

引文格式:张翔宇,樊玉萍,马晓敏,等. 基于双能X射线对中低灰煤灰分识别研究与预测[J]. 太原理工大学学报, 2026, 57(3): 563-573.

ZHANG Xiangyu, FAN Yuping, MA Xiaomin, et al. Research and prediction of medium and low ash content identification based on dual energy X-Ray[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2026, 57(3): 563-573.

基于双能X射线对中低灰煤灰分 识别研究与预测

张翔宇, 樊玉萍, 马晓敏, 董宪姝, 赵海涛

(太原理工大学 矿业工程学院, 山西 太原)

摘要:【目的】针对中低灰煤灰分的实时监测过程中存在检测精度低、检测周期长、辐射风险大的问题,提出了一种基于双能X射线测量和人工智能算法相结合的检测模型和测量方法,即基于MLP神经网络的煤炭灰分检测模型。【方法】基于双能X射线设计了中低灰煤灰分检测实验系统,以粒度、X射线入射角、水分和组成成分作为变量,研究了不同因素对中低灰煤灰分识别效果的影响。建立了X射线透射灰度值与样品灰分含量之间的精准映射关系,采用双能X射线数据对神经网络进行训练,保证模型预测的准确性和可靠性。【结果】结果表明,最后训练后的模型预测值与真实值的均方根误差为0.081 7,平均绝对误差为0.000 01。灰分 $<20\%$ 时,预测范围偏差为 $\pm 0.79\%$;灰分为 $20\% \sim 35\%$ 时,预测范围偏差为 $\pm 0.94\%$;灰分 $>35\%$ 时,预测范围偏差较大。

关键词:灰分;双能X射线;MLP神经网络;蝗虫算法

中图分类号:TD94 **文献标识码:**A

DOI: 10.16355/j.tyut.1007-9432.20240359

文章编号:1007-9432(2026)03-0563-11

Research and Prediction of Medium and Low Ash Content Identification Based on Dual Energy X-Ray

ZHANG Xiangyu, FAN Yuping, MA Xiaomin, DONG Xianshu, ZHAO Haitao

(College of Mining Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan, Shanxi, China)

Abstract:【Purposes】In the real-time monitoring process of medium-to-low ash content in coal, there exist problems such as low monitoring accuracy, long detection cycle, and high radiation risk. To address these issues, in this study, a detection model and corresponding measurement method are proposed on the basis of a combination of dual-energy X-ray measurement results and artificial intelligence algorithms, namely the coal ash content detection model based on the Multilayer Perceptron neural network. 【Methods】First, a low-ash coal ash content detection experimental system was designed on the basis of dual-energy X-ray technology. By considering variables such as particle size, X-ray incident angle, humidity, and composition, the effects of different particle sizes, X-ray incident angles, humidity levels, and different components on the identification of ash content in low-ash coal were investigated. Subsequently, an accurate mapping relationship between X-ray transmission data

收稿日期:2024-05-13;修回日期:2024-06-20

基金项目:山西省重点研发项目(202202090301009);矿冶过程智能优化制造全国重点实验室和矿冶过程自动控制技术北京市重点实验室开放基金(BGRIMM-KZSKL-2023-18)

第一作者:张翔宇,硕士研究生,(E-mail)1843143919@163.com

通信作者:樊玉萍,教授,博士生导师,主要从事煤炭洗选加工与综合利用研究,(E-mail)fanyuping@tyut.edu.cn

and sample ash content was established. Finally, the neural network was trained by using dual-energy X-ray data to ensure the accuracy and reliability of the model predictions. **【Results】**The results show that the root means square error between the predicted values and the true values after training the model is 0.081 7, and the absolute value of the average error is 0.000 01. When the ash content is less than 20%, the range deviation of the predictions is $\pm 0.79\%$; for ash content ranging from 20% to 35%, the range deviation is $\pm 0.94\%$; for ash content above 35%, the range deviation is larger.

Keywords: ash content; dual-energy X-ray; MLP neural network; grasshopper algorithm

煤炭灰分在线检测是煤炭分选智能化与自动化的关键前提^[1]。灰分是煤炭中不可燃的无机物质的含量,它对煤炭的品质和利用价值具有重要影响^[2]。中低灰煤是经过煤炭预处理后,去除了一定量的杂质和灰分的煤炭产品。精确地测量和控制煤炭中的灰分含量对于煤炭加工和利用起着至关重要的作用^[3]。传统的灰分测量方法需要在实验室中进行离线分析,耗时久且无法提供实时数据。而中低灰煤灰分在线检测技术可以在煤炭加工过程中实时、连续地监测和测量煤的灰分含量^[4]。通过将中低灰煤灰分在线检测技术与选矿设备和控制系统相连接,可以实现智能化闭环控制^[5]。检测到的灰分数据可以用于自动调节选矿设备的操作参数,以实现最佳的煤炭分选效果。

当前成熟的实时灰分测量技术有双能 γ 射线透射技术,X射线吸收技术等^[6]。双能 γ 射线透射技术是通过分析处理后的样品在低能量与中等能量 γ 射线的综合数据,从而进行煤炭中灰分含量的检测^[7]。RIZK等^[8]研究基于 γ 射线透射技术开发了一种煤炭灰分测量仪。他们测量了煤炭样品的 γ 射线强度与灰分含量之间的关系,并获得了灵敏度曲线。在2014年,程栋等^[9]基于双能 γ 射线穿透技术,推出了一种结合模拟模糊神经网络的创新型双能 γ 射线煤灰含量检测新模式。这一新模式有效优化了传统双能 γ 射线穿透技术在误差波动上的局限,将检测的准确性从以往的3%误差降低到只有1%的误差。但是灰分中主要的元素例如Al、Si、Fe等的含量与天然 γ 放射性元素的含量没有必然联系,二者在特定矿点中有一定的相关性,决定了该方法具有很强的局限性;其次 γ 计数率测量非常困难,也受环境影响大^[10]。X射线吸收技术通过发射管发出的一次X光线对被检测物质进行激发,导致该物质内不同种类的元素释放特征性的二次X光线^[11]。通过检测这些具有特定波长或能级的次级X光线的强度及分布,可以准确鉴定样本中各个元素的类型和含量^[12]。乔治忠等^[13]针对哈尔乌素选煤厂运用X

射线在线煤质检测系统的实际案例进行了深入阐述,通过与实验室检测结果持续对照,观察到当灰分含量不超过15%的情况下,精度 $\leq 0.5\%$;灰分在15%~30%时,精度 $\leq 1.0\%$;灰分 $> 30\%$ 时,精度 $\leq 1.5\%$ 。

基于已有文献通过使用射线对灰分的研究^[14],结合神经网络对数据进行处理和分析,本文研究了不同因素对灰分测量结果的影响,设计了一套完整的实验流程和方法,从而提高双能X射线测量灰分精度,有效解决现有检测技术中检测精度不高、检测周期过长、辐射风险较大等问题。研究了不同厚度不同灰分的煤样在双能X射线透射下的灰度情况,并将实验数据输入BP神经网络和MLP神经网络,对比二者精度情况和结果,选择较优的模型进行优化后确定最终的优化神经网络模型,从而实现中低灰煤的灰分预测。

