据信号的可靠性分析,提取给煤机瞬时煤量、一次风阀门开度、一次风阀门后压力、差压料位、混合一次风风压、容量风风量作为入炉煤量软测量建模的参数输入;CHEN等^[37]将球磨机容量阀开度、一次风压力、磨内料位3个因素作为变量,对模拟煤量进行惯性元校正,准确、有效地保证了协调控制系统的稳定性。许伟强^[38]通过大量的实验得到主要参数关系函数,选择磨煤机入口一次风压、磨煤机容量风门开度以及料位,再结合暖磨、建立料位、正常料位运行、停运吹空、停运以及跳闸后重新启动等6个运行状态,作为入炉煤量计算公式的输入参数。刘翠翠^[33]基于磨煤机与锅炉运行状态的关系,从煤粉量流速和浓度的影响因素出发,选择一次风量、一次冷风阀门开度、一次热风阀门开度、一次风风压、磨煤机入口风温、给煤机转速、磨煤机电流、机组负荷、一次风量、磨煤机出口温度作为建模的辅助变量。

综上所述,入炉煤量软测量模型在选择辅助变量时,主要考虑影响煤粉流量和浓度的一些过程变量,其次辅以机组的运行特性参数、磨煤机的状态参数及给煤机的状态参数,再结合特征变量选择方法对上述辅助变量进一步筛选。

2.2.3 入炉煤量软测量建模方法

颜正等^[39]以锅炉燃烧的烟风质量平衡和在线监测的烟气参数为基础,无需燃煤发热量,即可进行标准煤耗的计算。李健^[40]基于双进双出磨煤机制粉系统的动态特性,采用k-Means聚类算法辨识机组历史运行数据中的模型参数,借助分段线性函数建立锅炉入炉煤量软测量模型,准确拟合磨煤机实际运行特性,为双进双出磨煤机入炉煤量实时准确测量提供一种有效的方法。刘翠翠^[33]利用主成分分析法和支持向量机算法,分别对磨煤机处于稳态工况和非稳态工况下的入炉煤量进行预测分析,同时,在非稳态工况下基于磨煤机进出口能量平衡,分析计算校正信号并做了相应模型校正工作,将预测的平均误差控制在2%以内。针对E型立轴磨煤

机,NAHA^[41]对六段磨煤机模型进行改进,结合卡尔曼滤波修正与粒子群优化技术,建立了E型立轴磨煤机瞬时煤粉流量的计算模型,以反映实际变化的煤粉流量。东南大学许传龙等^[42]通过建立基于神经网络的软测量模型,成功解决了气力输送固体质量流量测量中复杂的非线性关系问题。他们在气固两相输送机上进行了实验,结果显示软测量值与实际试验结果吻合良好,证明了该软测量技术的有效性和可靠性。SINGH等^[43]使用进化计算技术,通过能量、热量和质量平衡的分析导出数学模型,该模型能准确反映稳态磨煤机动力学的全过程,实现火电厂煤粉流量软测量,目前该磨煤机模型已在210 MW火力发电厂在线实施,实现准确且稳健的预测。

2.3 燃煤元素碳含量软测量

2.3.1 燃煤元素碳含量监测方法

多年来,国内外已经建立了基于化学过程的标准测试方法并制定了相关标准,然而,这些方法通常是从传送带上成吨的物料中提取微量煤样,然后再进行分析测试。尽管现有的采样方式已经较为成熟,但由于煤本身的不均匀性,这些方法仍可能无法提供具有代表性的结果。同时,完成一次分析需要的周期较长,显然难以满足实时性要求^[44-45]。

燃煤元素碳含量是核算法计量碳排放量的重要参数,对其的监测也是燃煤电厂优化燃烧效率的关键。目前碳含量监测技术手段主要分为两大类:传统实验室分析方法和新型在线监测技术。

传统实验室分析方法包含热重分析法和元素分析仪法。热重分析法包含三节炉法及二节炉法^[44-45],通过测量样品在加热过程中的质量变化来确定碳含量。该方法准确度高,精密度好,但耗时较长,难以实现实时监测。国内许多质检机构和企业开始逐渐采用元素分析仪检测煤中碳、氢和氮元素含量,这种方法操作简便,测量时间短,准确度较高,但设备成本昂贵,且无法满足实时监测的需求^[46]。

目前,煤质的快速监测技术主要有两类,一是以瞬发 γ 中子活化分析和双能 γ 射线为代表的有放射源的核辐射检测技术,二是以多能X射线吸收法、X射线荧光法、激光诱导击穿光谱分析法为代表的无放射源的煤质快速检测技术^[47]。

激光诱导击穿光谱(Laser-induced breakdown spectroscopy, LIBS)技术通过激光脉冲烧蚀样品表面产生高温等离子体,然后通过分析等离子体发出的光谱来确定样品的元素组成。该技术可以实现快速实时分析,且数据准确,自动化程度高,但对操作

环境要求较高^[48]。红外分析技术基于碳和其他元素化合物吸收特定波长红外光的原理,具有操作简便、响应快速的优点,适合连续监测。

在对燃煤元素碳含量的监测方法进行比较时,传统实验室分析方法和新兴在线监测技术各有优劣。在准确性方面,传统实验室分析方法具有更高的准确性,但无法实现实时监测,而新兴在线监测技术牺牲了一定的准确性,以换取实时监测的能力。在响应时间方面,在线监测技术明显优于实验室分析方法,更适合应用于实时调整和控制燃烧过程。从成本和维护角度考虑,传统方法虽然设备一次性投入高,但运营成本较低,维护简单;而在线监测技术虽然在初期投资较低,但其更为复杂的系统可能导致更高的维护和运营成本。

