

https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.074



陕西铜川地区黏土型锂矿卫星高光谱 遥感锂含量定量反演与找矿

梅佳成, 王莘凯, 刘磊*, 张群佳, 张贵山, 陈炜

西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室, 长安大学地球科学与资源学院, 陕西西安 710054

摘要: 为实现基于卫星高光谱影像的锂含量空间分布制图以支持找矿工作, 以富锂黏土岩的实测光谱、XRD (X-ray Diffraction)、锂含量及 ZY1-02D 高光谱影像为基础, 采用多算法结合的技术路线, 构建锂含量反演模型。通过 ETNN (Ensemble Transformer Neural Network) 回归算法建立定量反演模型, 结合 SSEE-SAM (Spatial Spectral Endmember Extraction-Spectral Angle Mapper) 识别矿化露头, 并采用 CORAL (CORrelation Alignment) 进行光谱域校正, 然后应用最优模型生成锂含量空间分布图。训练集 $R^2=0.93$ 、RPD=3.91、RMSE=110.13, 测试集 $R^2=0.89$ 、RPD=3.08、RMSE=183.04, 表明模型具有较高准确性和较强拟合能力; 野外验证集 $R^2=0.75$ 、RPD=2.02、RMSE=263.86, 表明模型具有很强的泛化能力。相关系数表明锂与蒙脱石、绿泥石关系最为密切, 重要性分析表明 2 132~2 350 nm 波段为反演模型的关键波段。本研究构建了一套从光谱到锂含量的反演技术体系, 可为铜川地区及滇中盆地、黔中盆地黏土型锂矿找矿勘查提供技术支撑。

关键词: 高光谱遥感; 深度学习; 黏土型锂矿; 定量反演; 矿产勘查。

中图分类号: P628

文章编号: 1000-2383(2026)03-1065-13

收稿日期: 2025-12-17

Quantitative Inversion of Lithium Content and Exploration of Clay-Type Lithium Deposits Using Satellite Hyperspectral Remote Sensing in Tongchuan, Shaanxi Province

Mei Jiacheng, Wang Xinkai, Liu Lei*, Zhang Qunjia, Zhang Guishan, Chen Wei

Key Laboratory of Western China's Mineral Resources and Geological Engineering, Ministry of Education, School of Earth Science and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, China

Abstract: To achieve satellite-based hyperspectral mapping of lithium spatial distribution to support mineral exploration efforts, a lithium content inversion model was developed using a multi-algorithm approach, based on spectral data, XRD analysis, lithium content measurements, and hyperspectral imagery from the ZY1-02D site. The quantitative inversion model was established using the Ensemble Transformer Neural Network (ETNN) regression algorithm. This model was integrated with Spatial Spectral Endmember Extraction-Spectral Angle Mapper (SSEE-SAM) for mineralized outcrop identification and

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No. 2024YFC2909905); 陕西省自然科学基金基础研究计划项目 (No. 2023-JC-ZD-18).

作者简介: 梅佳成 (2000-), 男, 博士研究生, 主要从事遥感地质矿产勘查相关研究工作。ORCID: 0009-0008-7257-1597. E-mail: 2022127067@chd.edu.cn

* **通讯作者:** 刘磊, ORCID: 0000-0003-2559-4477. E-mail: liul@chd.edu.cn

引用格式: 梅佳成, 王莘凯, 刘磊, 张群佳, 张贵山, 陈炜, 2026. 陕西铜川地区黏土型锂矿卫星高光谱遥感锂含量定量反演与找矿. 地球科学, 51(3): 1065-1077.

Citation: Mei Jiacheng, Wang Xinkai, Liu Lei, Zhang Qunjia, Zhang Guishan, Chen Wei, 2026. Quantitative Inversion of Lithium Content and Exploration of Clay-Type Lithium Deposits Using Satellite Hyperspectral Remote Sensing in Tongchuan, Shaanxi Province. *Earth Science*, 51(3): 1065-1077.

supplemented with the CORrelation Alignment (CORAL) algorithm for spectral domain correction. The quantitative inversion model was then applied to generate a spatial distribution map of lithium content. Training set $R^2=0.93$, RPD=3.91, RMSE=110.13; validation set $R^2=0.89$, RPD=3.08, RMSE=183.04, indicate high accuracy and strong fitting capability; field test set $R^2=0.75$, RPD=2.02, RMSE=263.86, demonstrate robust generalization ability. Correlation coefficients indicate that lithium exhibits the strongest association with montmorillonite and chlorite. Importance analysis reveals the 2 132–2 350 nm wavelength band as critical for the inversion model. This study establishes a comprehensive inversion methodology linking spectral data to lithium content, providing technical support for exploration of clay-type lithium deposits in the Tongchuan region, Central Yunnan basin, and Central Guizhou basin.

Key words: hyperspectral remote sensing; deep learning; clay-type lithium deposits; quantitative inversion; mineral exploration.

0 引言

锂被誉为“推动世界前进的能源金属”，被广泛应用于陶瓷、玻璃、钢铁、核工业、化工、制药等诸多关键行业(Balaram *et al.*, 2024). 锂离子电池在移动电子产品、混合动力及电动汽车领域应用广泛,亟须探索新的锂资源潜力,以应对日益增长的市场需求.(Kesler *et al.*, 2012; Benson *et al.*, 2017; 张征峰等, 2025; 耿晓磊等, 2025). 全球主要锂矿类型有硬岩型(如伟晶岩型、花岗岩型)、卤水型和沉积型三种类型,工业用锂主要来源于伟晶岩型(如锂云母和锂辉石)和卤水型锂矿(Kesler *et al.*, 2012),这两类矿床因具有较高的工业价值而成为勘查与开发的重点(郭春雨等, 2024). 相比之下,黏土型锂矿研究相对薄弱,但其具有分布范围广、层位稳定、易于开采等特征,因而具备较高的经济潜力(Benson *et al.*, 2017, 2023; 温汉捷等, 2020). 在中国西南地区,已发现大量与黏土岩有关的沉积型锂矿床,包括贵州中部下石炭统九架炉组(C_{9j})和云南中部下二叠统倒石头组(P_{2d})(温汉捷等, 2020; 崔焱等, 2022). 前人研究表明,黏土型锂矿中的锂在不同地区的赋存矿物存在差异,在广西合山组中主要赋存于锂绿泥石中(Ling *et al.*, 2024);在云南倒石头组中则为蒙脱石和锂绿泥石(崔焱等, 2022; 刘磊等, 2025);而在陕西本溪组中主要赋存于高岭石中(Zhao *et al.*, 2023). 尽管具体赋存矿物种类因地域而异,但其赋存载体均为黏土矿物.

目前,遥感技术已被广泛应用于岩性识别、矿化信息提取等方面,特别是在找矿领域,遥感技术的重要性日益凸显(Rowan *et al.*, 2006; Amer *et al.*, 2016; 陈志行等, 2026). 其中,高光

谱遥感由于光谱分辨率更高,可开展岩性、矿物填图(Bedini, 2019; Liu *et al.*, 2024a);前人利用国产高光谱数据已取得了众多成果,如Yuan *et al.* (2025)利用GF-5高光谱数据在多龙矿区绘制白云母分布并预测成矿中心;利用ZY1-02D高光谱数据,Zhang *et al.* (2023)圈定普朗矿区的6个找矿有利区、Liu *et al.* (2024a)圈定巴基斯坦查盖斑岩铜矿带的23个新的斑岩铜矿化有利区.

黏土型锂矿的赋矿围岩(黏土岩)主要由蒙脱石、伊利石、高岭石和绿泥石等黏土矿物组成,这些矿物中存在Al-OH、Mg-OH和Fe-OH基团,在1 400 nm、2 200 nm、2 250 nm和2 320 nm处呈现独特的吸收特征(Clark *et al.*, 2003; Dufrechou *et al.*, 2015). 这些光谱吸收特征与对应矿物含量相关,使得利用光谱数据进行矿物含量的定性与定量分析成为可能(Dufrechou *et al.*, 2015; Feng *et al.*, 2025). 实测光谱可用于元素含量定量反演,前人已 在甲基卡伟晶岩锂矿、滇中小石桥黏土型锂矿实现锂含量定量分析(代晶晶等, 2019; 刘磊等, 2025),基于WorldView-3也可实现对黏土岩露头的准确提取(Liu *et al.*, 2026),但基于高光谱卫星影像进行成矿元素含量制图的相关研究相对较少. 由于实测光谱与高光谱影像元光谱具有一定的一致性,将实测光谱反演模型迁移至高光谱影像进而获得元素含量空间分布具备可行性.