1 实验材料与流程方法

1.1 样品制备

本工作中使用的煤样采集自山西太原选煤厂的原煤(~ 50 mm)。采集了该选煤厂在不同时间、不同灰分 and 不同粒径的煤样。通过破碎研磨至 $74\ \mu\text{m}$,并使用X射线衍射技术(XRD)测量其灰分中的主要成分,其中灰分为14.37%的低灰中低灰煤和灰分为36.35%的煤样在成分上可以较好地代表不同灰分的煤样在组成成分上的特点,其结果如图1所示。

通过XRD结果可以发现在低灰分煤样中,其灰分的成分以高岭石为主。灰分较高的煤样则会混有一定量的二氧化硅、氧化硫和碳酸钙等物质。通过X射线荧光光谱分析(XRF)可知,其灰分的主要组成成分和含量如表1所示。

表1 高灰分煤样灰分XRF结果
Table 1 Ash XRF results of high ash coal samples

成分	SiO ₂	Al ₂ O ₃	TiO ₂	CaO	Fe ₂ O ₃	MgO	其他
w/%	46.589	39.033	4.52	3.678	4.151	0.284	1.745

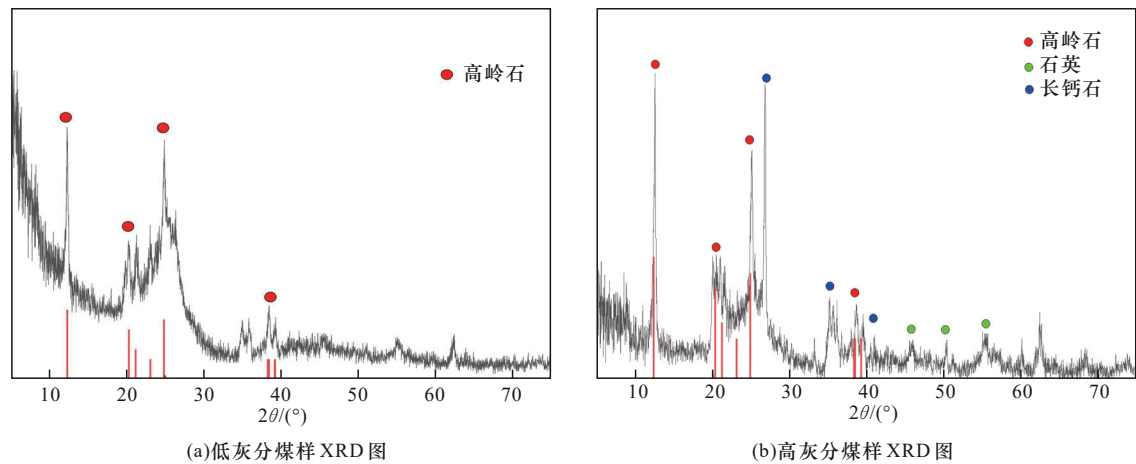


图 1 不同灰分含量煤样 XRD 图
Fig.1 XRD patterns of coal samples with different ash contents

本实验选择基于这两种灰分的煤样,通过按一定比例添加高岭石和蒙脱石的方式,制作出不同灰分值的煤样。其编号和主要成分如表 2 所示。

表 2 制备的不同灰分煤样信息(质量分数) Table 2 Information of different ash coal samples %			
编号	灰分		
	A 型(低灰煤与高岭石混合)	B 型(高灰煤与高岭石混合)	C 型(低灰煤与蒙脱石混合)
1	15.87	37.22	17.23
2	17.23	38.62	20.08
3	18.64	40.08	23.32
4	20.08	41.48	25.77
5	21.87	42.87	28.64
6	23.32	-	31.50
7	24.36	-	34.35
8	25.78	-	37.21
9	27.21	-	44.37
10	28.64	-	42.92
11	30.07	-	-
12	31.50	-	-
13	32.92	-	-
14	34.35	-	-
15	35.77	-	-

1.2 实验原理

X 射线在与物体发生作用时的散播及摄取现象是造成射线能量减弱的关键原因,这也是 X 射线影像学的核心原理。试验结果证实,特定波长的 X 光以 I_0 的初始强度通过某厚度为 d 的物体时,会依照一定的衰减规律,即所谓的 Lambert-Beer 定律,如公式(1):

$$I=I_0e^{-\mu d}.$$
 (1)

I_0 和 I 代表 X 射线分别在进入和穿透样品之后的强度值, μ 表示该样本的线性减弱系数,该系数取

决于通过材料的物理状况及化学构成, d 则指这种材质的实际厚度^[15]。

根据 Lambert-Beer 定律可知,通过样品后的 X 射线强度与样品的厚度之间存在指数函数关系。因此,在样品厚度一定的情况下,根据双能 X 射线在透射样品后的衰减程度,可以计算出样品的密度和灰分含量^[16]。

由公式(1)可知, μ 的取值与物体的构成和射线的波长有关,所以,线性衰减系数与材料的密度正相关,如公式(2)所示:

$$\mu^*=\frac{\mu}{\rho}.$$
 (2)

式中, μ^* 指的是质量衰减系数, ρ 代表该物质的密度。而质量吸收系数与射线的波长及元素的原子序数存在关联,遵循以下方程:

$$\mu^*=K\lambda^3Z^4.$$
 (3)

式中, K 为常数, Z 为被透射物质的原子序数。随着 X 射线波长的增加或元素的原子序数的升高,其质量吸收系数相应提升,导致射线的衰减更为显著。

将公式(2)(3)代入(1)中,并对公式(1)进行求导可得公式(4):

$$\frac{dI}{dd}=-I_0K\lambda^3Z^4\rho e^{-K\lambda^3Z^4\rho d}.$$
 (4)

在解释 X 射线成像原理时,可以使用公式(1)、(2)、(3)来说明。这些方程式为 X 光线穿透物体所表现的各种属性提供了理论解读的基础。由(1)式可知,在 X 射线通过密实或较厚实物质时,其射线的强度会遭受更显著的减弱。反之,如果 X 光透过的是密度较小或厚度不足的物质,那么它的能量损耗会相对减少。而实际测量中当 X 射线穿透高密度较薄物体时可能会与穿透低密度较厚物体产生

相同的结果,这会导致结果的不准确和误判。而双能 X 射线在透射物体时,能够同时接收到高低能射线的信号值,通过对比高低能信号值的差异,则可以很好地解决这种情况的产生。

公式(2)阐释了 X 射线在物质中的渗透吸收强度与该物质的原子序相联系。对低原子序物质而言,其对 X 射线的阻截作用相对较低,从而导致 X 射线穿透性较强。反之,对那些拥有较大原子序的元素而言,其对 X 光线具有较高的吸收作用,X 光的穿透力相对较弱。观察这些数字间的不同,能够有效推断出物质的基本构成要素。

最后根据公式(3)可知,在同一厚度下,随着混合物密度的增加,原子序数也同时增加,该点的导数值会减少。针对煤这种混合物,可以将其视为由一定量的有机物和高岭石、蒙脱石及石英等纯净物按一定比例混合而成的物质。随着其中无机物的含量增加(即灰分的增加),在同一厚度下,其导数值会逐渐增加,由此可判断其灰分情况。且不同成分和不同含量的无机物组成的灰分其导数值也不同。综上,这些原理解释了 X 射线在不同物质中的强度衰减和吸收能力的差异,进而对双能 X 射线测量灰分提供了理论支持。