2.3.2 辅助变量选择

在燃煤元素碳含量软测量建模过程中,需选择合适的辅助变量以确保模型的准确性和实时性。冯有为^[49]依据物质平衡方程,通过烟气信息与煤质成分的平衡分析拟定辅助变量。符慧林等^[50]通过建立静电电压信号与辅助变量之间的影响关系,选择给煤量、一次风量、煤粉温度以及静电电压信号共4个变量作为模型的输入参数。王海群等^[51]选择锅炉负荷、给煤量、二次风挡板开度、燃尽风挡板开度值、风箱炉膛压差、省煤器出口氧量、煤种特性(发热量、挥发分、灰分和水分)、燃烧器摆角、燃料风开度以及一次风总风压等21种影响因素,再通过主元分析法进行数据降维,作为输入变量。米翠丽等^[52]基于反平衡法、正平衡法以及烟风质量平衡的机理分析,选取DCS系统中的主蒸汽物性参数、再热蒸汽物性参数、主给水物性参数、灰渣碳含量、给煤量、环境温度、排烟温度、烟气中各气体成分作为模型计算参数。

对于入炉煤粉元素碳含量的软测量模型,辅助变量的选择偏向于利用烟气监测数据结合能量平衡公式等进行煤元素成分的机理分析;而基于机器学习软测量模型,主要利用火电运行控制参数如给煤量、总风量、给水量等,以及火电运行状态参数如主蒸汽压力、主蒸汽温度、锅炉出口含氧量、烟气温度等,作为机器学习模型的输入。

2.3.3 入炉煤元素碳含量软测量建模方法

根据煤炭的燃烧原理及物质守恒的原理,可以通过烟气的气体成分来反映入煤的元素中碳、氢、氧、氮、硫。刘福国等^[53-54]基于进出锅炉的物量守恒原理与燃烧过程,推导出如下方程组:

$$C_{\text{daf}} = 53.9\gamma_{\text{CO}_2}(V_{\text{RO}_2,\text{daf}} + V_{\text{N}_2,\text{daf}} +$$

$$V_{\text{O}_2,\text{daf}}) + (1 - \gamma_{\text{CO}_2})\Gamma_{\text{C}_{\text{uer}}}, \quad (1)$$

$$\Gamma_{\text{C}_{\text{uer}}} = A_{\text{ar}} \frac{100C_{\text{uer}}}{(100 - M_{\text{ar}} - A_{\text{ar}})(100 - C_{\text{uer}})}, \quad (2)$$

式中, C_{daf} 为煤的干燥无灰基元素碳含量; γ_{CO_2} 为烟气中 CO_2 的体积分数; $V_{\text{RO}_2,\text{daf}}$ 、 $V_{\text{N}_2,\text{daf}}$ 、 $V_{\text{O}_2,\text{daf}}$ 为以干燥基成分计算的各种标准气体量; $\Gamma_{\text{C}_{\text{uer}}}$ 为未燃尽碳损失的修正量; C_{uer} 为未燃尽碳元素碳含量。

通过解上述方程即可获得元素成分信息。在该方程组求解的基础上,众多学者展开了进一步的研究。米翠丽等^[52]引入锅炉效率作为中间变量,通过分析锅炉燃烧过程的正、反平衡效率计算方法及烟风质量平衡,建立煤质元素分析的软测量模型,试验表明,该模型计算结果与现场试验结果的误差可控制在 $\pm 5\%$,元素碳含量的计算误差为2.5%。ZENG等^[55]将机理建模方法与数据驱动理论相结合,通过数值迭代的方法,根据废气中 NO_x 含量,求解迭代初值选择问题。同时,作者在电厂没有水分和灰分在线监测设备的条件下,结合磨煤机系统的能量和质量平衡,建立水分软测量模型,结合热值与灰分的经验公式,建立灰分软测量模型,结合3个模型建立煤质分析模型,计算得到的各元素分析值均在合理范围内。刘福国等^[56]利用煤质的工业分析数据及DCS系统锅炉运行数据,开展进出口工质能量平衡的协同分析,并结合门捷列夫公式构建了煤成分含量和发热量并联软测量模型。该模型受电厂日常检测周期限制,无法给出实时的元素分析数据,但能满足电厂对于元素分析的每日分析。刘吉臻等^[57]建立部分烟气信息下的燃煤元素分析软测量模型,并进行试验比较,结果表明,当水分信息可以通过磨煤机分析得到时,对于煤中硫、碳、氢及氧的计算精度可以达到 $\pm 1.5\%$ 、 $\pm 0.2\%$ 、 $\pm 0.4\%$ 和 $\pm 0.6\%$ 。

随着火电机组DCS系统的日益完善,整机分布式测点也提供了丰富的数据平台,结合这些数据,基于机器学习的软测量技术也逐渐被运用到元素碳含量的计算中。符慧琳等^[50]针对锅炉燃烧煤种的不稳定性,提出了一种基于静电法在线测量入炉煤粉碳含量的方法,在静电信号精准测量的基础上,结合其他参数建立了锅炉一次风中入炉煤粉碳含量的BP神经网络模型,预测样本的绝对误差都在0.8%以内,能较好预测进入锅炉燃烧的煤种。

成艳婷等^[58]提到基于机器学习的煤质软测量模型应具备决策逻辑,由煤质参数及火电运行控制参数组成的正向决策逻辑,决定火电运行状态参数。但由机理分析可知,烟气成分与煤元素分析之间联系紧密,基于机器学习的煤质参数软测量决策图如