为获得陕西铜川地区黏土型锂矿的锂含量分布以指导找矿勘查,本研究以富锂黏土岩的实测光谱、XRD、锂含量、ZY1-02D高光谱数据为基础,利用ETNN回归算法建立锂含量定量反演模型;采用CORAL算法进行实测光谱与ZY1-02D高光谱影像光谱对齐,并将训练完成的模型应用于高光谱影像以获得锂含量空间分布,结合SHAP(SHapley Additive exPlanations)重要性分析和相关性分析探讨光谱、矿物和锂含量之间的耦合关系.

1 地质背景

陕西省铜川地区位于鄂尔多斯盆地南缘,处于华北克拉通西部边缘,盆地经历了复杂的多期构造演化,基底经吕梁运动固结为稳定克拉通;古生代中奥陶世至晚石炭世期间整体抬升剥蚀,缺失志留系、泥盆系及下石炭统,晚石炭世海西运动后沉降接受海陆过渡相沉积;中生代印支运动形成西高东低地形,燕山运动导致内部沟壑发育,晚白垩世整体抬升;新生代周边断陷形成,盆地主体隆升定型(何发岐等, 2022). 研究区位于盆地东南缘的渭北隆起与渭河地堑交界带,构造相对简单,地势西北高、东南低(图 1).

研究区地层发育较全,主要出露奥陶系、石炭系、二叠系、三叠系及新生代地层,缺失志留系至下石炭统. 奥陶系以马家沟组灰岩、白云岩为主,厚度变化大,与上覆地层呈平行不整合接触. 上石炭统本溪组直接覆盖于奥陶系侵蚀面上,厚度受古地形控制,呈现“低洼区厚、高地薄”特征. 本溪组分为本一段(晋祠段)和本二段(湖田段+畔沟段). 本一段下部为泥岩、灰岩,上部因海退形成煤层;本二段经历多期海侵-海退,发育铁铝岩系(含铝土矿、黏土岩)及砂岩、泥岩,是锂富集

的主要赋存层位(李云等, 2014). 二叠系以陆相砂岩、页岩、煤层为主(如太原组、山西组);三叠系延长组为长石砂岩、油页岩. 新生代新近系为紫红色黏土岩夹砂砾岩,第四系以厚层风成黄土为主,广泛覆盖地表(李云等, 2014; 胡鹏等, 2017).

本溪组富锂黏土岩主要矿物组成为黏土矿物(伊利石、高岭石等)和硬水铝石,含少量绿泥石、黄铁矿、锐钛矿等. 地球化学特征显著,主量元素显示“富硅铝、低铁”特征;微量元素 Li 超常富集, Sc、Th、Ga 及轻稀土元素富集, Ba、Rb、Zn 亏损(邸思佳等, 2025). 该富锂黏土岩常与铝土矿、煤层伴生,多呈薄层状产出,夹于下伏奥陶系灰岩与上覆二叠系砂岩/炭质页岩之间,地表常表现为杂色风化壳,局部见褐铁矿化.

2 数据与方法

本研究采用多算法与多源数据相结合的技术路线(图 2),提取黏土岩露头并获取锂含量空间分布. 首先,构建实测光谱、高光谱影像、矿物含量与锂含量的综合数据集;采用 ETNN 算法构建锂含量定量反演模型,该算法凭借其强大的学习能力,能够有效挖掘光谱特征、矿物组合与锂含量之间的复杂关

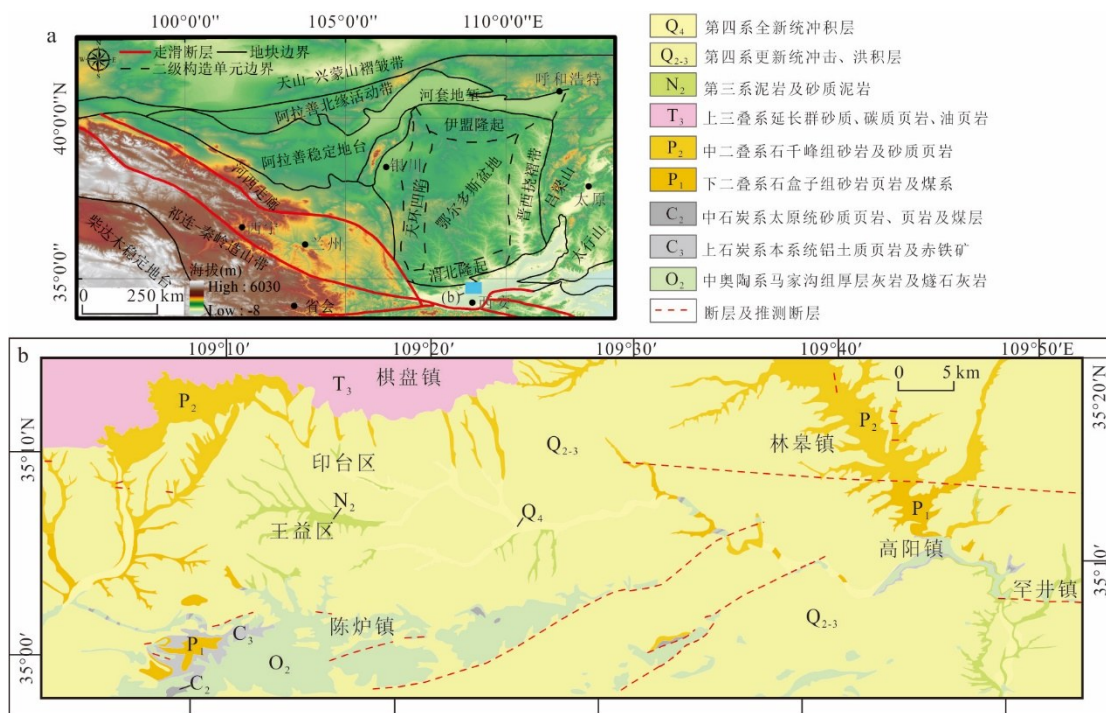


图 1 地质背景:鄂尔多斯盆地大地构造位置(a;据何发岐等, 2022 修改),铜川地区地质简图(b)

Fig.1 Geological background: Tectonic position of the Ordos basin (a; modified by He *et al.*, 2022), geological schematic map of the Tongchuan area (b)

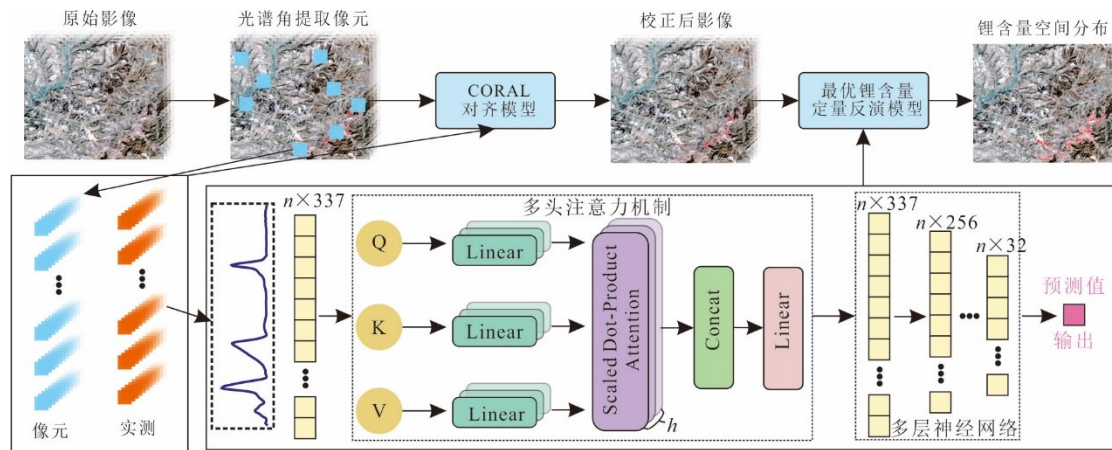


图2 研究方法

Fig.2 Research approach

联,进而实现锂含量的准确预测.应用SSEE-SAM算法对高光谱影像进行矿化露头信息提取,鉴于遥感影像数据与地面实测数据可能存在光谱域差异,引入CORAL域适应对齐算法对影像数据进行校正.最终,将最优的锂含量定量模型应用于经校正的ZY1-02D影像数据,生成研究区锂含量的空间分布图.