1.3 实验流程

1)确定测量位置。首先确定射线放射源垂直射向探测器的位置,并使每次实验的容器和煤样均

处在同一位置。具体方法为:开启双能 X 射线仪器,使线阵探测器接收未经处理过的 X 射线信息,找到灰度值最高的点和其对应的探测器通道,之后矫正射线的强度和拍摄图像灰度值。在载物台为空置的情况下分别测量开启射线前和射线后的灰度情况,并用配套软件矫正结果,使高低能射线拍摄的初始灰度值均设定为 43 000。之后将一片厚度为 5 mm 的铜块放置在载物台的边缘,通过测量铜块数值来确定射线强度是否稳定,待测量铜块的灰度数值趋于稳定时记录信息,并开始实验。

本实验所使用的容器以二氧化硅为主要成分,可以很清晰地测量待测样品的厚度和体积,并可以观察容器内样品堆积情况。之后将空容器中心置于该点,并使用定位工具固定其具体位置。使用稳定后的射线测量其灰度值,并记录。

2)测量单位体积内煤样灰度值。将配置好的煤样放入容器中,轻敲容器侧壁使容器内煤样高度不再变化,且无明显空隙。之后将容器放置于设定好的位置,打开射线源,待测量到铜块的灰度值稳定后开始截取图像。首先测量煤样在 5 mL 体积下的结果,使煤样厚度保持在 5 mL 位置处(厚度为 25.5 mm),之后将容器静置于设定好的位置,拍摄其灰度值图像,旋转容器角度并测量 3 次,获得不同角度的灰度图像,如图 2 所示,纵向代表时间,横向代表待测物体所在探测器的位置。

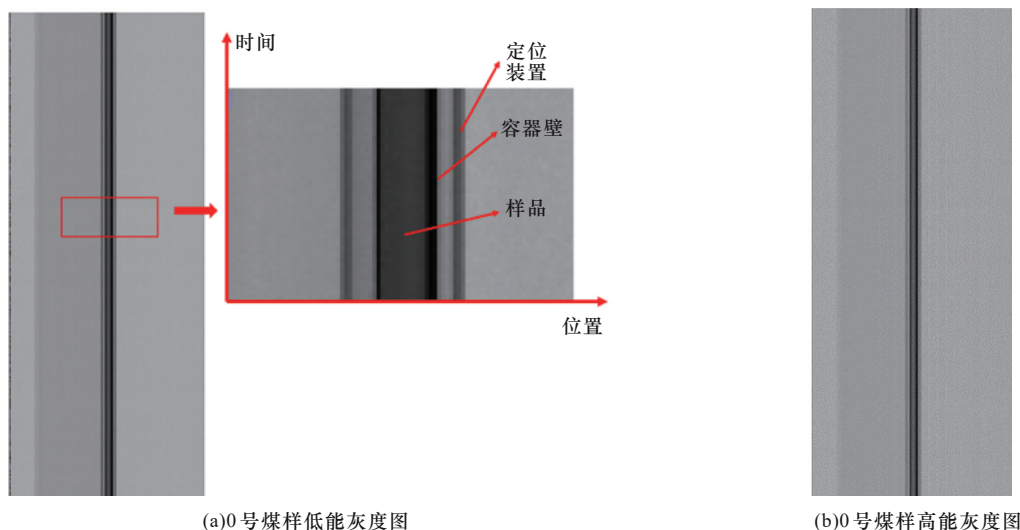


图 2 0 号煤样在 25.5 mm 厚度的双能 X 射线灰度图

Fig.2 Dual-energy X-ray gray scale images of No.0 coal sample at 25.5 mm thickness

添加煤样,以 2.5 mL 为递增区间,测量体积为 5 mL(厚度为 25.5 mm)、7.5 mL(厚度为 38.25 mm)、10 mL(厚度为 51.00 mm)、12.5 mL(厚度为 63.75 mm)、15 mL(厚度为 76.50 mm)、17.5 mL

(厚度为 89.25 mm)、20 mL(厚度为 102.00 mm)的煤样灰度值,之后改变煤样并重复上述实验过程。

3)处理图像信息。由于测量时环境和震动等因素的干扰,测量的结果图像会受到影响从而有一

定的误差,故需要先对图像进行降噪处理,之后分析降噪后的图像数据特征,从而获得煤样的具体灰度值。使用“ImageJ”软件,选取每张图像中容器在探测器通道 195~200 的位置下的灰度值,如图 3 所示。最后用初始的灰度值减去空容器的灰度值加测量煤样灰度值,所获得的灰度值视为该煤样在该厚度下的灰度值。

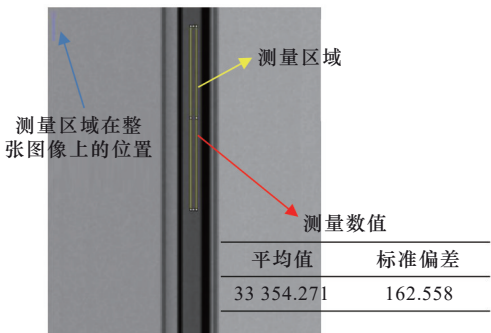


图 3 测量图像中灰度值位置与结果

Fig.3 Measuring position and result of gray value in the image

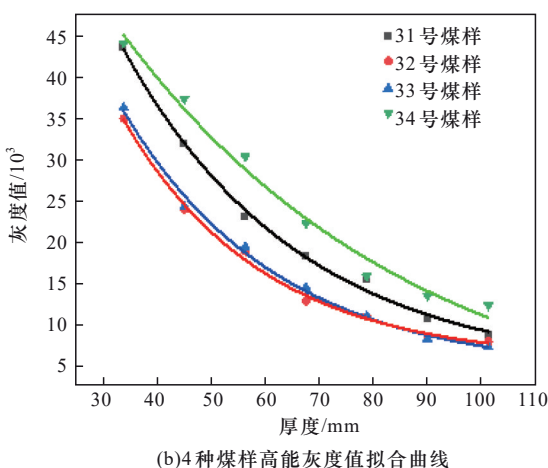
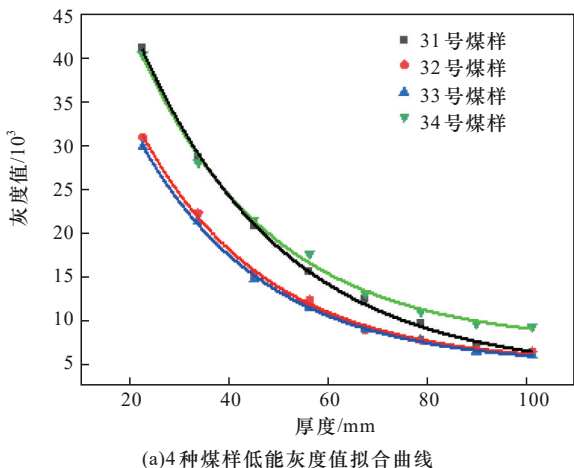


