

不同煤质对煤质检测技术影响的研究

任晓敏

国能销售集团有限公司山西煤炭采购中心 山西 忻州 034000

摘要: 煤炭是全球重要能源,其质量关乎燃烧效率、污染物排放等多方面。煤质检测技术是实现煤炭精准利用与高效管理的核心,但煤炭物理化学异质性强,不同煤种及同一煤种不同矿区、层位的煤样在多项指标上差异显著,给现有检测技术的准确性等带来挑战。本文剖析了水分、灰分、挥发分、硫分、发热量等关键煤质参数在不同类型煤炭中的赋存状态与变化规律。在此基础上,研究煤质差异如何通过影响样品物理特性等干扰检测信号采集与数据解析,如高水分褐煤致近红外光谱基线漂移等。针对问题,提出建立分煤种专用校准模型等校正策略与技术优化路径。最后展望未来,强调构建“煤质-检测”耦合知识图谱与智能化自适应检测系统,为提升检测精度、推动煤炭清洁利用提供支撑。

关键词: 煤质;煤种;煤质检测;近红外光谱;X射线荧光;人工智能

引言

煤炭作为“工业的粮食”,在全球一次能源消费中长期占主导,未来仍是保障国家能源安全的战略性资源。但煤炭品质差异大,成煤过程受多种因素影响,形成不同煤种,每种煤种及内部煤层都有独特“指纹”,即物理性质和化学组成。准确快速掌握“指纹”进行煤质检测,对煤炭产业链各环节至关重要,关乎经济与环境效益。目前煤质检测技术分两类,传统实验室湿化学分析法精度高,但耗时长、成本高、无法在线应用;现代快速检测技术有快速、无损等优势,但精度依赖校准模型,受煤质多样性制约。煤质异质性与检测技术普适性需求的矛盾是本研究核心问题,本文将探讨不同煤质对检测技术的影响机制并提出解决方案,为构建智能检测体系提供依据。

1 不同煤质的关键特性及其差异

煤质的差异主要体现在煤阶(煤化程度)和矿物质组成两个维度上。

1.1 基于煤阶的煤质差异

根据煤化程度,煤炭可分为三大类:(1)褐煤:煤化程度最低,外观呈褐色或黑褐色,质地疏松,水分含量极高(全水分可达30%-60%),挥发分高(>40%),发热量低(<20MJ/kg),化学反应活性强,含有大量含氧官能团(如羧基、羟基)。(2)烟煤:煤化程度中等,是最常见的动力煤和炼焦煤。水分较低(<10%),挥发分范围广(10%-40%),发热量高(24-33MJ/kg),粘结性强弱不一。其有机质结构趋于芳香化。(3)无烟煤:煤化程度最高,呈深黑色,金属光泽强,质地坚硬致密^[1]。水分和挥发分极低(挥发分<10%),固定碳含量高

(>90%),发热量最高(>32.5MJ/kg),化学性质稳定。这种由低阶到高阶的演化,伴随着水分、挥发分、氢氧含量的递减,以及碳含量、密度、硬度的递增。

1.2 矿物质组成的差异

煤中的矿物质(即灰分的来源)同样具有高度变异性。其种类包括粘土矿物(高岭石、伊利石)、石英、黄铁矿、方解石、石膏等。不同成煤环境导致矿物质组合迥异:(1)陆相成煤:矿物质以陆源碎屑为主,如石英、长石和粘土矿物,灰分中SiO₂和Al₂O₃含量高。(2)海相成煤:受海水影响,矿物质中常含有黄铁矿(FeS₂)、方解石(CaCO₃)、白云石等,导致硫分和钙含量偏高。此外,矿物质的赋存状态(如分散状、结核状、浸染状)也会影响其在检测过程中的行为。

2 不同煤质对煤质检测技术的具体影响机制

煤质的上述固有差异并非孤立存在,它们会通过一系列复杂的物理和化学途径,深刻地介入并干扰各类检测技术的信号生成与解读过程。

2.1 对近红外光谱(NIR)技术的影响

近红外光谱技术对煤中极性基团,特别是水分,表现出极高的敏感性。对于高水分的褐煤而言,其强烈的O-H键伸缩与弯曲振动会在近红外区域产生宽而强的吸收带,这种强烈的背景吸收不仅会掩盖掉C-H等与有机质结构相关的较弱特征峰,还会引起整个光谱基线的严重漂移和变形。这种光谱畸变使得为烟煤或无烟煤这类低水分、高芳香性煤种所建立的通用校准模型,在面对褐煤样本时完全失效,预测结果会产生巨大的系统性偏差。反之,高度煤化的无烟煤由于其大分子结构高度缩合,脂肪族侧链和含氧官能团几乎消失殆尽,导致其近红外光