2.1 卫星高光谱数据

ZY1-02D卫星于2019年9月12日发射,该卫星传感器能在可见光-短波红外区间(395~2501 nm)获取166个连续波段的高光谱数据.其可见光-近红外光谱分辨率为10 nm,短波红外光谱分辨率为20 nm,空间分辨率为30 m,幅宽60 km.本研究获取了覆盖研究区的三景ZY1-02D影像,时相为2022年4月7日,数据无云,植被相对较少.对原始ZY1-02D高光谱影像进行预处理,包括辐射定标、大气校正、几何校正等.利用FLAASH模型(Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes)对ZY1-02D高光谱影像进行大气校正,去除大气和光照条件的干扰;以GF-2高分辨率影像为基准选取控制点,对大气校正后的影像进行几何校正和坐标配准.

2.2 锂含量与实测光谱数据

研究区前期获得的112件黏土岩样品锂含量分析由武汉上谱分析科技有限责任公司采用电感耦合等离子体质谱仪(Agilent 7900)完成,遵循《硅酸盐岩石化学分析方法》(GB/T14506.30-2010)标准.为保持光谱分析和化学分析的一致性,使用Spectral Evolution SR-3500地物光谱仪对化学分析样品的粉末副样进行光谱测试,光谱仪的光谱范围为350~2500 nm,光谱分辨率为

2.8 nm@700 nm、8 nm@1500 nm、6 nm@2100 nm.为确保数据的可靠性和稳定性,每个样品测量5次,然后取平均值.在光谱采集过程中,每隔10 min使用标准参考板校准光谱,以提高测量精度.

连续统去除(Continuum Removal, CR)是一种被广泛使用的光谱处理技术,可有效消除光谱背景,突出吸收特征(Clark and Roush, 1984).考虑到350~400 nm信号较弱,而2450~2500 nm信噪比较低,因此选择400~2450 nm的光谱范围进行连续统去除处理,以获得更可靠的光谱特征.将研究区样品的原始光谱及连续统去除后的光谱重采样至ZY1-02D影像波段,图3展示了光谱特征较明显的395~1290 nm及2098~2434 nm范围光谱数据.

为了定量描述光谱特征,本研究计算了4个特征描述参数,包括特征位置(Position, Pos)、深度(Depth, Dep)、面积(Area, Are)和光谱吸收指数(Spectral Absorption Index, SAI)(王晋年等, 1996; Zuo *et al.*, 2022; 梅佳成等, 2025).基于黏土矿物的特征吸收,选择5个敏感波段比值和7个特征吸收峰,共计148个特征.相应地,从连续统去除的光谱中提取了相同的特征,与从原始光谱提取的特征合并,共获得296个用于模型构建的特征(表1).

2.3 XRD数据

本研究采用X射线衍射(XRD)方法对样品的矿物成分进行分析.使用岛津6100Lab多功能X射线衍射仪,配备Cu K α 靶($\lambda=0.154$ nm),电压为40 kV,电流为30 mA. XRD扫描在 8° 至 65° (2θ)范围内进行,步长为 0.02° .通过全波段求和(FPS, Full Pattern Summation)方法从XRD数据中提取矿物

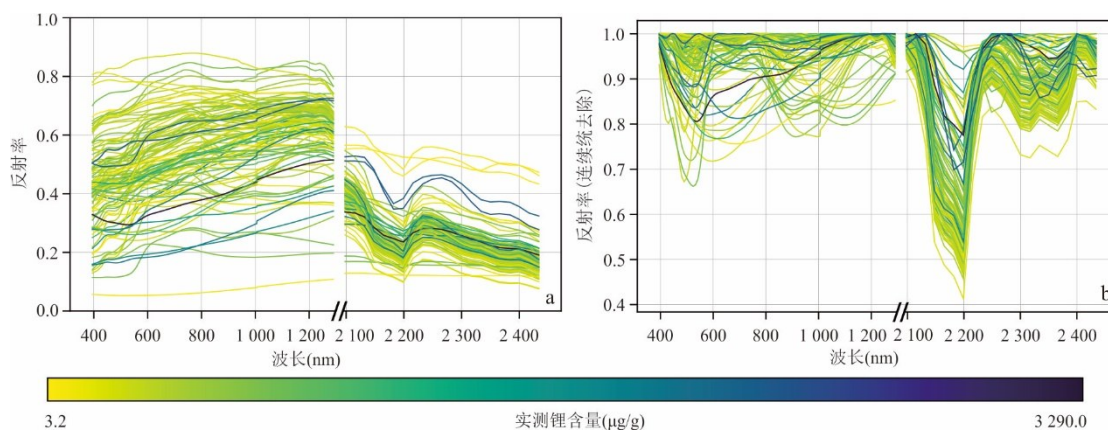


图3 实测光谱数据重采样至ZY1-02D影像波段范围

Fig.3 Resampled measured spectral data to the ZY1-02D image band range

a. 样品光谱曲线; b. 样品连续统去除光谱曲线

表1 特征信息表

Table 1 Feature information table

波段范围(nm)	敏感波段比值(nm)	特征吸收峰(nm)
395~1 290 (94个波段)	722/799	619~808
	782/1 290	808~1 005
	979/1 290	808~1 223
2 098~2 434 (21个波段)	2 199/2 132	2 132~2 266
	2 317/2 132	2 165~2 233
		2 266~2 366
		2 283~2 350

注:波段范围为395~902指的是这个范围内的波段(94个波段);敏感波段比722/799指的是722波段反射率比上799波段反射率;特征吸收峰,以619~808为例,指的是这个范围内的Pos、Dep、Are和SAI四个参数.对连续统去除之后的光谱同样取这些参数,获得115个波段反射率,5个敏感波段比值,28个特征吸收峰参数.

学定量信息,该方法通过将衍射图谱建模为各组分贡献的总和来估算混合物中的相浓度,采用RockJock库作为参考数据库(Butler and Hillier, 2021).典型样品的FPS分析结果如图4所示,部分样品分析结果如表2所示.

2.4 SSEE-SAM露头提取

本研究采用空间-光谱端元提取(SSEE)方法获取黏土岩露头光谱.该方法基于空间-光谱理论(Rogge *et al.*, 2007),通过融合高光谱图像的跨光谱变异特征与空间异质性分布规律来优化端元.首先,将图像划分为大小相等且不重叠的子集区域,通过奇异值分解法计算每个区域的一组特征向量,以描述大部分图像子集的光谱方差.然后,将整个图像数据投影到由所有子集区域编译的局部特征向量上,并将位于向量两端的像素作为候选端

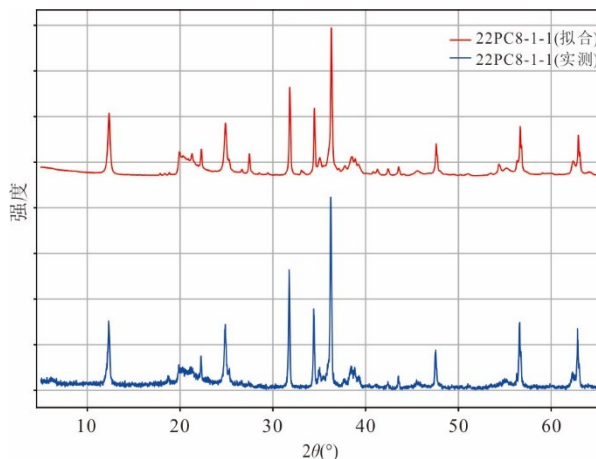


图4 典型样品XRD矿物成分分析结果

Fig.4 XRD mineral composition analysis results for typical samples

元.利用空间约束对光谱相似的候选端元像素进行合并和平均,以提取在整个图像中光谱相似但空间独立的端元(Rogge *et al.*, 2007, 2012).最后,与专家知识相结合,对端元进行初步分类和注释,找出黏土岩露头光谱.此光谱在2 200 nm附近呈现显著的吸收特征,并在2 164 nm处有较弱的吸收,这些特征是黏土矿物混合物的光谱响应,包括蒙脱石、伊利石和高岭石.光谱角分类(SAM)是一种基于光谱向量空间模型的遥感分类技术,通过计算目标光谱与参考光谱在n维空间中的夹角余弦值来量化光谱相似性(Kruse *et al.*, 1993).