图 4 不同粒度、不同厚度煤样的双能 X 射线灰度值拟合曲线图

Fig.4 Dual-energy X-ray gray value fitting curves of coal samples with different particle sizes and different thicknesses

通过研究发现,造成此问题的本质原因是测量时样品的堆密度和真实密度偏差所导致。穿过相同厚度的样品时,射线透射粒径大的样品时会经过较多的空隙,而穿过较小粒径时该情况显著减少。探测器接收到的测量结果会将透射空隙的结果一并混入最终测量结果中,但射线穿过空气的灰度值会明显大于煤样数值,从而使两份煤样结果相似。

此外,由 Lambert-Beer 定律可知,影响投射强度变化的主要因素是样品的厚度和密度,而未经处理的煤样其堆密度不确定,且与真实密度差距较大,因此通过破碎的方式使煤样的粒径尽可能的小。后续实验选择粒径在 74 μm 以下的样品,从而使样品在容器中堆叠后的密度更加趋近于真实密

2 结果与讨论

2.1 不同因素对实验结果影响

2.1.1 粒度对中低灰煤灰分检测精度影响

以传统方法测量煤灰分时,煤样成堆叠形式在一定厚度下经过射线,其密度为堆密度,且有大量空隙。现实情况则为不同粒度的煤样在双能 X 射线下的成像结果与预期相差较多,多次测量的结果无法进行有效取舍,导致数据不可靠。

以同一洗煤厂采集到的煤样为例,将采集到的煤样按粒径大小经过筛分后,分为 4 份,依次为大于 20 mm 的 31 号煤样、10~20 mm 的 32 号煤样、2~10 mm 的 33 号煤样和 2 mm 以下的 34 号煤样,其灰分依次减小。置入设定好的容器中,测量其在不同厚度下的灰度值,结果如图 4 所示。测量结果虽然较为符合经验公式,但实际测量 31 号煤样与 34 号煤样的灰分差值为 7%,32 号煤样与 33 号煤样的灰分差值为 4%,明显无法完成对于灰分的准确测量和估计。

度,使测量结果最为准确。

2.1.2 入射角度对中低灰煤灰分检测精度影响

由于 X 射线以近似于点光源的形式产生,在防辐射装置的影响下,在皮带上能形成一条细小的照射带,进而由皮带下的探测器接收,其效果示意如图 5 左侧所示。实际每个探测器所接收到的 X 射线强度并不一致,其效果示意图如图 5 右侧所示。未经处理的数据结果类似弧形,越靠近中间,强度越高。

每次使用前会经过矫正处理,使空白背景下的探测数值结果均为统一的设定数值。在基于双能 X 射线识别煤和矸石的研究中,在皮带上不同的位置对于同一样品在检测过程中数值偏差较小,而煤和

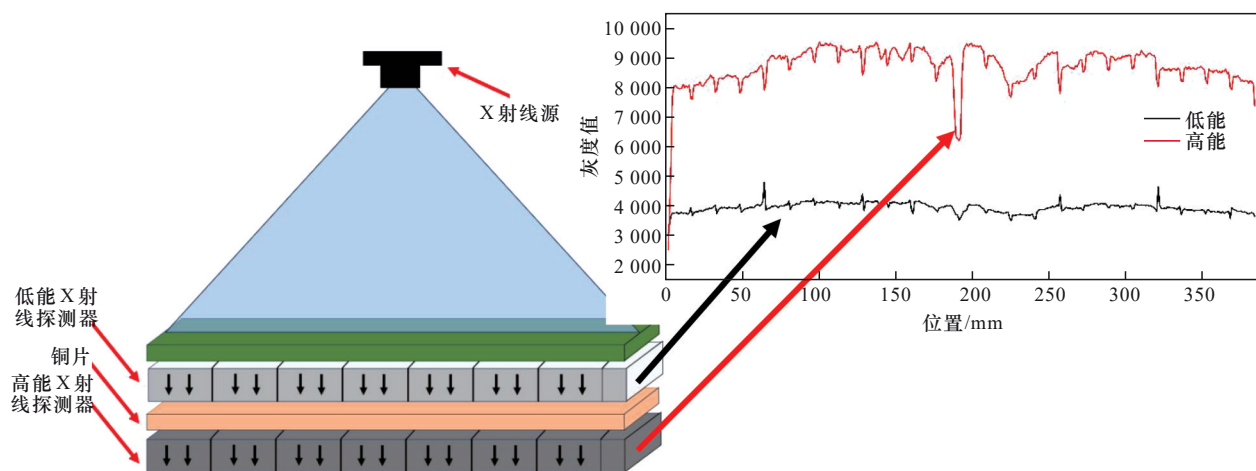


图 5 双能 X 射线实际结果和处理前数据

Fig.5 Actual results of dual-energy X-ray and the data before processing

矸石的密度差异很大,二者灰度值图像在数值的差异往往有几千甚至上万。且判断的阈值区间受此类问题的影响较小,所以不影响煤和矸石的区分,这也是该方法可以在煤和矸石分选领域有较好的使用效果的原因^[17]。但在测量灰分这种需要精度较高的环境下,同一厚度的煤样由于测量时入射角度不同成为影响灰分精度的主要原因。如果煤样未处于射线源正下方,其偏移可能会导致测量的厚度与实际厚度不符,假设光源距离探测器为 300 mm,待测样品厚度 200 mm,偏移角度为 15°,计算可知,射线穿过处于正下方的煤样和处在偏移位置下的煤样厚度差值为:

$$\frac{300 \text{ mm}}{\cos 15^\circ} - \frac{100 \text{ mm}}{\cos 15^\circ} - 200 \text{ mm} = 7.055 \text{ mm} . (5)$$

由此可知,该误差对实验结果影响较大。因此在实验中,选择将待测煤样置于光源正下方从而减少因照射偏差所导致的厚度和强度误差,以此提高

检测的准确性与真实性。

2.1.3 水分对中低灰煤灰分检测精度影响

为了研究水分对煤样性能的影响,本实验特别选取了水分为 1.32% 的 36 号煤样作为研究对象。首先,将该煤样放入 110 °C 的烘箱中烘烤 3 h,以去除其中的水分,这样处理后的煤样被视为水分为 0 的 35 号煤样。随后向 35 号煤样中添加适量的水,分别制成水分为 3.21% 的 37 号煤样、9.09% 的 38 号煤样以及 14.32% 的 39 号煤样,以便进行后续的对比实验。

利用双能 X 射线透射技术,测量了这些煤样在不同厚度下的灰度值。实验结果如图 6 所示。通过对这些数据分析发现:在水分低于 3.21% 的情况下,当煤样的厚度相同时,其灰度值随着水分的增加而减小;当水分超过 9.09% 时,情况却发生了逆转,相同厚度的煤样其灰度值会随着水分的增加而增加。