谱特征峰微弱,信噪比低下,同样给精确建模和定量分析带来了不小的困难。因此,煤阶的差异直接决定了近红外光谱的有效信息载体和信噪水平,是影响该技术普适性的核心因素。

2.2 对X射线荧光光谱(XRF)技术的影响

X射线荧光光谱技术虽然专精于无机元素分析,但也无法摆脱煤质整体特性的影响。首先,煤的主体是轻元素构成的有机基质,对X射线的吸收能力很弱。当煤样的灰分含量发生显著变化时,相当于改变了整个样品的“基体”密度和平均原子序数,这会直接影响目标元素特征X射线在穿过样品到达探测器过程中的吸收和增强效应,即所谓的“基体效应”。例如,即使两种煤的硫元素绝对含量相同,高灰分煤中更强的基体吸收会导致测得的硫特征X射线强度低于低灰分煤,从而造成定量误差^[2]。其次,样品的颗粒度对XRF分析至关重要。褐煤质地松软,易于研磨成均匀细粉,而无烟煤则异常坚硬,难以粉碎,二者天然的粒度差异会导致X射线在样品内部的散射路径不同,影响分析结果的代表性和重复性。再者,硫在煤中可以黄铁矿、有机硫或硫酸盐等多种形态存在,虽然XRF测量的是总硫,但不同矿物形态的颗粒大小和分布均匀性会影响局部元素浓度,若黄铁矿未能被充分研磨分散,极易形成局部富集点,导致测量值偏离真实平均值。

2.3 对激光诱导击穿光谱(LIBS)技术的影响

LIBS技术的性能与样品的热物理性质和烧蚀行为紧密相连。高水分的褐煤在接受激光轰击时,大量的激光能量首先被用于蒸发水分,而非有效烧蚀有机质,这导致产生的等离子体温度较低、电子密度不足,信号强度弱且波动大,严重影响了分析的精密度。相比之下,无烟煤虽然水分极低,但其高热导率使得激光能量迅速向四周传导散失,同样不利于在局部形成稳定、高强度的等离子体。此外,不同煤阶的煤具有不同的烧蚀阈值,褐煤较低而无烟煤较高,这意味着固定的激光能量参数很难同时满足所有煤种的最佳激发条件。对于高灰分煤,其中某些高浓度元素(如硅、铝)的发射谱线可能会出现自吸收现象,即谱线中心的光子被周围同种元素的冷原子重新吸收,导致谱线轮廓变形,强度与浓度之间失去线性关系,给后续的定量分析带来非线性难题。

2.4 对微波水分检测技术的影响

微波水分检测技术的基本假设是煤的介电常数主要由其所含水分决定。然而,这一假设忽略了煤本身介电特性的内在差异。研究表明,褐煤由于含有大量极性的含氧官能团,其干燥状态下的介电常数本身就显著高于烟煤或无烟煤。这意味着,在相同的实际水分含量下,褐

煤对微波的响应会更强。如果采用一条统一的、基于普通烟煤标定的水分-介电常数曲线来测量褐煤,必然会高估其真实水分含量^[3]。此外,煤的堆积密度和环境温度同样是影响介电常数的重要变量,而这些参数在不同煤种、不同运输和储存条件下同样存在差异,进一步增加了微波水分测量的复杂性。

2.5 对传统实验室方法的潜在影响

即便是被视为“金标准”的传统实验室方法,在面对极端或特殊的煤质时,也并非毫无瑕疵。在测定挥发分时,高挥发分的年轻烟煤(如长焰煤)在加热初期会剧烈释放大量挥发性物质,可能导致坩埚内压力瞬时升高,部分高沸点焦油或气体未能及时逸出,从而使得测得的挥发分产率偏低。而在测定发热量时,高硫煤在氧弹中燃烧会生成硫酸,若实验过程中未加入足量的蒸馏水以充分吸收酸性气体,或者在数据处理时未进行正确的硝酸形成热校正,都会导致最终报告的发热量值偏高。此外,高水分或高灰分的煤样在制备过程中可能难以压制合格的煤饼,导致在氧弹中燃烧不完全,同样会影响发热量测定的准确性。这些细节表明,即使是标准化的方法,其操作细节也需要根据具体煤质进行微调,以确保结果的可靠性。