2.5 CORAL对齐算法

为了减少源领域与目标领域之间的分布差异,采用CORAL算法对源领域特征进行对齐(Sun and Saenko, 2016).首先加载源域数据以及目标域数

表 2 部分样品矿物含量(%)及锂含量($\mu\text{g/g}$)Table 2 Mineral composition (%) and lithium content ($\mu\text{g/g}$) of selected samples

ID	Li	MON	CHL	DIA	ILL	KAO	MGC	NAC	NAM
22-BS1-1-1	2 150	8.5	9.6	9.5	56.0	2.0	1.4	0.0	8.5
22-BS1-2-3	850	0.0	0.9	0.2	0.0	96.2	0.7	0.0	0.0
22-BS1-2-4	3 290	8.5	6.9	28.5	0.6	35.9	2.7	0.0	0.0
22-CC2-2	1 840	5.9	5.4	3.9	0.0	82.0	1.6	0.0	3.6
22-FG-01	620	0.9	0.7	0.0	6.2	80.2	0.7	0.0	0.0
22-FG-01-1	530	0.0	8.4	0.0	9.0	77.8	0.4	4.0	0.0
22-FG-02	850	9.3	10.3	10.7	6.5	48.5	0.0	0.0	9.3
22-FG-03	154	2.9	9.2	0.5	8.4	55.5	0.5	0.0	2.9
22-FG-03-1	285	0.0	1.0	0.0	6.0	84.9	1.0	1.9	0.0
22-FG-03-2	570	0.0	8.4	0.0	4.4	79.5	0.5	3.7	0.0
22-FG-04	287	1.2	8.1	0.3	9.6	61.8	0.0	1.0	1.2
22-FG-05	550	0.0	3.5	0.6	7.0	77.8	0.4	0.0	0.0
22-FG-05-1	940	11.2	14.2	22.0	4.1	15.6	0.0	0.0	11.2
22-FG-06	490	1.9	5.7	0.4	7.3	67.4	0.7	0.0	1.9
22-FG-07	87.4	0.1	3.9	0.0	1.9	83.6	0.3	0.5	0.1
22-FG-08	325	1.1	3.1	0.0	4.4	72.7	0.3	0.0	1.1
22-FG-09	175.5	4.9	7.2	0.0	3.0	67.0	0.0	0.0	4.6
22-HC2-2	1 180	1.5	3.4	28.5	5.5	49.9	1.4	0.0	0.0
22-HC2-3	1 030	2.2	6.7	0.0	7.6	79.0	1.1	0.6	0.0

注: MON 代表钙蒙脱石; NAM 代表钠蒙脱石; ILL 代表伊利石; KAO 代表高岭石; NAC 代表珍珠石; CHL 代表绿泥石; MGC 代表镁绿泥石; DIA 代表水铝石。

据,并在分离回归目标列后保留特征矩阵;为了确保协方差计算的稳定性,对两个域的特征进行标准化处理并统一样本数量.该算法的数学表达如下(Sun *et al.*, 2016):

$$C_S = \text{cov}(D_S) + I_d, \quad (1)$$

$$C_T = \text{cov}(D_T) + I_d, \quad (2)$$

$$D_S = D_S + C_S^{-1/2}, \quad (3)$$

$$D_S^* = D_S + C_T^{1/2}, \quad (4)$$

其中, D_S 为源域数据, D_T 为目标域数据, D_S^* 为对齐后的源域数据, d 为特征维度, I_d 为 $d \times d$ 单位矩阵.

根据 CORAL 算法,通过计算源域和目标域的协方差矩阵来实现分布对齐,并在协方差矩阵中添加一个单位矩阵,以避免矩阵奇异值的问题.源域特征与变换矩阵相乘以获得对齐后的源域特征,变换矩阵和归一化参数最终会被保存以供后续模型使用.

2.6 ETNN 回归算法

ETNN 是一种将注意力机制与集成学习相结合,通过特征权重赋予和集成策略来提升预测精度和稳定性的回归模型.由数据预处理、基于注意力的特征提取、深度神经网络以及多模型集成这四个部分组成.模型首先对输入特征进行归一化处理,

随后将特征重新塑造为时序结构,将原始光谱和连续统去除之后的光谱视为两个时间步.再将其输入到多头注意力层,采用注意力头数和键向量维度这两个超参数控制该层的注意力机制.该层借助 Transformer 注意力机制,捕捉特征间的全局依赖关系,从而为关键特征分配权重以突出其重要性.注意力输出随后被展平,并通过一个带有非线性映射的全连接神经网络,该层集成正则化、归一化、随机丢弃及非线性激活函数,最终输出连续的预测值.为了提升模型稳定性,采用集成策略,训练 n 个独立的子模型(默认值为五个),这些子模型使用不同的初始化参数进行训练,将预测结果平均以获得最终输出.

ETNN 的优势有两个,一是注意力机制通过利用 Transformer 模型捕捉复杂特征关系的能力,聚焦关键特征,从而提升学习效果;二是集成学习通过多模型平均降低单一模型固有的误差,从而提升预测稳定性和泛化能力(Liu *et al.*, 2024b).为分析模型中的光谱响应机制,采用 SHAP 方法对模型进行重要性分析.在实现过程中,使用了与 TensorFlow Keras 框架兼容的通用 SHAP 解释器接口,以训练好的集成神经网络模型和选定的背景样本作为输

入,生成特征层面的SHAP值分布。

在本研究中,采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、决定系数(Coefficient of Determination, R^2)和残差预测偏差(Ratio of Performance to Deviation, RPD)来评估模型性能。RMSE值越小,预测精度越高; R^2 越大,模型拟合度和稳定性越好。一般认为,当 R^2 值大于或等于0.80且RPD值大于或等于2.00时,表明模型具有良好的预测能力;当 R^2 值大于或等于0.90时,表明模型具有卓越的预测能力。95%置信区间是通过估算均方根的误差值并乘以1.96获得。

3 实验与结果

3.1 ETNN定量分析结果

为保证定量分析实验的合理性,选取样品中70%为训练集,30%为测试集。为确保划分训练集与测试集的合理性和随机性,先将样本按含量进行升序排列,再以10为步长进行分组,在每个分组中随机选取70%作为训练集,30%作为测试集。此种划分训练集和测试集的方法,既可以保证随机性,也可以让高值样本、中值样本和低值样本在训练集和验证集中相对均匀分布。采用随机搜索的方法进行超参数寻优,设'num_heads'、'key_dim'、'dropout_rate'、'batch_size'、'epochs'、'learning_rate'这些超参数进行参数寻优,执行100次独立试验,最终依据验证集准确性指标

选择最优配置。最优模型参数为'num_heads': 12, 'key_dim': 16, 'dropout_rate': 0.2, 'batch_size': 16, 'epochs': 400, 'learning_rate': 0.000 05。

基于ETNN的锂含量定量反演结果如图5所示,在训练集中, $R^2=0.93$ 、 $RPD=3.91$ 、 $RMSE=110.13$,表明模型在训练集上预测误差较小,模型准确性很高。在测试集中, $R^2=0.89$ 、 $RPD=3.08$ 、 $RMSE=183.04$,表明模型在测试集上依然具备较强的预测能力,预测误差稍有增加。尽管测试集结果略逊于训练集,但整体预测性能依然优异,因此将该模型应用于ZY1-02D影像以绘制研究区的锂含量空间分布。