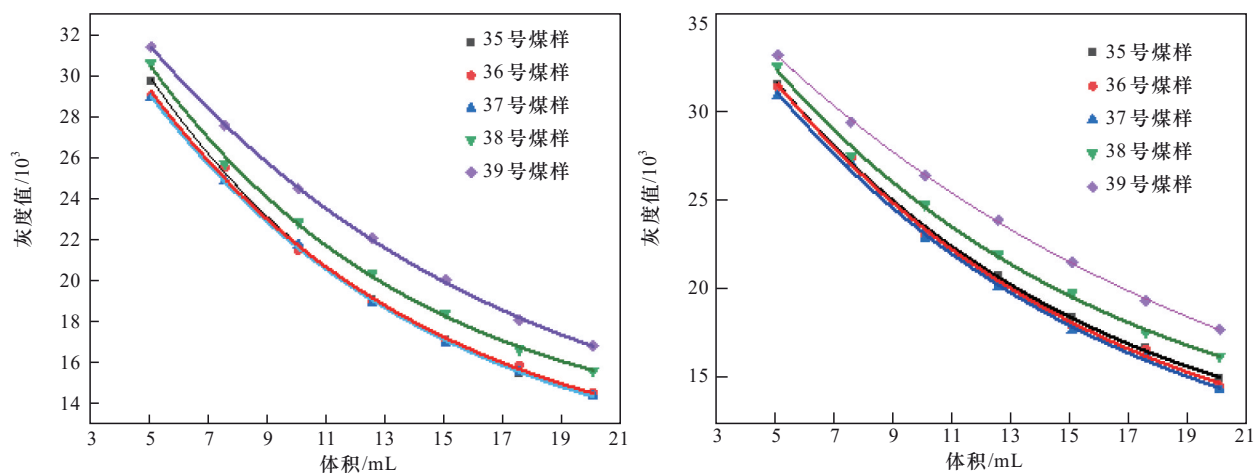


图 6 不同水分煤样的灰度值拟合曲线

Fig.6 Fitting curves of gray values of coal samples with different humidity

随着水分的增加,煤样的密度应该逐渐增大,因此其测量的灰度值应该随之减小。这一理论在水分较低时得到了验证,但在水分增加到一定程度后,情况发生改变。虽然煤样的真实密度仍在增加,但由于水分过高,煤样开始聚集成较大的球形颗粒,这导致颗粒间的间隙大幅增加,进而使得堆密度大幅降低。这种堆密度的降低反过来又影响了X射线透射的测量结果,导致灰度值出现与理论

预期不符的变化。因此,在后续实验中应尽可能降低煤的水分,从而提高测量精度以减少水分对实验的影响。

2.1.4 单一组分对检测结果的影响

根据收集到的煤样信息发现,在不同种类的煤样中灰分的主要成分为高岭石、蒙脱石、伊利石、白云石和石英。将这类矿物破碎后使用相同实验方法得到的灰度结果如图7所示。

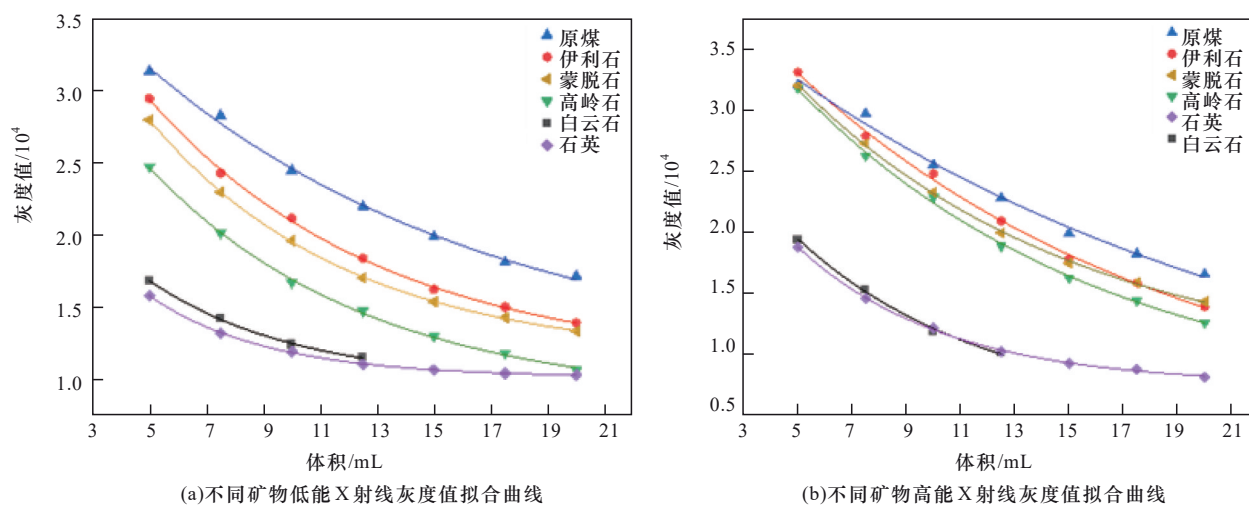


图7 不同矿物在双能X射线灰度值拟合曲线

Fig.7 Fitting curves of gray values of different minerals under dual-energy X-ray

对实验数据的分析发现:首先,随着样品厚度的逐步增加,不同样品的灰度值呈显著的指数递减趋势;此外,在保持厚度一致的情况下,样品的灰度值与其密度之间呈现出一种明确的负相关性,即密度越大的样品,其灰度值越低。在相同厚度的条件下,石英和白云石这两种密度最大的矿物,其灰度值也是最低的。相比之下,蒙脱石、高岭石和伊利石这三种黏土矿物,尽管它们的密度相近,但在高能X射线的照射下,它们仍然展现出了相似的数值结果,这为后续的分析提供了有力的依据。而低能X射线的图像结果显示在密度较低的情况下,样品的厚度对数据结果的影响变得尤为明显,与石英和白云石相比,三种黏土矿物的拟合曲线斜率较大,这一现象与前人的理论预期相吻合。

通过进一步比较三种黏土矿物的数值结果,发现高岭石能在高低能X射线的透射下表现出优异的性能。且高岭石的密度相对于蒙脱石和伊利石更高,基于该特性使得它能在制备实验样品时,通过微调含量即可获得更为明显的灰分数值变化,这对本实验后续的灰分变化研究具有重要的意义。同时,选择了蒙脱石作为对照样品,通过对比它们的性能可以获得更多有关黏土矿物性质的数据,为

后续建立更为精确的模型提供了有力的数据支撑。

最后,本实验原计划将破碎的矽石混入样品中以达到增加灰分的目的。然而,由于矽石成分的不稳定性以及不同硬度矽石之间成分存在的差异性,导致在研究中发现数值情况虽然可以在一定程度上拟合设计的模型公式,但后续无法将建立的模型投入验证,即模型的可靠性存在较大争议。因此,选择了两种纯度较高的黏土矿物作为主要成分进行分析和实验,以确保实验结果的准确性和可靠性。