图3所示,基于机器学习的决策逻辑可以再结合烟气侧各成分进行进一步完善。

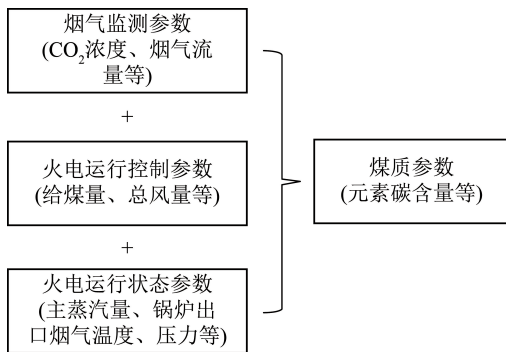


图3 基于机器学习的煤质参数软测量决策

Fig.3 Decision chart for soft measurement of coal quality parameters based on machine learning

综上所述,入炉元素碳含量的软测量建模方法主要以烟气成分与煤元素成分组成间的物质平衡方程为依据,关联其他关系模型如水分软测量模型、灰分软测量模型及门捷列夫公式,进行并联求解。该方法物理关系明确,但是分析模型未知量较多,要求电厂提供足够的烟气测点以求解模型。基于机理公式结合神经网络的软测量建模方法也展现出较好的预测水准,但目前神经网络模型难以适用于现场,仍需进一步发展。

2.4 飞灰碳含量软测量

飞灰碳含量是电厂锅炉的主要考核指标之一,可以比较直观地展示锅炉的运行效率和机组总体性能的变化。同时,在碳平衡法中,对飞灰和炉渣碳含量的测量也是 CO_2 排放量准确测量的关键。实时、准确、高效地监测飞灰碳含量,可以指导电厂自身调整运行方式,将飞灰碳含量控制在最佳范围,从而尽量提高机组的燃烧效率,这对于电厂节能降碳以及经济效益的提高都有着现实意义。但是由于燃煤锅炉的燃烧本身就是一个高温、多设备并行的复杂过程,易受到锅炉燃用煤种、锅炉装置本身的设计、锅炉运行操作等因素的影响,很难直接在线测量或用简单的公式进行估算。

2.4.1 飞灰碳含量测量现状

目前,国内外发电企业主要采用人工检测、光学检测等方法进行飞灰碳含量的检测。人工检测方法采用燃烧失重法,具有精度高、成本低的特点,但是该方法是离线检测方法,操作复杂且中间环节多,化验分析结果往往滞后几小时,难以满足锅炉实时监控的要求^[59-60]。光学检测方法中目前应用较多的是 LIBS^[61],该方法通过确定飞灰中主要元素的谱线强度来计算飞灰中的碳含量。由于其具有样本预

处理简单、可以进行远程在线检测、适应复杂环境等优点,能在恶劣的工业环境工作。微波法是目前国内测量速度最快、商业化程度最高的测量方法。作为一种快速检测方法,相较于其他原理的测碳仪器,具有测量速度快、设备简单等优点,但是存在测量腔易堵灰、煤种适应性差等情况,导致测量精度不高^[62]。对于各种测量仪器,由于技术或成本原因难以进行大规模的现场应用。而机组整体排放情况的快速识别有助于电厂进行自我调整,达到节能降碳的目的。电厂又迫切要求能够进行高效、准确的飞灰碳含量测量,因此许多研究人员开始研究采用软测量技术对飞灰碳含量进行有效测量。

2.4.2 辅助变量选取

为了解决发电企业锅炉飞灰和炉渣碳含量的在线监测问题,利用软测量方法构建数据驱动模型得到了学术界和工业界的广泛关注。由于燃煤锅炉中炉膛燃烧的物理过程十分复杂,对于飞灰碳含量,难以找到合适的物理模型进行计算,故一般通过分析飞灰碳含量的影响因素,再通过数据驱动模型方法进行软测量建模。

在进行具体的软测量建模时,一些学者针对各自锅炉的运行特性,结合实际情况进行机理分析和辅助变量的选择。陈敏生^[19]利用发电负荷描述锅炉的运行状态的影响,同时选取炉膛出口氧量、燃尽风量、给煤量、磨煤机开度一次风总风压、二次风门开度以及二次风总风压与炉膛差压作为模型的输入变量。方湘涛等^[63]从电厂的实际条件及计算速度出发,略去对飞灰碳含量影响不大的参数,只选取收到基低位发热量、收到基灰分、煤粉细度、锅炉主蒸汽压力、锅炉主蒸汽温度、排烟温度以及氧量作为模型的输入。刘鑫屏等^[64]通过关联度分析,针对飞灰碳含量,选取关联度数值超过0.7的总燃料量、总风量、主蒸汽流量、主蒸汽压力、机组负荷、排烟温度与烟气含氧量作为模型的输入参数。白继亮等^[65]选取了煤的工业分析、低位发热量、给煤量、总风量总共7个参数作为模型的输入,同时又构建低位发热量、给煤量、总风量子模型,作为模型的补充输入。

在锅炉的实际运行过程中,建立锅炉飞灰碳含量的软测量模型,通常选用炉膛出口氧量、燃尽风量、给煤量、磨煤机开度、锅炉主蒸汽压力、锅炉主蒸汽温度、排烟温度、烟气含氧量等,这些参数能够全面反映锅炉的运行状态、燃烧过程和煤燃烧特性,对模型的准确性和稳定性有较好的提升。