3.2 影像应用结果与野外验证

鉴于遥感影像数据与地面实测数据可能存在光谱域差异,引入CORAL域适应对齐算法对影像数据进行校正。将最优的锂含量定量模型应用于经校正的ZY1-02D影像数据,生成研究区锂含量的空间分布(图6)。

图6a展示了铜川地区的锂含量空间分布,红色深浅代表锂含量的变化,颜色越深表示含量越高。结果表明铜川地区该套黏土岩地层出露范围、面积相对较为局限,且分布较集中,主要分布在研究区的西部和东部,且预测含量值以低值为主。对西部和东部重点出露区进行局部放大(图6b、6c),西部出露范围相对较大,呈面状、带状,近北东-南西向延伸,高值区主要分布于露头的边缘部位;东部出露范围相对较小,零星分布,呈近东西向断续延伸。

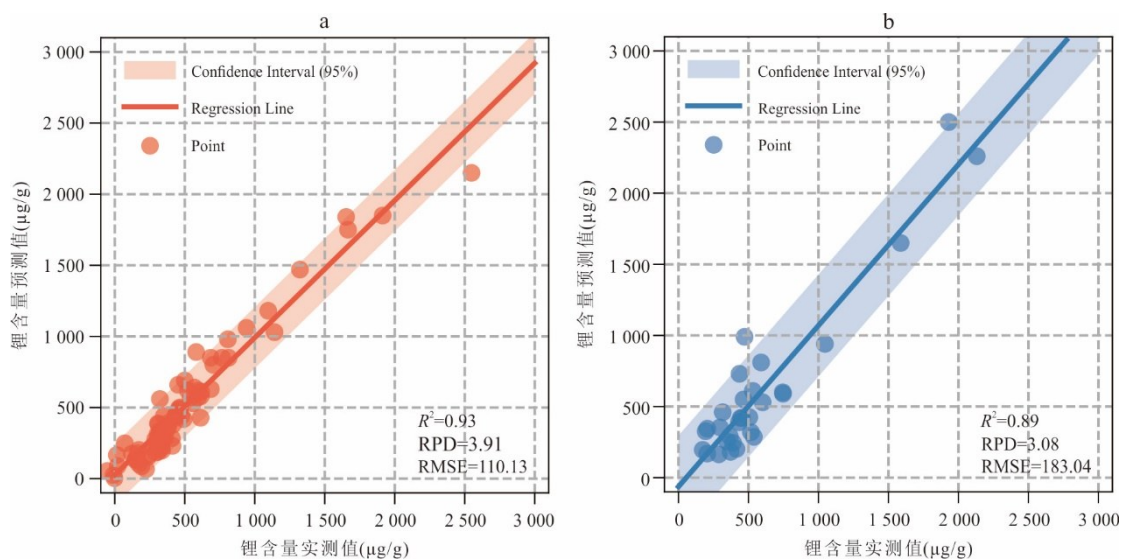


图5 锂含量定量分析结果

Fig.5 Quantitative analysis results for lithium content

a. 训练集结果;b. 验证集结果

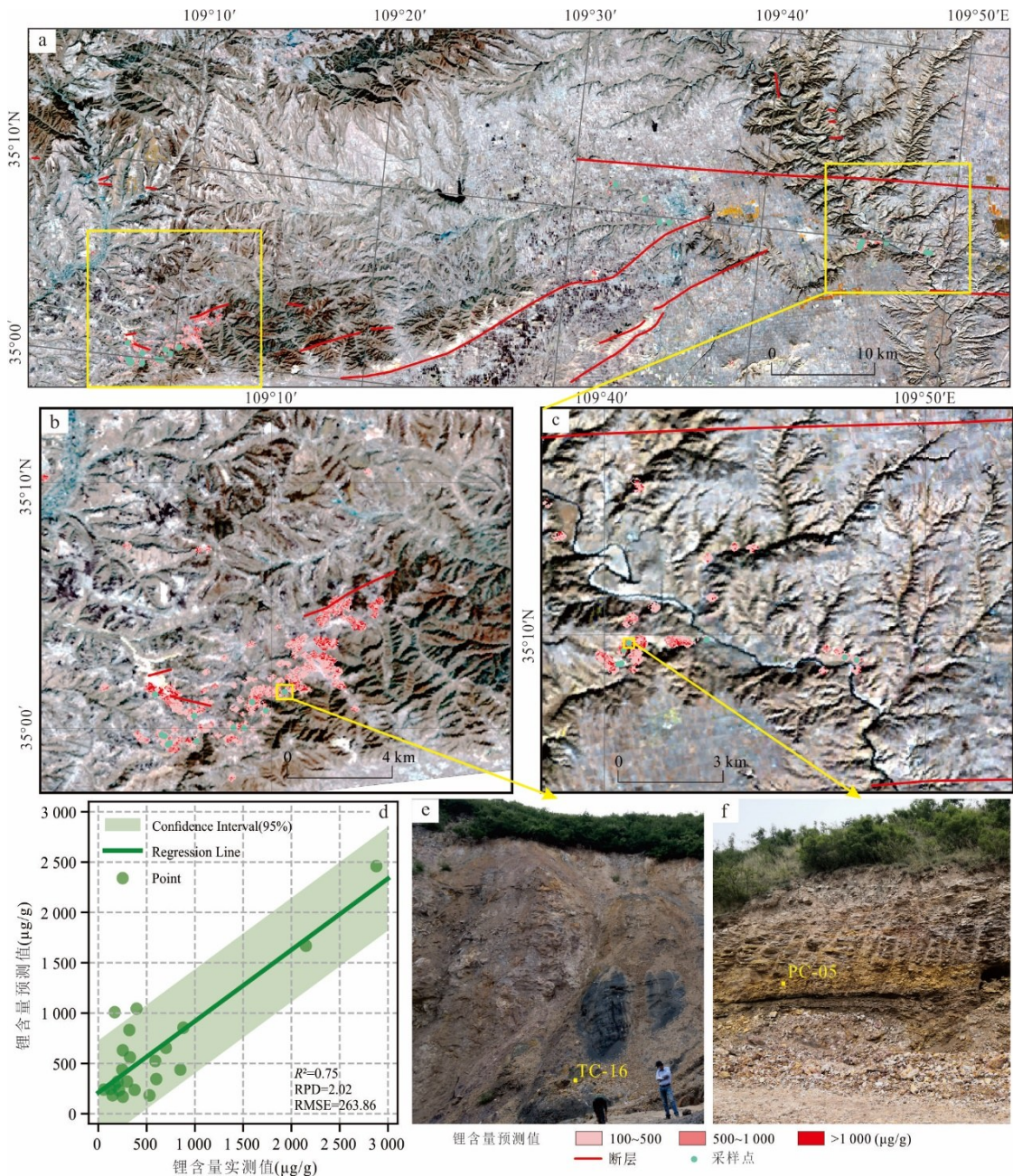


图 6 模型应用与验证

Fig.6 Model application and validation

a. 铜川地区锂含量反演结果; b. 东部细节图; c. 西部细节图; d. 野外验证组的定量反演结果对比; e. TC-16点野外露头照片; f. PC-05点野外露头照片

为了验证模型结果的准确性,对 23 处露头预测区进行野外检查(图 6a 中青色点),以验证模型的泛化能力.结果表明验证点均为黏土岩露头,图 6d 为模型预测值与实测锂含量之间的对比散点图,统计指标显示,野外验证集的 $R^2=0.75$ 、 $RPD=2.02$ 、 $RMSE=263.86$,证实了模型的准确性较高.图 6e 和图 6f 分别展示了 TC-16 与 PC-05 两个采样点的地质露头照

片.TC-16 点(图 6e)模型预测为高锂含量区,采样化学分析($Li=2\ 880\ \mu\text{g/g}$)与模型预测结果基本一致.而 PC-05 点(图 6f)模型预测为低锂含量区,采样化学分析($Li=396\ \mu\text{g/g}$)与模型预测结果基本一致.定量反演结果展示了铜川地区黏土岩锂含量的空间分布格局,验证点锂含量散点图进一步验证了模型的泛化能力,尽管存在一定误差,但整体表现较为准确.