2.2 以黏土矿物为灰分的结果分析

2.2.1 以高岭石为灰分主要成分

对每一种煤样,选取其在同一厚度下所测量灰度值的平均值作为该点的灰度值,制作图像和拟合函数,并对结果分析。绘制由21种煤样的数据组成的散点图后,与前文推导函数公式进行拟合,拟合函数形式为公式(6):

$$y = ae^{-\frac{x}{b}} + c. \quad (6)$$

由于数据结果具有一定的相似性,故此处选择以A-1,A-5,A-10,A-15,B-5煤样为例,其高低能X射线灰度值与体积之间的关系如图8所示,详细

拟合结果如表 3 所示。

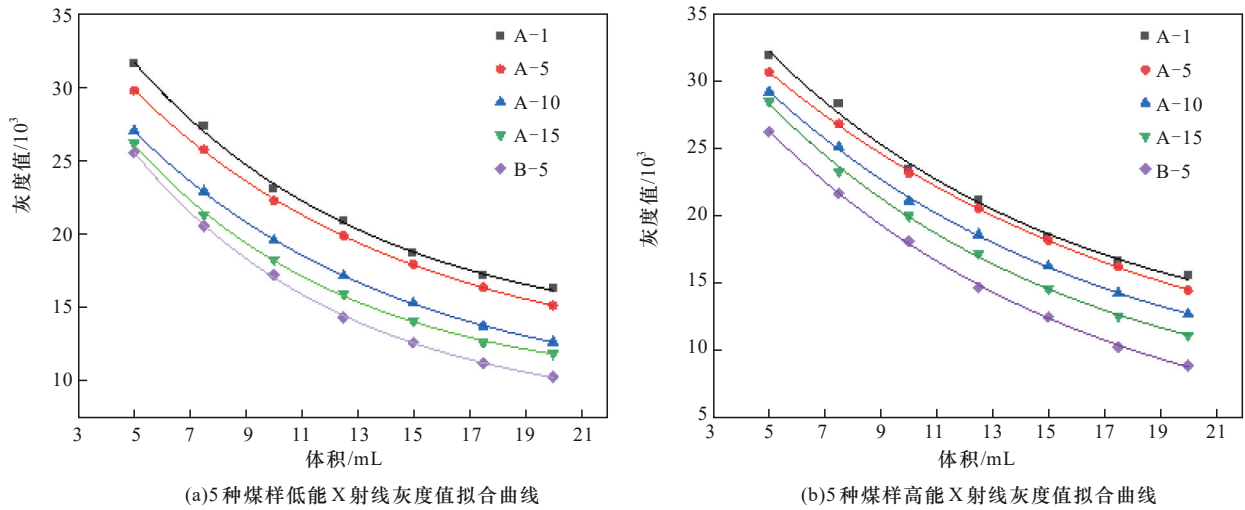


图 8 5种煤样双能灰度值拟合曲线图
Fig.8 Dual-energy gray value fitting curves of five coal samples

表 3 5种煤样拟合结果
Table 3 Fitting results of five coal samples

煤样编号	回归方程		COD	
	低能区	高能区	低能区	高能区
A-1	$y=33\,651.04e^{-\frac{x}{8.67}}+12\,825.77$	$y=35\,867.89e^{-\frac{x}{11.09}}+9\,371.85$	0.998 42	0.995 35
A-5	$y=31\,110.42e^{-\frac{x}{10.11}}+10\,838.74$	$y=35\,359.60e^{-\frac{x}{14.26}}+5\,806.98$	0.999 81	0.999 73
A-10	$y=30\,644.33e^{-\frac{x}{9.58}}+8\,851.34$	$y=35\,175.93e^{-\frac{x}{12.11}}+5\,980.32$	0.999 93	0.999 33
A-15	$y=31\,665.61e^{-\frac{x}{7.83}}+9\,366.16$	$y=36\,384.59e^{-\frac{x}{11.15}}+5\,087.69$	0.999 35	0.999 02
B-5	$y=34\,164.58e^{-\frac{x}{7.73}}+7\,674.19$	$y=37\,269.97e^{-\frac{x}{11.94}}+1\,792.44$	0.999 75	0.999 53

随着煤中高岭石的含量增加,样品的密度成比例增加,且煤样中的高原子序数元素的占比逐渐增加。根据公式(7)可知,吸收量与物质的密度成正比。因此,透射X射线的强度下降越多,表示煤样品中高岭石的含量越高。煤样品中高岭石含量增加会导致对X射线的吸收量增加。通过测量透射X射线的强度变化,可以推断出样品中高岭石的含量变化,从而实现对于灰分的测量。

$$I=I_0e^{-K\lambda^3Z^4\rho d}.$$
 (7)

2.2.2 以高岭石和蒙脱石为灰分

为了确保研究的全面性和精确性,本实验选取了两种在煤中常见的黏土矿物——高岭石和蒙脱石作为重点研究对象。将不同质量的蒙脱石逐一加入低灰煤样中,从而制备出C型煤样。根据测量结果可知:即便是由不同成分组成的煤样,在同一厚度下测量的灰度值可能相同,但它们的灰分结果却截然不同。例如,C-4煤样的低能灰度值与A-5煤样和A-6号煤样存在一定的重合,如图9所示。

然而,C-4煤样的灰分值为25.77%,而A-5号和A-6号煤样的灰分则分别为21.87%和23.32%。

显然,仅依靠高低能灰度值和厚度值来判断灰分是不能完成精准判断的,无法满足实验预测和判断的需求。因此,针对这一问题本研究提出了一种创新的判断方法:多厚度灰度值判断成分法。该方法基于公式(4),通过拟合不同物质在不同厚度下的曲线斜率来区分不同的物质。随着厚度的变化,这些曲线的斜率差异会更加明显。进一步演算发现通过计算多阶导数,使得原子序数和密度这两个关键变量在影响判断时更加显著。

在进一步计算所有拟合曲线在不同厚度下的斜率时,发现当对比两种完全不同的样品时,通过改变它们的配比,曲线的斜率也会发生相应的变化。以低灰煤样至B-1煤样为例,当对比它们与高岭石拟合的曲线结果时,可以明显看出,随着高岭石含量的增加,曲线的斜率在数值上逐渐趋近,如表4所示。

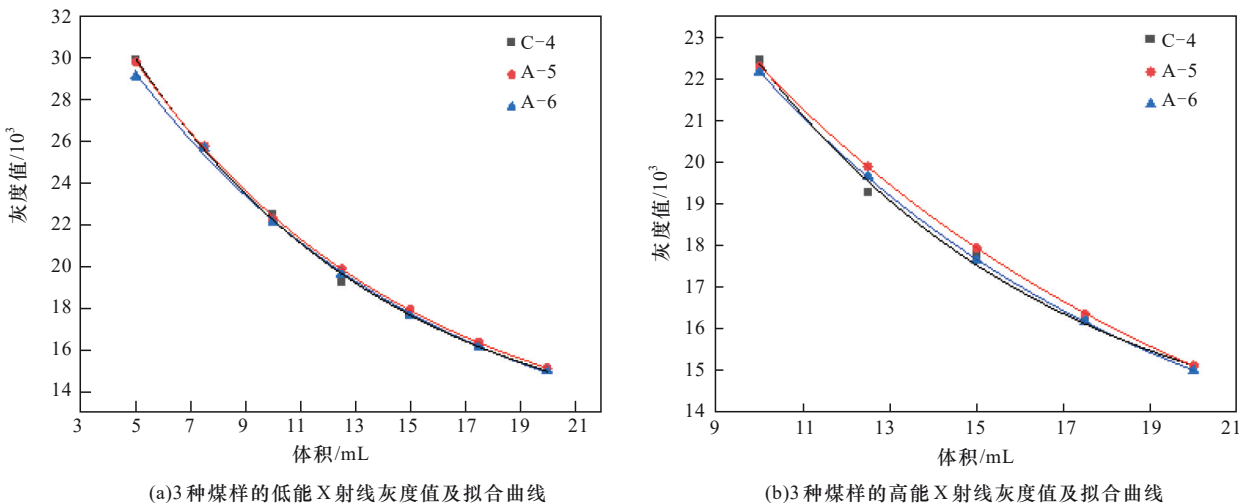


图 9 3 种煤样的双能灰度值及拟合曲线
Fig.9 Dual-energy gray values and fitting curves of three coal samples