2.4.3 飞灰碳含量软测量建模方法

对于飞灰碳含量的建模预测,BP网络是应用最

宽广的多层前向神经网络。叶兆青等^[66]以660 MW超临界对冲火焰锅炉为研究对象,基于BP神经网络的非线性动力学特性和自学能力,建立飞灰碳含量预测模型。白继亮等^[65]构建一个以飞灰碳含量为输出变量的母模型和3个分别以低位发热量、给煤量、总风量的输出变量的子模型,结合其他辅助变量和3个子模型,共同构成飞灰碳含量的BP神经网络预测模型,实现飞灰碳含量的快速预测。朱璿琦等^[67]针对生物质锅炉飞灰碳含量较高的问题,提出以Garson算法为前置优化条件的LM-BP神经网络,建立飞灰碳含量的预测模型,检验结果表明,LM-Garson-BP网络具有较好的稳定性与泛化能力。刘鑫屏等^[64]结合堆叠稀疏自编码器(stacked sparse autoencoder, SSAE)与反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN),应用于660 MW超超临界发电机组灰飞碳含量软测量中,预测结果显示,平均相对误差为0.91%,总体相对误差可控制在 $\pm 5\%$ 以内,具有良好的工程应用价值。

除了BP神经网络,其他机器学习算法也被用在飞灰碳含量的软测量建模中。陈敏生等^[19]构建KPCA-SVM模型对不同工况下的飞灰碳含量进行预测,结果表明该模型的有效性和优越性。陈植元等^[68]以某电厂330 MW机组锅炉实际运行数据为基础,建立并对比了线性回归模型、决策树模型、KNN模型、随机森林模型、和XGBoost模型对飞灰碳含量的预测情况,结果发现,除了线性回归模型误差较大外,其他的预测模型在锅炉低、中、高负荷下均保持稳定且预测准确定较高。骆海瑞^[21]提出一种基于LighthGBM和XGBoost的组合模型进行建模,综合二者的优点,采用最小二乘规划算法,将模型组合问题抽象成凸优化问题,以最小均方误差为目标函数进行模型组合,模型预测结果显示,该模型能够有效处理复杂情况下的相关数据。

飞灰碳含量是影响锅炉效率的重要指标,同时也可以应用于碳平衡法的计算。由于飞灰碳含量的产生过程是一个机理复杂的热工过程,难以直接利用物理过程进行模型建立,故目前对于飞灰碳含量的软测量研究大部分集中在对于机器学习技术的应用研究上。面对燃煤锅炉发电的复杂性,未来研究需要进一步探索更为精确且适用的建模策略。

3 总结与展望

软测量技术在燃煤电厂碳排放量中的应用主要包括烟气流量软测量、燃煤消耗量软测量、燃煤元素碳含量软测量以及飞灰碳含量软测量。目前,大多数

电厂中只对烟气流量和燃煤消耗量进行实时监控,在电厂比较恶劣的环境中对燃煤元素碳含量及飞灰碳含量进行短周期直接监测,需要花费较大的人力以及物力。因此,基于电厂本身丰富的运行数据,结合软测量技术对上述4个主导变量进行高效、准确的监测,是目前提高检测效率、降低人力成本以及提高电厂碳监测效率的有效途径之一。

当前常用的软测量建模方法为机理分析建模以及数据驱动建模,其中数据驱动建模方法主要包括神经网络、支持向量机等机器学习算法。机理分析建模基于电厂的锅炉进出能量平衡、烟风质量平衡等原理,由明确的物理关系式构建而成,具有高度的可解释性和稳定性,可利用电厂本身的运行数据进行相应的计算。神经网络模型应用最为广泛,通过处理非线性和复杂的数据模式,适用于捕捉电厂运行状态参数中通过传统物理模型难以描述的动态变化;支持向量机适合于小样本情况下的监测问题,一般情况下对样本的依赖程度低;其他机器学习算法也正逐步运用到软测量技术中。

软测量技术的应用可以提升燃煤电厂碳排放数据质量和低碳生产管理。通过持续和实时的监测,管理者可以及时了解电厂排放状态,做出调整或优化决策,以减少环境影响并提高能效。

在未来,要将软测量模型应用于燃煤电厂,可能还需要考虑以下一些问题:

1) 电厂各参数之间的时序结构。基于机理分析的软测量模型很少讨论各辅助变量之间的时序关系。但实际上,从锅炉内传感器到烟气出口传感器这一段路径中,各变量明显存在一定的时间差。之后若要实现短周期或者实时的测量,需考虑如何从这些非结构化的时间序列数据中挖掘出各变量之间的时序关联。

2) 电厂自身的计算能力限制。大多数电厂目前使用的计算机系统相对落后,难以执行复杂的计算任务。因此,未来的建模工作在考虑准确性的同时,也需衡量模型计算效率与电厂现有计算能力之间的平衡。通过简化模型的计算复杂度并采用更为高效的算法,可以确保即使在计算资源有限的条件下,模型依然能够提供可靠和实时的碳排放计量数据。此外,为提高模型的实际应用性,开发与电厂现有系统兼容的软测量解决方案也将成为关键步骤之一。

3) 机理分析结合数据驱动方法的发展。火力发电过程本身就是复杂热工过程的集合体,仅基于机理分析建立的软测量模型,其模型的精度和泛化

能力受到较大的挑战。而仅从机器学习的角度出发,建立黑箱模型,又很容易错过关键影响因素,造成模型信息的冗余和计算耗时。所以,未来电厂的软测量方向,应基于复杂机理变化,结合机器学习模型构建相关模型,实现高精度、高时效性、简易且适配电厂的碳计量相关参数预测。