4 讨论

4.1 光谱-矿物-锂含量耦合关系

光谱学方法已在四川甲基卡锂矿、云南元江钴镍矿、山东微山稀土矿等矿床的锂、钴、镍、稀土元素定量分析中表现出较高准确性(代晶晶等, 2019; 梅佳成等, 2025; Guo *et al.*, 2026). 钴、镍、稀土元素具备非常显著的吸收特征, 但是锂元素不具备明显的光谱吸收特征, 其定量分析缺少理论依据. 因此, 本研究基于 XRD 获取样品的黏土矿物含量, 以矿物含量为自变量, 采用多元线性回归分析黏土矿物与锂含量之间的关系(图 7). 线性回归的准确性较高(公式(5)), $R^2=0.84$ 、 $RPD=2.53$, 这表明锂含量与黏土矿物之间存在密切关系, 仅仅使用简单的线性方程即可以根据矿物含量定量分析出锂含量. 回归系数图(图 7b)表明, 对于锂元素的富集, 钙蒙脱石、镁绿泥石存在显著正向影响, 钠蒙脱石存在显著负向影响, 伊利石、高岭石、绿泥石、水铝石存在弱正向影响; 珍珠石存在弱负向影响.

由于蒙脱石、伊利石等矿物具有明显的光谱特征, 这些矿物可以充当连接光谱信息与锂含量的“桥梁”, 即光谱通过反映样品的矿物含量, 间接反映样品的锂含量. 深度学习方法特别适合捕捉这种复杂的非线性关系, 利用光谱-矿物-锂含量耦合关系, 构建锂含量定量反演模型. 光谱-矿物-锂含量耦合关系也可以作为滇中小石桥地区黏土型锂矿的锂含量定量分析的理论依据(刘磊等, 2025). 蒙

脱石、伊利石等黏土矿物在 2 200 nm 附近具有典型吸收特征, 这些矿物组成与锂含量也密切相关, 可作为锂含量定量分析的桥梁:

$$Li = -766.44 + 199.35MON - 126.83NAM + 11.42ILL + 11.19KAO - 30.35NAC + 20.55CHL + 185.91MGC + 25.87DIA. (5)$$

4.2 定量反演模型对比与分析

以常用的 RF、LGBM 和 XGB 模型作为基准模型, 对比说明 ETNN 模型的优势. 与 ETNN 模型的超参数寻优方法相同, 采用相同的数据集, 对 RF、LGBM 和 XGB 模型进行超参数寻优, 轮次为 10 000 次(表 3). 三个模型中的最优模型是 XGB 回归模型, 在训练集中表现极为优异, R^2 高达 0.99、 RPD 远超 2, 但在验证集上, R^2 仅为 0.71、 RPD 为 1.87, 出现明显过拟合现象. 与 RF、XGB 等机器学习方法相比, ETNN 模型的准确性更高, 泛化能力更强, 并且可以采用 SHAP 方法进行解释说明, 解决深度学习难以解释的问题. ETNN 模型的准确性是远超常用机器学习算法的, 但是 ETNN 模型训练时间很长, 100 次独立超参数寻优实验就需要约 24 h, 训练成本较高.

为了分析模型的光谱响应机制, 并找出对锂含量预测影响最为显著的特征, 本研究采用 SHAP 方法对模型进行解释(图 8). 在所有特征中, 2 283~2 350SAI_CR 和 2 283~2 350Pos_CR 最为重要, 蒙脱石和绿泥石在此范围有特征吸收. 这与光谱-矿物-锂含量耦合关系理论相吻合, 对锂含量预测影

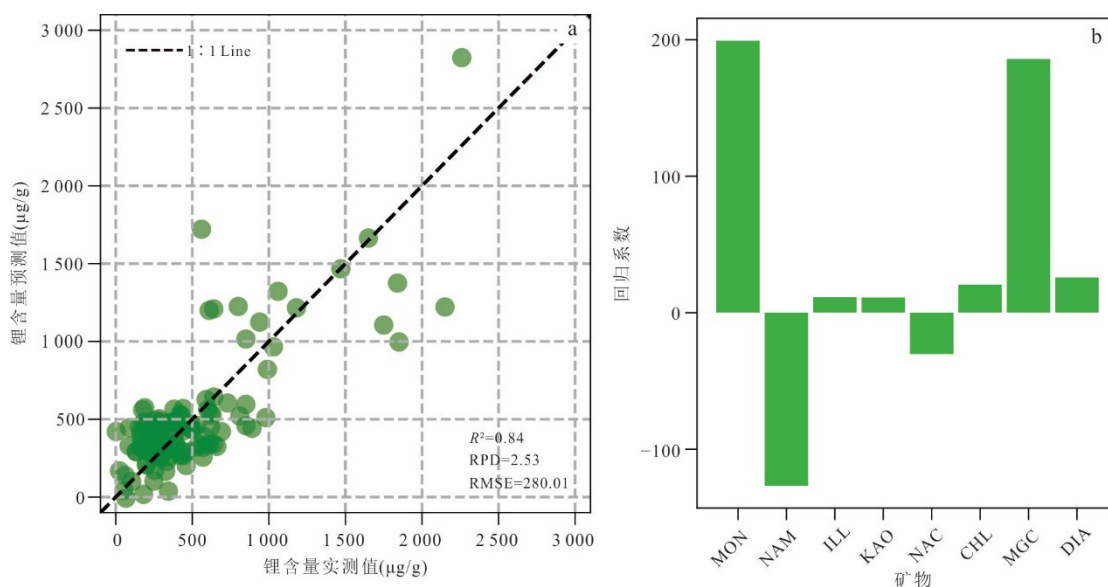


图 7 多元线性回归: 散点图(a)和回归系数柱状图(b)

Fig.7 Multiple linear regression: Scatter plot (a); bar chart of regression coefficients (b)

表 3 RF、LGBM 和 XGB 模型参数与结果

Table 3 Parameters and results for RF, LGBM, and XGB models

模型	随机森林(RF)	LightGBM(LGBM)	XGBoost(XGB)
模型参数	n_estimators=297	n_estimators=83	n_estimators=300
	max_depth=4	max_depth=14	max_depth=8
	min_samples_split=6	num_leaves=89	learning_rate=0.103 4
	min_samples_leaf=3	learning_rate=0.150 2	subsample=0.24
	max_features=log2	subsample=0.780 5	colsample_bytree=0.92
	random_state=5	colsample_bytree=0.533 4	random_state=5
	n_jobs=-1	random_state=5	
		n_jobs=-1	
训练集	$R^2=0.75$, RPD=2.00	$R^2=0.76$, RPD=2.05	$R^2=0.99$, RPD=24.18
验证集	$R^2=0.22$, RPD=1.13	$R^2=0.42$, RPD=1.32	$R^2=0.71$, RPD=1.87
运行时间	1 444.66 s	511.69 s	1 428.39 s

响最为显著的特征就是蒙脱石和绿泥石(主要富锂矿物)的光谱特征。Ratio_2 317/2 132_CR 和 Ratio_2 317/2 132 特征也非常重要, 2 132 nm 为稳定的高值区, 2 317 nm 则靠近 Mg-OH 的吸收峰。绿泥石和伊利石在 2 317 nm 附近均有吸收峰, 这表明绿泥石和伊利石对锂含量高低同样有显著影响。

SHAP 分析结果表明, 模型最依赖的特征集中于 2 132~2 350 nm 的关键吸收区域, 这些波段对应蒙脱石、绿泥石等黏土矿物的特征吸收。对模型最重要的特征不是波段反射率, 而是吸收指数、吸收位置、波段比值等经过处理和提取的光谱参数。这些光谱参数是依据矿床学、矿物学、光谱学知识进行选取和计算得到的, 这些光谱参数能更好描绘样品的光谱特征, 因此对模型更加重要。这表明专业知识对数据集和模型的构建是至关重要的, 将矿床学专业知识和深度学习进行有效结合更有利于建立准确的找矿模型。