表 4 6 种样品在 10 mL 体积下灰度值拟合曲线斜率
Table 4 Slope values of gray value fitting curves of six samples at 10 mL volume

样品	低灰煤	A-4	A-8	A-12	B-1	高岭石
导数	-1 189	-1 160	-1 152	-1 115	-1 096	-1 084

这些结果表明,随着煤样中灰分含量的增加,即高岭石在样品中含量的增加,曲线的斜率也呈现出逐渐增加的趋势。因此可以根据这种增长趋势来大致判断混合物中是高岭石还是其他成分。计算 A-5、A-6 和 C-4 煤样斜率,结果如表 5 所示。尽管 C-4 煤样的双能 X 射线灰度值位于 A-5 煤样和 A-6 煤样之间,但实际曲线的斜率却并不在这两份煤样之间。这就可以判断,该样品的灰分并非完全以高岭石为主,而是含有其他成分。这一发现为更深入地理解煤样灰分的成分和性质提供了有力的依据,也为后续精确判断灰分种类和含量等相关工作提供了重要的参考。

表 5 3 种煤样在 10 mL 体积下灰度值拟合曲线斜率
Table 5 Slope values of gray value fitting curves of three kinds of coal sample at 10 mL volume

样品	A-5	A-6	C-4
导数值	-1 154.83	-1 154.40	-1 170.97

2.3 神经网络模型及验证

2.3.1 实验环境搭建和数据集建立

实验基于 Python 深度学习框架搭建 BP 神经网络和 MLP 神经网络的灰分含量预测模型,并在 Windows10 操作系统上运行。系统配置 i9—11 900k 中央处理器和 NVIDIA GTX1660Ti,其显存为 12 G,核心频率为 1.2 Hz。通过实验总计采集到 1 364 张图像,除去无效图像后保留 986 张图像作为分析对象,采集 11 760 组灰分数据建立灰分数据集。

2.3.2 BP 神经网络和 MLP 神经网络对比

将采集到的数据集按照 8:2 的比例将其随机划分为训练集与测试集,随后输入 BP 神经网络模型和 MLP 神经网络模型进行训练。在训练过程中,通过调整模型的学习率和迭代次数,以平均测量误差和平均绝对误差作为主要评估指标对比模型性能。

均方根误差(RMSE)是一个评价预测结果与真实数据偏差程度的关键参数,其值越趋向于零,意味着模型的预测能力越精准。但是,均方根误差对于离群值相当敏锐,离群值的出现很可能导致误差增幅。从另一角度来看,平均绝对误差(MAD)揭示出预测值与真实值间的平均直接差额,常作为判断模型稳健性的依据,数值愈低代表模型的准确度和稳定度愈优。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - Y_i)^2} \quad (8)$$

$$MAD = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - Y_i| \quad (9)$$

式中: y_i 为预测值, Y_i 为真实值, m 为样本数量。

经过训练后的 BP 神经网络模型在迭代次数为 700 次,学习率为 0.000 1 时获得较好的训练效果,平均绝对误差为 0.000 1,其均方根误差在 0.109 3 左右浮动。经过训练后的 MLP 神经网络模型在迭代次数为 700 次,学习率为 0.000 001 时获得较好的训练效果,平均绝对误差为 0.000 1,其均方根误差为 0.094 5。

综上所述,本研究通过对比分析 BP 神经网络模型与 MLP 神经网络模型在预测任务中的误差稳定性与分布特性,发现 MLP 模型在多个方面均展现出优势。因此,在本实验的应用中,MLP 神经网络

络模型是一个更为合适的选择。后续研究则是基于已有的 MLP 神经网络模型进行进一步的结构优化和参数调整,以提高其预测性能。

2.3.3 三种常见算法结果对比

为了选择出性能较为优秀的优化算法模型,基于设置好的 MLP 神经网络模型,选择常用的三种优化手段:遗传算法(Genetic Algorithms, GA)、蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)和蝗虫算法(Grasshopper Optimization Algorithm, GOA),对比了全局搜索性能和收敛速度。

为了评价寻优的速度,以均方根误差值为评价标准,即对比平稳时的迭代次数以及适应度值的大小,迭代次数值越小说明收敛速度越快,均方根误差值越小说明全局搜索能力越好,寻优的结果也越好,实验结果如图 10 所示。

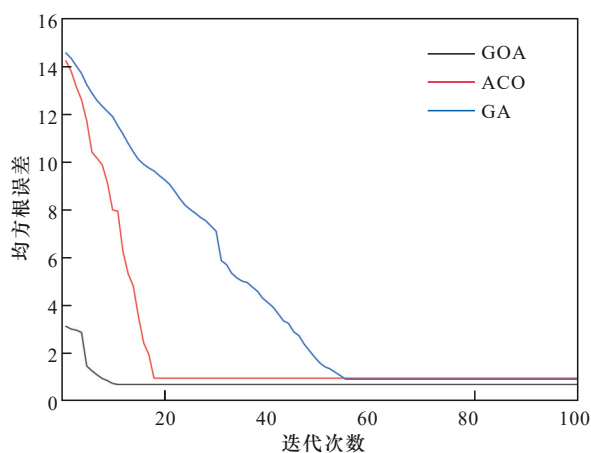


图 10 三种优化算法寻优过程的均方根误差值

Fig. 10 Root mean square error values of the three optimization algorithms in optimization process

由上图可知,GOA 可以实现快速收敛,说明 GOA 算法优于其他两种优化算法;ACO 和 GA 平稳后的均方根误差值均大于 GOA 的值,即说明其他两种算法陷入了局部最优值,而 GOA 在迭代次数为 10~15 时出现平稳阶段,并搜寻到全局最优值,这同样说明 GOA 的全局搜索性能要优于 ACO 和 GA。综上,选择 GOA 作为神经网络预测模型超参数的优化算法。经过优化后的 MLP 神经网络模型在迭代次数为 700 次,学习率为 0.000 01 时获得较好的训练效果,均方根误差为 0.081 7。

2.3.4 模型验证

为了进一步验证模型的回归情况,选择同一选煤厂的 5 种不同灰分的煤样(煤样 50~54),在使用传统灼烧法测量灰分后,使用本文设计模型测量其灰度值和预测结果。将获得的预测值和实际值