4) 二氧化碳预测性排放系统的发展。目前,国内遵循核算为主,在线为辅的碳排放监测体系。而在国外的污染物监控体系中,预测性排放监测系统(Predictive emissions monitoring systems, PEMS)作为克服 CEMS 缺点的替代方案被开发出来,并逐渐出台相关的监管框架。PEMS 基于第一性原理、统计学方法或人工智能算法,利用相关的过程变量预测一个未监测参数,大多集中在氮氧化物、一氧化碳和氧气的监测。部分学者关注该系统在 CO₂ 监测中的作用,并开发了基于动力学模型、ANN 神经网络模型及其他人工智能算法的 PEMS 系统,并验证该系统在 CO₂ 监测中的可行性。作为国外 CEMS 系统的替代工具,PEMS 可以结合软测量技术做到成本低、监测连续性高以及维护简便。借助先进的数据分析和处理能力,PEMS 能够根据实际运行数据自我学习和调整,提高监测数据的准确性和可靠性。该系统在 CO₂ 监测方面也体现出软测量技术在碳排放计量领域的应用的潜力,未来,随着人工智能的发展和应用成本进一步降低,结合软测量技术的 PEMS 系统有望在国内外燃煤电厂得到更广泛的应用。这不仅将为电厂带来经济上的收益,对于全球的环境保护和可持续发展也有重要意义。

参考文献 (References):

- [1] 中国电力行业年度发展报告. 2023(摘要)[N]. 中国电力报, 2023-07-12(003).
- [2] 生态环境部. 企业温室气体排放核算与报告指南 发电设施 [R/OL]. (2022-12-21). https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk06/202212/t20221221_1008430.html.
- [3] 陈公达, 邹祥波, 卢锐, 等. 中外火电企业碳排放统计方法与质量控制现状分析[J]. 热力发电, 2022, 51(10): 54-60. CHEN Gongda, ZOU Xiangbo, LU Rui, et al. Domestic and international statistical methods and quality control status for carbon emission from fossil-fired power plants[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(10): 54-60.
- [4] LEE S, CHOI Y, WOO J, et al. Estimating and comparing greenhouse gas emissions with their uncertainties using different methods: A case study for an energy supply utility[J]. Journal of the Air & Waste Management Association, 2014, 64(10): 1164-1173.
- [5] QUICK J C. Carbon dioxide emission tallies for 210 U.S. coal-fired power plants: A comparison of two accounting methods[J]. Journal of the Air & Waste Management Association, 2014, 64(1): 73-79.
- [6] 李峥辉, 卢伟业, 庞晓坤, 等. 火电企业 CO₂ 排放在线监测系统的研发应用[J]. 洁净煤技术, 2020, 26(4): 182-189. LI Zhenghui, LU Weiye, PANG Xiaokun, et al. Research and application of on-line monitoring system for CO₂ emissions from thermal power enterprises[J]. Clean Coal Technology, 2020, 26(4): 182-189.
- [7] 张钦, 张达, 张希良. 在线监测应用于中国碳排放监测的相关问题和制度建议[J]. 环境经济研究, 2021, 6(3): 136-146. ZHANG Qin, ZHANG Da, ZHANG Xiliang. Application of on-line monitoring to China's carbon emission trading system: Key issues and policy recommendations[J]. Journal of Environmental Economics, 2021, 6(3): 136-146.
- [8] 王奇伟. 某电厂烟气监测系统与脱硝自动控制改造[J]. 中国电力, 2015, 48(7): 120-123, 60. WANG Qiwei. Retrofit of flue gas monitoring and denitration automatic control systems in a power plant[J]. Electric Power, 2015, 48(7): 120-123, 60.
- [9] 钱枫, 程书瑾, 王明达, 等. 基于随机森林的开封市重型柴油车 NO_x 排放总量估算模型[J]. 环境科学学报, 2023, 43(2): 391-407. QIAN Feng, CHENG Shujin, WANG Mingda, et al. A model for estimating the total NO_x emissions of heavy-duty diesel vehicles in Kaifeng City based on random forests [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2023, 43(2): 391-407.
- [10] 蔡庙辉, 吴昌子, 郇洪江, 等. 基于 CNN-LSTM 的垃圾焚烧炉烟气浓度预测方法[J/OL]. 化学工业与工程: 1-9 [2024-03-18]. <https://doi.org/10.13353/j.issn.1004.9533.20220814>. CAI Miaohui, WU Changzi, XUN Hongjiang, et al. Prediction method of flue gas concentration in garbage incinerators based on CNN-LSTM [J/OL]. Chemical Industry and Engineering: 1-9 [2024-03-18]. <https://doi.org/10.13353/j.issn.1004.9533.20220814>.
- [11] 李宗琪. 电厂燃煤锅炉热效率智能软测量与能耗分布诊断方法研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2020.
- [12] 佟纯涛. 燃煤机组烟气流量软测量技术研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2017.
- [13] WEBER R B C. The use of secondary measurements to improve control[J]. AIChE Journal, 1972, 18(3): 614-623.
- [14] CANTONI E, FLEMMING J M, RONCHETTI E. Variable selection for marginal longitudinal generalized linear models[J]. Biometrics, 2005, 61(2): 507-514.
- [15] 王建, 杨耀权, 马高伟. 软测量辅助变量选择方法研究[J]. 电力科学与工程, 2011, 27(7): 37-40. WANG Jian, YANG Yaoquan, MA Gaowei. Research on method of soft measurement secondary variables selection [J]. Electric Power Science and Engineering, 2011, 27(7): 37-40.
- [16] 张婧, 曹峰, 董毓莹, 等. 基于互信息和遗传算法的特征选择算法[J]. 山西大学学报(自然科学版), 2024, 47(1): 1-8. ZHANG Jing, CAO Feng, DONG Yuying, et al. Feature selection algorithm based on mutual information and genetic algorithm [J].