4.3 提取结果与找矿意义

本研究采用的锂含量定量反演技术体系, 包括光谱特征分析、露头信息提取、深度学习、反演与验证这四个关键模块。这些模块共同构成了一个包含数据处理、露头提取、模型构建和野外验证的综合工作流程, 可作为黏土型锂矿定量反演工作的参考流程。

光谱特征分析模块通过对 VNIR-SWIR 光谱数据的细致分析, 揭示光谱、矿物和锂含量之间的耦合关系, 利用连续统去除法减轻背景干扰, 重点关注 2 132~2 350 nm 范围内与黏土矿物相关的吸收特征。露头信息提取模块结合空间-光谱端元提取

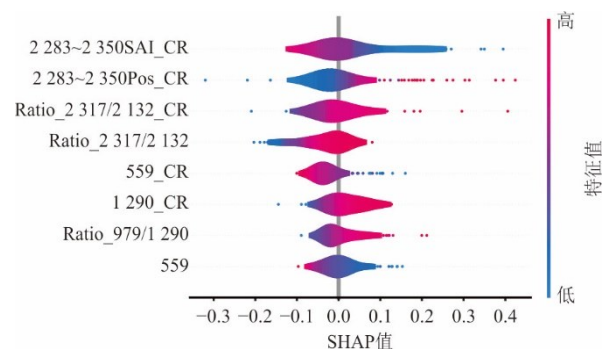


图 8 最优模型的 SHAP 分析

Fig.8 SHAP analysis of the optimal model

Pos 表示特征位置; SAI 表示光谱吸收指数; Ratio_ 表示波段比值; _CR 表示为连续统去除之后

(SSEE)和光谱角制图(SAM)技术, 准确识别黏土岩露头, 提取的露头与本溪组具有很强的空间相关性, 野外验证表明提取结果较准确。深度学习模块结合多种算法, 基于光谱特征构建锂含量定量反演模型。ETNN 将 Transformer 的多头注意力机制与集成学习策略相结合, 多头注意力层突出关键光谱特征, 也使得模型更加具有可解释性; 集成学习则保证模型的稳定性, 并增强模型的泛化能力。为了解决实测光谱和像元光谱之间的差异问题, 采用 CORAL 算法求得源域和目标域的协方差矩阵, 减少数据分布差异。反演与验证模块将训练好的模型应用于 ZY1-02D 高光谱影像, 绘制研究区的锂含量空间分布图, 并进行实地验证。野外验证样品的预测值与测量值之间的差异较小, RPD 超过 2, 表明该模型具有较好的泛化能力。

5 结论

本研究以陕西铜川黏土型锂矿为对象,通过多源数据与多算法结合,实现锂含量定量反演,绘制铜川地区锂含量空间分布图,主要结论如下:

(1)构建的ETNN定量反演模型性能优秀.此模型结合Transformer多头注意力机制与集成学习,深度挖掘光谱特征、矿物组成与锂含量的复杂关联,在训练集与测试集均表现出较高准确性,远超常用的机器学习算法.将最优模型应用于校正好的ZY1-02D影像,生成锂含量空间分布图,野外验证集RPD超过2,能较为准确地反映研究区锂元素分布,为锂矿勘探提供参考信息.

(2)明确光谱-矿物-锂含量耦合关系.虽然锂元素在光谱上并没有光谱特征,但是蒙脱石、绿泥石、伊利石等黏土矿物与锂含量密切相关,同时这些矿物具有显著的光谱特征.这些矿物是连接光谱信息与锂含量的“桥梁”,这一思路可以拓展应用于其他类型矿床,作为基于高光谱的元素含量定量反演研究的理论参考.

(3)建立的定量反演技术体系具有较高的推广应用价值.整合SSEE-SAM露头提取、CORAL域适应校正、ETNN定量反演及多源验证(光谱、XRD、野外实测)的完整流程,可实现从光谱特征到锂元素空间分布的反演,不仅适用于铜川黏土型锂矿,还可推广至滇中盆地、黔中盆地黏土型锂矿及红土型钴镍矿、离子吸附型稀土矿等其他类型矿床,为矿产资源高效勘探提供可借鉴的方法体系.

References

Amer, R., El Mezayen, A., Hasanein, M., 2016. ASTER Spectral Analysis for Alteration Minerals Associated with Gold Mineralization. *Ore Geology Reviews*, 75: 239–251. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.12.008>

Balaram, V., Santosh, M., Satyanarayanan, M., et al., 2024. Lithium: A Review of Applications, Occurrence, Exploration, Extraction, Recycling, Analysis, and Environmental Impact. *Geoscience Frontiers*, 15(5): 101868. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2024.101868>

Bedini, E., 2019. Application of WorldView-3 Imagery and ASTER TIR Data to Map Alteration Minerals Associated with the Rodalquilar Gold Deposits, Southeast Spain. *Advances in Space Research*, 63(10): 3346–3357. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2019.01.047>

Benson, T. R., Coble, M. A., Dilles, J. H., 2023. Hydrothermal Enrichment of Lithium in Intracaldera Illite-Bearing Claystones. *Science Advances*, 9(35): eadh8183. <https://doi.org/10.1126/sciadv.adh8183>

Benson, T. R., Coble, M. A., Rytuba, J. J., et al., 2017. Lithium Enrichment in Intracontinental Rhyolite Magmas Leads to Li Deposits in Caldera Basins. *Nature Communications*, 8: 270. <https://doi.org/10.1038/s41467-017-00234-y>

Butler, B. M., Hillier, S., 2021. Automated Full-Pattern Summation of X-Ray Powder Diffraction Data for High-Throughput Quantification of Clay-Bearing Mixtures. *Clays and Clay Minerals*, 69(1): 38–51. <https://doi.org/10.1007/s42860-020-00105-6>

Chen, Z. X., Wang, Z. H., Bu, H. J., et al., 2026. A Geologically Information and Enhanced Graph Convolutional Network Method for Extracting Information on Lithium and Beryllium-Rich Pegmatites from Hyperspectral Imagery. *Earth Science*, 53(3): 1058–1065 (in Chinese with English abstract).

Clark, R. N., Roush, T. L., 1984. Reflectance Spectroscopy: Quantitative Analysis Techniques for Remote Sensing Applications. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 89(B7): 6329–6340. <https://doi.org/10.1029/JB089iB07p06329>

Clark, R. N., Swayze, G. A., Livo, K. E., et al., 2003. Imaging Spectroscopy: Earth and Planetary Remote Sensing with the USGS Tetracorder and Expert Systems. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 108(E12): 2002JE001847. <https://doi.org/10.1029/2002JE001847>

Cui, Y., Wen, H. J., Yu, W. X., et al., 2022. Study on the Occurrence State and Enrichment Mechanism of Lithium in Lithium-Rich Clay Rock Series of the Daoshitou Formation of Lower Permian in Central Yunnan. *Acta Petrologica Sinica*, 38(7): 2080–2094 (in Chinese with English abstract).

Dai, J. J., Wang, D. H., Ling, T. Y., 2019. Quantitative Estimation of Content of Lithium Using Reflectance Spectroscopy. *Remote Sensing Technology and Application*, 34(5): 992–997 (in Chinese with English abstract).

Di, S. J., Zhang, G. S., Wen, H. J., et al., 2025. Geochemical Characteristics of the Lithium-Rich Clayston in the Benxi Formation in the Southeastern Margin of the Ordos Basin and Its Sedimentary Environment. *Bulletin of Mineralogy, Petrology and Geochemistry*, 44(5): 1081–1095 (in Chinese with English abstract).