3 应对策略与技术优化路径

面对不同煤质带来的严峻挑战,必须采取系统性的、多层次的策略来提升煤质检测技术的鲁棒性和适应性。

3.1 构建分煤种专用校准模型

这是应对煤质多样性最根本、最有效的策略。与其试图用一个“万能”模型去拟合所有煤种的复杂光谱或能谱,不如承认并尊重煤质的内在分类。在建立近红外、X射线荧光或激光诱导击穿光谱等快速检测技术的校准模型时,应首先依据煤阶(如褐煤、烟煤、无烟煤)或更精细的地球化学特征对庞大的标定样本库进行科学分组。针对每一组物理化学性质相对均一的煤样,独立构建专属的校准模型。例如,专门为高水分褐煤群体建立的水分近红外预测模型,能够精准捕捉其独特的强O-H吸收模式,其预测精度和稳定性将远胜于任何试图涵盖所有煤阶的通用模型。这种“分而治之”的思路,能够从根本上隔离由煤质差异引起的系统性偏差。

3.2 开发先进的数据预处理与建模算法

在模型构建层面,先进的数据科学方法是提升模型性能的关键。通过对原始光谱或能谱数据进行多元散射校正(MSC)或标准正态变量变换(SNV)等预处理,可以有效削弱由样品粒度不均、表面粗糙度差异等因素引起的物理散射效应,从而凸显出与化学成分直接

相关的吸收或发射信息。更重要的是,传统的偏最小二乘(PLS)等线性回归模型,往往难以刻画煤质参数与复杂光谱信号之间存在的深层非线性关系。因此,引入支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)乃至深度学习中的卷积神经网络(CNN)等强大的非线性建模工具,能够从高维数据中自动挖掘出更具判别性的特征,极大地提升模型对复杂、多变煤样的泛化能力和预测精度。当面临新矿区或新煤种样本稀缺的困境时,迁移学习技术提供了一条捷径,它能够利用已有的大规模相似煤种模型作为知识基础,仅用少量新样本进行微调,即可快速构建出适用于新场景的高性能模型,显著降低了建模成本和时间。

3.3 多技术融合与信息互补

单一检测技术总有其固有的物理局限。未来的趋势是走向多技术融合,通过信息互补来构建一个更加全面、可靠的感知体系^[4]。例如,将近红外光谱(NIR)与X射线荧光光谱(XRF)相结合,前者擅长于解析有机质相关的参数(如水分、挥发分、发热量),后者则精于无机矿物质的元素分析(如灰分、硫分)。将这两类异构数据进行深度融合,不仅可以构建一个覆盖煤质全参数的综合预测平台,还能通过不同技术间的交叉验证,有效识别和剔除异常数据,大幅提升整体系统的稳健性和可信度。类似的,将提供元素信息的LIBS与揭示大分子结构有序度的拉曼光谱(Raman)联用,可以同时获取煤炭的“化学组成”与“结构骨架”双重信息,为更深层次的煤质理解和利用提供前所未有的洞察力。

3.4 智能化与自适应检测系统

长远来看,煤质检测的终极形态将是高度智能化的自适应系统。这样的系统不再是一个被动的测量工具,而是一个具备认知和决策能力的智能体。它首先能够利用初步的快速扫描(如低分辨率光谱或图像)对来煤进行自动

分类,判断其大致的煤阶或类型。随后,系统会根据识别结果,自动从内置的模型库中调用最匹配的专用校准模型进行精确分析。更为重要的是,该系统具备持续学习的能力,能够在线收集新的、带有权威实验室验证标签的样本数据,并利用增量学习等先进算法,对现有模型进行动态更新和优化,使其能够自适应地跟踪煤质随时间或来源发生的缓慢变化。这种从“静态标定”到“动态进化”的转变,是应对煤炭资源日益复杂化、精细化管理需求的必然选择。

4 结语

本研究揭示不同煤质对检测技术影响深刻,煤的内在属性会干扰检测信号,忽视煤质多样性采用通用检测方案,会导致精度下降或误判。对此,本文提出“分类施策、智能融合”的应对思路,构建分煤种专用校准模型隔离干扰,引入先进算法增强检测系统能力,通过多技术融合打造综合感知体系。展望未来,煤质检测技术将与大数据、物联网、人工智能深度融合。理想的下一代检测平台是智能体,集多种传感器于一体,内置知识图谱,具备自主决策与进化能力,不仅能说明煤是什么,还能解释原因、预测特定场景表现。这种从“被动测量”到“主动认知”的转变,将为煤炭利用开辟新道路,助力国家“双碳”战略。

参考文献

- [1]冯晓涵,杜明生,崔柳,等.煤质快速检测分析技术发展与应用[J].煤炭加工与综合利用,2025,(08):116-122.
- [2]龙光辉.快速分析技术在煤质检测中的应用[J].内蒙古煤炭经济,2025,(10):133-135.
- [3]沈微,倪琳,刘海波,等.干燥条件对测定不同煤种煤质指标的影响[J].煤炭加工与综合利用,2025,(03):59-64.
- [4]张彬彬.研磨时间对不同种类煤种煤质检测结果的影响[J].化工管理,2025,(11):81-84.