- Journal of Shanxi University(Natural Science Edition), 2024, 47(1): 1-8.
- [17] 张 扬. 锅炉飞灰含碳量软测量[D]. 保定:华北电力大学, 2019.
- [18] 任 锦. 基于改进最小二乘支持向量机的锅炉烟气氧含量软测量研究[D]. 西安:陕西科技大学, 2018.
- [19] 陈敏生, 刘定平. 基于核主元分析和支持向量机的电站锅炉飞灰含碳量软测量建模[J]. 华北电力大学学报, 2006(1): 72-75,92.
- CHEN Minsheng, LIU Dingping. Soft-sensing modeling of the unburned carbon in fly ash based on KPCA-SVM for power station boilers[J]. Journal of North China Electric Power University, 2006(1): 72-75,92.
- [20] MEHMOOD T, LILAND K H, SNIPEN L, et al. A review of variable selection methods in Partial Least Squares Regression[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2012, 118: 62-69.
- [21] 骆海瑞. 基于机器学习的飞灰含碳量软测量模型研究[D]. 武汉:武汉纺织大学, 2023.
- [22] 王孝红, 刘文光, 于宏亮. 工业过程软测量研究[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2009, 23(1): 80-86.
- WANG Xiaohong, LIU Wenguang, YU Hongliang. Research on industrial process soft-sensor[J]. Journal of University of Jinan (Science and Technology), 2009, 23(1): 80-86.
- [23] 姚顺春, 支嘉琦, 付金杯, 等. 火电企业碳排放在线监测技术研究进展[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2023, 51(6): 97-108.
- YAO Shunchun, ZHI Jiaqi, FU Jinbei, et al. Research progress of online carbon emission monitoring technology for thermal power enterprises[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(6): 97-108.
- [24] 马世海, 刘思源. 大口径通风管道流量测量技术的研究进展与趋势[J]. 化工自动化及仪表, 2022, 49(3): 253-258.
- MA Shihai, LIU Siyuan. Research progress and trend of flow measurement technology for ventilation ducts with large caliber[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2022, 49(3): 253-258.
- [25] 俞植馨. 热式气体质量流量计的改进研究[D]. 济南:山东大学, 2020.
- [26] KORPELA T, BJÖRKQVIST T, MAJANNE Y, et al. Online monitoring of flue gas emissions in power plants having multiple fuels[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2014, 47(3): 1355-1360.
- [27] 胡昌镁, 邓宇, 汪学文. 一种基于烟气软测量的SCR脱硝控制系统优化[J]. 发电设备, 2013, 27(5): 330-333.
- HU Changmei, DENG Yu, WANG Xuwen. Optimization of a SCR denitration control system based on soft-sensing of flue gas[J]. Power Equipment, 2013, 27(5): 330-333.
- [28] 谭鹏, 饶德备, 李一波, 等. 一种电站煤粉锅炉烟气流量软测量方法: CN110619929B[P/OL]. 2021-03-12.
- [29] 程新华, 张庆国, 刘富国. 发电厂风粉流体测量系统的数据校正[J]. 热力发电, 2014, 43(11): 35-40.
- CHENG Xinhua, ZHANG Qingguo, LIU Fuguo. Data reconciliation for air and fuel measurements system in power plants[J]. Thermal Power Generation, 2014, 43(11): 35-40.
- [30] 全卫国, 杨耀权, 金秀章. 基于RBF神经网络的气体流量软测量模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2006(1): 66-69.
- TONG Weiguo, YANG Yaoquan, JIN Xiuzhang. Study on soft-sensing model of the gas flowrate measurement based upon RBF neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2006(1): 66-69.
- [31] 马祥, 李清明, 徐海超, 等. 基于微波法的煤粉浓度在线测量系统开发与应用[J]. 化工自动化及仪表, 2022, 49(3): 358-61.
- MA Xiang, LI Qingming, XU Haichao, et al. Development and application of online measurement system for pulverized coal concentration based on microwave method[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2022, 49(3): 358-361.
- [32] 郭琦. 基于视频信号的燃烧器入炉煤量实时测量[D]. 北京:华北电力大学(北京), 2020.
- [33] 刘翠翠. 基于支持向量机的中速磨入炉煤量软测量技术研究[D]. 保定:华北电力大学, 2016.
- [34] 秦授轩. 基于光脉动谱法的煤粉颗粒在线测量[D]. 青岛:山东科技大学, 2010.
- [35] WANG J S, GAO X W, ZHANG L. FCM-SVRs-based soft sensor modeling of granularity of pulverizing coal during ball milling[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2010, 31(5): 613-616.
- [36] 唐耀华, 刘海宝, 朱峰, 等. 基于软测量技术的双进双出磨煤机入炉煤量计算[J]. 仪表技术与传感器, 2012(5): 27-28,31.
- TANG Yaohua, LIU Haibao, ZHU Feng, et al. Calculating as-fired coal quantity for double-inlet and double-outlet mill based on soft sensing[J]. Instrument Technique and Sensor, 2012(5): 27-28,31.
- [37] CHEN H, WANG X, WANG Z, et al. Application of a method for calculating coal quantity feed into boiler for double inlet and outlet ball mill in the coordinated control system[C]// Proceedings of the International Symposium on Resource Exploration and Environmental Science (REES). Ordos: [s.n.]. 2017-04-14.
- [38] 许伟强, 刘翔. 配置双进双出磨煤机的超临界机组入炉煤量计算方法及应用[J]. 华电技术, 2018, 40(7): 10-13,17.
- XU Weiqiang, LIU Xiang. Research and application on calculating method of coal quantity as fire for supercritical unit equipped with double-inlet and double-outlet mill[J]. Huadian Technology, 2018, 40(7): 10-13,17.
- [39] 颜正, 肖仁杰, 黄鹏, 等. 基于烟气监测数据的标准煤耗率计量方法[J]. 能源科技, 2023, 21(4): 51-55.
- YAN Zheng, XIAO Renjie, HUANG Peng, et al. Method for measuring standard coal consumption rate based on monitoring data of flue gas[J]. Energy Science and Technology, 2023, 21(4): 51-55.
- [40] 李健, 尚星宇, 王瑞. 基于聚类算法的双进双出磨煤机入炉煤量软测量方法[J]. 热力发电, 2020, 49(11): 114-119.
- LI Jian, SHANG Xingyu, WANG Rui. Soft measurement method of coal quantity for double-inlet and double-outlet mill based on clustering algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49