进行对比,结果如图 11 所示。

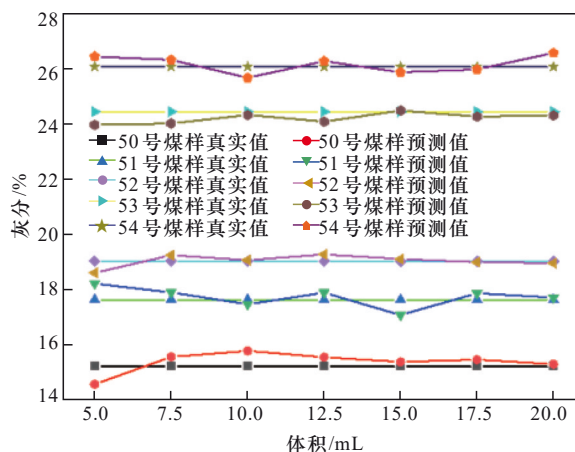


图 11 5 种煤样灰分真实值与预测值的结果对比

Fig. 11 Comparison of ash contents of five coal samples between the true values and the predicted values

研究发现在灰分低于 20% 的预测偏差范围在 $\pm 0.79\%$,在灰分大于 20% 且小于 28% 的预测偏差范围在 $\pm 0.94\%$,单一煤样输出预测结果的时间在 6 s 以内,符合预期效果回归效果良好。而在灰分大于 35% 的预测偏差超过 $\pm 5.37\%$,由于成分的复杂导致实际测量偏差较大,识别精度不够理想。

3 结论

1) 双能 X 射线识别灰分的理论基础经公式分析确立。为精确评估实验条件的影响,设计了多变量实验,探讨了粒度、入射角、矿物成像及水分的影响。结果揭示:小粒度提高测量精度;测量位置影响样品厚度和准确度;入射角不当导致数据不可靠;需维持恒定水分以避免误差;不同矿物在 X 射线线下成像差异显著,其中高岭石、蒙脱石和伊利石成像较佳,而石英和白云石易超出测量阈值。

2) 通过双能 X 射线测量不同煤样多厚度样品,结合 Lambert-Beer 定律,建立了预测灰分成分的模型。对比高岭石与蒙脱石为主的煤样,发现二者厚度和灰度相近但灰分差异显著。为此,提出“多厚度灰度值判断成分法”,通过拟合灰度-厚度曲线的斜率判断灰分主要成分,提高预测精度。

3) 收集 11 760 组数据建立中低灰煤数据集。对比 BP 与 MLP 神经网络,MLP 在 700 次迭代、学习率 0.000 001 时表现最佳,误差比 BP 低 13.54%。基于 MLP,GOA 优化方法效果更佳,迭代 700 次、学习率 0.000 01 时,误差为 0.081 7。新煤样预测偏差:灰分 $< 20\%$ 时为 $\pm 0.79\%$, $20\% \sim 35\%$ 时为 $\pm 0.94\%$,模型预测准确。

参考文献:

- [1] 奇永明.煤质在线分析技术的应用现状及研究[J].城镇建设,2021(6):386-387.
QI Y M.The application status and research of on-line coal quality analysis technology[J].Urban and Rural Studies,2021(6):386-387.
- [2] 赵忠辉,方全国.煤质在线检测技术现状及发展趋势分析[J].煤质技术,2017(4):18-21.
ZHAO Z H,FANG Q G.Present situation and development trend analysis of coal quality on-line detection technology[J].Coal Quality Technology,2017(4):18-21.
- [3] KONG L X,BAI J,LI H Z,et al.The mineral evolution during coal washing and its effect on ash fusion characteristics of Shanxi high ash coals[J].Fuel,2018,212:268-273.
- [4] LIU Y P,ZHONG B J,LI S H.Study on impact of coal particle ash content on bottom ash formation behavior in fluidized bed combustion[C]//Industrial Electronics & Applications.IEEE,2014.
- [5] YUAN X F,WU Y T,SUN L H,et al.Research on efficient construction paths for intelligent coal mines in china from the configuration perspective[J].Applied Sciences,2023,13(1):673.
- [6] 张宏亮,林木松.煤质快速分析仪器应用现状[J].热力发电,2002(4):7-9.
ZHANG H L,LIN M S.Present situation of using coal quality expressanalysers[J].Thermal Power Generation,2002(4):7-9.
- [7] 钱坤,陈开玲.煤炭灰分在线检测技术对比分析[J].煤炭加工与综合利用,2020(3):62-65.
QIAN K,CHEN K L.Comparative analysis of online detection technology for coal ash content[J].Coal Processing & Comprehensive Utilization,2020(3):62-65.
- [8] RIZK R A M,EL-KATEB A H,ABDUL-KADER A M.On-line nuclear ash gauge for coal based on gamma-ray transmission techniques[J].Journal of radioanalytical and nuclear chemistry,1999,242(1):139-145.
- [9] 程栋,唐向东,黎福海,等. γ 射线反散射灰分仪测量精度优化方法研究[J].湖南大学学报(自然科学版),2019,46(2):92-96.
CHENG D,TANG X D,LI F H,et al.Research on method to optimize accuracy of γ -ray backscatter ash analyzer[J].Journal of Hunan University(Natural Sciences),2019,46(2):92-96.
- [10] 张泽琳,杨建国.煤灰分在线检测方法及设备[J].选煤技术,2012(2):59-63,72.
ZHANG Z L,YANG J G.Research on process and equipment of coal ash content on-line detection[J].Coal Preparation Technology,2012(2):59-63,72.
- [11] 李春艳,在方,刘翠茹.基于谱线筛选的偏最小二乘法在LIBS煤炭灰分快速检测中的应用[J].煤质技术,2019(1):37-39.
LI C Y,CHI F,LIU C R.Application of partial least squares method based on spectral line screening in LIBS-based rapid detection of coal ash[J].Coal Quality Technology,2019(1):37-39.
- [12] 赵辉.煤炭灰分在线检测技术的应用现状及发展前景[J].煤炭加工与综合利用,2022(4):79-82.
ZHAO Hui.On-line coal ash detection technology of application status and development prospects[J].Coal Processing & Comprehensive Utilization,2022(4):79-82.
- [13] 乔治忠,刘玮,胡金良,等.X射线煤质在线检测系统在哈尔乌素选煤厂的应用[J].煤炭工程,2020,52(S2):51-54.
QIAO Z Z,LIU W,HU J L,et al.Application of X-ray coal quality online detection system in Harbin Wusu coal preparation plant[J].Coal Engineering,2020,52(S2):51-54.
- [14] 裴伟伟,马晓敏,樊玉萍,等.基于BPMA预测的特低灰煤浮选制备效果[J].中国矿业大学学报,2023,52(2):389-396.
PEI W W,MA X M,FAN Y P,et al.Effect of flotation preparation of ultra-low ash coal based on BPMA prediction[J].Journal of China University of Mining & Technology,2023,52(2):389-396.
- [15] 杨慧刚,乔志敏.基于X射线和机器视觉的煤与矸石分选系统设计[J].工矿自动化,2017(3):85-89.
YANG H G,QIAO Z M.Design of separation system of coal and gangue based on X-ray and machine vision[J].Industry and Mine Automation,2017(3):85-89.
- [16] 孙丽娜.X射线安检设备中物质分类识别方法的研究[D].沈阳:东北大学,2003.
- [17] 杨慧刚,乔志敏,高绘彦,等.煤与矸石分选系统设计[J].工矿自动化,2018,44(8):91-95.
YANG H G,QIAO Z M,GAO H Y,et al.Design of separation system of coal and gangue[J].Industry and Mine Automation,2018,44(8):91-95.

(编辑:贾丽红)