- (11): 114-119.
- [41] NAHA A, DEB A K. Soft-sensor approach for measuring pulverised coal flow [J]. *Iet Science Measurement & Technology*, 2014, 8(4): 220-227.
- [42] XU C, ZHAO Y, HUANG J. The soft sensor model for mass flow rate measurement of pneumatically conveyed solids based on the artificial neural network[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2006, 27(3): 246-249.
- [43] SINGH B R, VALSALAM S R, PRATHEESH H, et al. Real time pulverised coal flow soft sensor for thermal power plants using evolutionary computation techniques [J]. *ICTACT Journal on Soft Computing*, 2015, 5(2): 911-916.
- [44] 李学斌, 谭木娣, 孙创奇, 等. 基于三节炉半微量法测定煤中碳含量[J]. *洁净煤技术*, 2018, 24(S1): 115-117.
LI Xuebin, TAN Mudi, SUN Chuangqi, et al. Determination of carbon content in coal based on semi-micro method of three-section furnace [J]. *Clean Coal Technology*, 2018, 24(S1): 115-117.
- [45] 李慧, 焦发存. 电量-重量法和三节炉法测定煤中碳氢的比较[J]. *煤质技术*, 2013(4): 35-37.
LI Hui, JIAO Facun. Comparison of electricity quantity-gravimetric method and three-part furnace method about determination of carbon and hydrogen content in coal[J]. *Coal Quality Technology*, 2013(4): 35-37.
- [46] 龚婉莉. 采用元素分析仪测定煤中碳氢氮含量的应用研究[J]. *煤质技术*, 2018(1): 38-41, 9.
GONG Wanli. The application study on determination of carbon, hydrogen and nitrogen content in coal by elemental analyzer [J]. *Coal Quality Technology*, 2018, (1): 38-41, 9.
- [47] 韩学义. 发电企业入炉煤元素碳含量监测技术研究现状[J]. *中国资源综合利用*, 2020, 38(5): 155-158.
HAN Xueyi. Research status of monitoring technology for elemental carbon content of coal in power plants [J]. *China Resources Comprehensive Utilization*, 2020, 38(5): 155-158.
- [48] SHETA S, AFGAN M S, HOU Z Y, et al. Coal analysis by laser-induced breakdown spectroscopy: A tutorial review [J]. *Journal of Analytical Atomic Spectrometry*, 2019, 34(6): 1047-1082.
- [49] 冯有为. 基于软测量技术的电站锅炉煤质/煤量在线监测系统的研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2011.
- [50] 符慧林, 甘国文, 谢七月. 基于神经网络的电站锅炉入炉煤粉含碳量在线测量研究[J]. *计算机测量与控制*, 2015, 23(4): 1084-1086, 1105.
FU Huilin, GAN Guowen, XIE Qiyue. Study on online measuring of carbon content of injected pulverized coal of utility boiler based on neural network [J]. *Computer Measurement & Control*, 2015, 23(4): 1084-1086, 1105.
- [51] 王海群, 张素贞, 刘军. 人工神经网络在燃煤锅炉含碳量测量中的应用[J]. *锅炉技术*, 2004(2): 35-38.
WANG Haiqun, ZHANG Suzhen, LIU Jun. Application of artificial neural network in a coal burning boiler [J]. *Boiler Technology*, 2004(2): 35-38.
- [52] 米翠丽, 郭江龙, 李晓光, 等. 基于烟气测试的电站锅炉煤质软测量模型[J]. *热力发电*, 2015, 44(7): 62-65, 77.
MI Cuili, GUO Jianglong, LI Xiaoguang, et al. Flue gas determination based soft-sensing model for coal quality monitoring for utility boilers [J]. *Thermal Power Generation*, 2015, 44(7): 62-65, 77.
- [53] 刘福国. 电站锅炉入炉煤元素分析和发热量的软测量实时监测技术[J]. *中国电机工程学报*, 2005(6): 142-148.
LIU Fuguo. Real time identification technique for ultimate analysis and calorific value of burning coal in utility boiler [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2005(6): 142-148.
- [54] 刘福国, 郝卫东, 韩小岗, 等. 基于烟气成分分析的电站锅炉入炉煤质监测模型[J]. *燃烧科学与技术*, 2002(5): 441-445.
LIU Fuguo, HAO Weidong, HAN Xiaogang, et al. Model of monitoring coal grade for utility boiler basing on flue gas compositional measurement [J]. *Journal of Combustion Science and Technology*, 2002(5): 441-445.
- [55] ZHAO Z, ZENG D L, HU Y, et al. Soft sensing of coal quality [J]. *Thermal Science*, 2015, 19(1): 231-242.
- [56] 刘福国, 郝卫东, 胡志宏, 等. 采用炉膛燃烧和传热反问题在线测量超临界直流锅炉燃煤发热量[J]. *中国电机工程学报*, 2013, 33(17): 8-15, 5.
LIU Fuguo, HAO Weidong, HU Zhihong, et al. On-line determination of the calorific value of fired coals in supercritical pressure once-through boilers based on inverse furnace combustion and radiation problems [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(17): 8-15, 5.
- [57] 刘吉臻, 刘焕章, 常太华, 等. 部分烟气信息下的锅炉煤质分析模型[J]. *中国电机工程学报*, 2007(14): 1-5.
LIU Jizhen, LIU Huanzhang, CHANG Taihua, et al. Analysis model of coal grade into boilers based on incomplete flue gas information [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2007(14): 1-5.
- [58] 成艳亭, 宋立信, 池锋, 等. 入炉煤质在线软测量技术研究与应用进展[J]. *洁净煤技术*, 2021, 27(5): 38-51.
CHENG Yanting, SONG Lixin, CHI Feng, et al. Development and application of soft-measurement technology for online monitoring of coal quality in power generation [J]. *Clean Coal Technology*, 2021, 27(5): 38-51.
- [59] 程启明, 胡晓青, 王映斐, 等. 锅炉飞灰含碳量测量方法综述[J]. *上海电力学院学报*, 2011, 27(5): 519-524.
CHENG Qiming, HU Xiaqing, WANG Yingfei, et al. Summary of measurement methods of carbon content in fly ash [J]. *Journal of Shanghai University of Electric Power*, 2011, 27(5): 519-524.
- [60] 程启明, 程尹曼, 汪明媚, 等. 火电厂锅炉飞灰含碳量测量技术发展现状[J]. *锅炉技术*, 2011, 42(1): 1-4.
CHENG Qiming, CHENG Yinman, WANG Mingmei, et al. The development and status on the measurement techniques of carbon content of fly ash in boiler of thermal power plant [J]. *Boiler Technology*, 2011, 42(1): 1-4.
- [61] 马维喆, 董美蓉, 黄泳如, 等. 激光诱导击穿光谱的飞灰碳含量定量分析方法[J]. *红外与激光工程*, 2021, 50(9): 201-210.

- MA Weizhe, DONG Meirong, HUANG Yongru, et al. Quantitative analysis method of unburned carbon content of fly ash by laser-induced breakdown spectroscopy [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(9): 201-210.
- [62] 解海龙, 张帅. 锅炉飞灰含碳量监测的必要性及其技术的发展[J]. *科学技术与工程*, 2016, 16(7): 115-121.
XIE Hailong, ZHANG Shuai. The necessity of monitoring the carbon content in boiler fly ash and the development of its technology [J]. *Science Technology and Engineering*, 2016, 16(7): 115-121.
- [63] 方湘涛, 叶念渝. 基于BP神经网络的电厂锅炉飞灰含碳量预测[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2003(12): 75-77.
FANG Xiangtao, YE Nianyu. A system for forecasting the unburned carbon of the fly ash from utility boilers based on BP artificial neural networks [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition)*, 2003(12): 75-77.
- [64] 刘鑫屏, 李波, 邓拓宇. 一种SSAE+BPNN的变工况飞灰含碳量软测量方法[J]. *热力发电*, 2023, 52(1): 66-73.
LIU Xinping, LI Bo, DENG Tuoyu. A soft measurement method of carbon content in fly ash under variable operating conditions of SSAE+BPNN [J]. *Thermal Power Generation*, 2023, 52(1): 66-73.
- [65] 白继亮, 李斌, 朱璵琦, 等. 基于BP神经网络的CFB锅炉飞灰含碳量建模[J]. *洁净煤技术*, 2020, 26(S1): 212-217.
BAI Jiliang, LI Bin, ZHU Jinqi, et al. Modeling of carbon content in fly ash of CFB boiler based on BP neural network [J]. *Clean Coal Technology*, 2020, 26(S1): 212-217.
- [66] 叶兆青, 鄢晓忠, 卢坤杰, 等. 基于BP神经网络的超临界对冲火焰锅炉飞灰含碳量预测分析[J]. *锅炉制造*, 2014(5): 1-9, 30.
YE Zhaoqing, YAN Xiaozhong, LU Kunjie, et al. A predictive analysis of carbon content in fly ash based on bp neural network [J]. *Boiler Manufacturing*, 2014(5): 1-9, 30.
- [67] 朱璵琦, 牛晓凡, 肖显斌. 基于改良BP神经网络的生物质锅炉飞灰含碳量预测模型研究[J]. *可再生能源*, 2020, 38(2): 150-157.
ZHU Jinqi, NIU Xiaofan, XIAO Xianbin. Prediction models of the carbon content of fly ash in a biomass boiler based on improved BP neural networks [J]. *Renewable Energy Resources*, 2020, 38(2): 150-157.
- [68] 陈植元, 谭厚章, 成思扬, 等. 基于机器学习的飞灰含碳量预测模型比较研究[J]. *热力发电*, 2023, 52(7): 64-73.
CHEN Zhiyuan, TAN Houzhang, CHENG Siyang, et al. Comparison of prediction models of carbon content of fly ash based on machine learning [J]. *Thermal Power Generation*, 2023, 52(7): 64-73.