Dufréhou, G., Grandjean, G., Bourguignon, A., 2015. Geometrical Analysis of Laboratory Soil Spectra in

- the Short-Wave Infrared Domain: Clay Composition and Estimation of the Swelling Potential. *Geoderma*, 243/244: 92–107. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.12.014>
- Feng, L. X., Zhao, Z. F., Yang, H. Y., et al., 2025. Clay-Hosted Lithium Exploration in the Wenshan Region of Southeastern Yunnan Province, China, Using Multi-Source Remote Sensing and Structural Interpretation. *Minerals*, 15(8): 826. <https://doi.org/10.3390/min15080826>
- Geng, X. L., Zhang, X. R., Wang, K. B., et al., 2025. Discovery of Lithium-Rich Sedimentary Rocks in Mesoproterozoic Wumishan Formation in Eastern Hebei Province and Implications for Mechanism of Lithium Enrichment and Mineralization. *Earth Science*, 50(7): 2689–2706 (in Chinese with English abstract).
- Guo, C. L., Zhang, B. W., Zheng, Y., et al., 2024. Granite-Type Lithium Deposits in China: Important Characteristics, Metallogenic Conditions, and Genetic Mechanism. *Acta Petrologica Sinica*, 40(2): 347–403 (in Chinese with English abstract).
- Guo, Y., Zhang, H. D., Kong, H. L., et al., 2026. Deep Learning for Hyperspectral Prediction of Rare Earth Oxide Grades in Drill Cores: A 1D CNN-BiLSTM Framework Applied to the Weishan Deposit, China. *Ore Geology Reviews*, 188: 107025. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2025.107025>
- He, F. Q., Wang, J., Zhao, Y. Q., et al., 2022. Accumulation Characteristics of Dongsheng Helium-Rich Gas Field in Ordos Basin and Its Tectonic Background. *Journal of Palaeogeography (Chinese Edition)*, 24(5): 937–950 (in Chinese with English abstract).
- Hu, P., Yu, X. H., Wang, J., et al., 2017. Chemical Characteristics of Benxi Formation Water and Its Significance for Natural Gas Accumulation in Southeast Ordos Basin. *Journal of Northwest University (Natural Science Edition)*, 47(1): 92–100, 109 (in Chinese with English abstract).
- Kesler, S. E., Gruber, P. W., Medina, P. A., et al., 2012. Global Lithium Resources: Relative Importance of Pegmatite, Brine and Other Deposits. *Ore Geology Reviews*, 48: 55–69. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2012.05.006>
- Kruse, F. A., Heidebrecht, K. B., Shapiro, A. T., et al., 1993. The Spectral Image Processing System (SIPS) Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data. *Remote Sensing of Environment*, 44(2–3): 145–163. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(93\)90013-N](https://doi.org/10.1016/0034-4257(93)90013-N)
- Li, Y., Zhang, J. W., Li, J., et al., 2014. A Study on Sedimentary Microfacies of Benxi Formation and Its Controlling Effect on Gas Enrichment in Yanchang District of Ordos Basin. *Northwestern Geology*, 47(2): 216–222 (in Chinese with English abstract).
- Ling, K. Y., Wen, H. J., Han, T., et al., 2024. Lithium-Rich Claystone in Pingguo Area, Guangxi, Southwest China: Precursor Kaolinite Controls Lithium Enrichment. *Mineralium Deposita*, 59(2): 329–340. <https://doi.org/10.1007/s00126-023-01210-x>
- Liu, L., Mei, J. C., Wen, H. J., et al., 2025. Clay Minerals and Lithium Content Quantitative Analysis Based on SWIR Spectra for Carbonate-Hosted Clay-Type Lithium Deposits, Central Yunnan. *Acta Geologica Sinica*, 99(9): 3072–3083 (in Chinese with English abstract).
- Liu, L., Yin, C. T., Shaheen Khalil, Y., et al., 2024a. Alteration Mapping for Porphyry Cu Targeting in the Western Chagai Belt, Pakistan, Using ZY1-02D Spaceborne Hyperspectral Data. *Economic Geology*, 119(2): 331–353. <https://doi.org/10.5382/econgeo.5045>
- Liu, L., Yin, C. T., Wen, H. J., et al., 2026. Mapping Lithium Hosting Claystone Using WorldView-3 Image and Deep Learning Method. *Gondwana Research*, 151: 18–35. <https://doi.org/10.1016/j.gr.2025.10.012>
- Liu, T. J., Duan, S. B., Liu, N. T., et al., 2024b. Estimation of Crop Leaf Area Index Based on Sentinel-2 Images and PROSAIL-Transformer Coupling Model. *Computers and Electronics in Agriculture*, 227: 109663. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109663>
- Mei, J. C., Wang, X., Zhang, H. R., et al., 2025. Rapid Estimation of Cobalt Content in Lateritic Cobalt Ores: A Quantitative Inversion Study of VNIR-SWIR Spectra. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 45(9): 2578–2584 (in Chinese with English abstract).
- Rogge, D. M., Rivard, B., Zhang, J., et al., 2007. Integration of Spatial-Spectral Information for the Improved Extraction of Endmembers. *Remote Sensing of Environment*, 110(3): 287–303. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.02.019>
- Rogge, D., Bachmann, M., Rivard, B., et al., 2012. Spatial Sub-Sampling Using Local Endmembers for Adapting OSP and SSEE for Large-Scale Hyperspectral Surveys. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 5(1): 183–195. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2011.2168513>
- Rowan, L. C., Schmidt, R. G., Mars, J. C., 2006. Distribution of Hydrothermally Altered Rocks in the Reko Diq,

- Pakistan Mineralized Area Based on Spectral Analysis of ASTER Data. *Remote Sensing of Environment*, 104(1): 74–87. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.05.014>
- Sun, B. C., Feng, J. S., Saenko, K., 2016. Return of Frustratingly Easy Domain Adaptation. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 30(1): 2058–2065. <https://doi.org/10.1609/aaai.v30i1.10306>
- Sun, B. C., Saenko, K., 2016. Deep CORAL: Correlation Alignment for Deep Domain Adaptation. *Computer Vision-ECCV 2016 Workshops*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-49409-8_35
- Wang, J. N., Zheng, L. F., Tong, Q. X., 1996. The Spectral Absorption Identification Model and Mineral Mapping by Imaging Spectrometer Data. *Remote Sensing of Environment*, 11(1): 21–31 (in Chinese with English abstract).
- Wen, H. J., Luo, N., Du, S. J., et al., 2020. Carbonate-Hosted Clay-Type Lithium Deposit and Its Prospecting Significance. *Chinese Science Bulletin*, 65(1): 53–59 (in Chinese with English abstract).
- Yuan, C. J., Zhao, J., Liu, Z. B., et al., 2025. Detecting Mineralization via White Mica Spectral Footprints: From Field-Based Sampling to Satellite Hyperspectral Remote Sensing. *Ore Geology Reviews*, 181: 106588. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2025.106588>
- Zhang, X. L., Zhao, Z. F., Chen, Q., et al., 2023. Mapping Hydrothermal Alteration of the Pulang Porphyry Copper Deposit, SW China, Using ASTER and ZY1-02D Satellite Data. *Ore Geology Reviews*, 161: 105605. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2023.105605>
- Zhang, Z. F., Li, N., Fan, X. L., et al., 2025. Preliminary Study of the Occurrence of Lithium in the Ertanggou Deposit, East Tianshan. *Earth Science*, 50(2): 585–595 (in Chinese with English abstract).
- Zhao, H., Wu, Z. X., Zhang, S. Q., et al., 2023. Geochemical Features of Lithium-Rich Bauxite from the Benxi Formation in Qinyuan County, Shanxi, China: Insights into Their Depositional Environment and Lithium Enrichment. *Ore Geology Reviews*, 163: 105780. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2023.105780>
- Zuo, L., Wang, G. W., Carranza, E. J. M., et al., 2022. Short-Wavelength Infrared Spectral Analysis and 3D Vector Modeling for Deep Exploration in the Weilasituo Magmatic-Hydrothermal Li-Sn Polymetallic Deposit, Inner Mongolia, NE China. *Natural Resources Research*, 31(6): 3121–3153. <https://doi.org/10.1007/s11053-022-10111-1>

中文参考文献

- 陈志行, 王正海, 卜浩坚, 等, 2026. 基于地质信息的改进 GCN 高光谱富锂铍伟晶岩信息提取方法. *地球科学*, 53(3): 1058–1065.
- 崔焱, 温汉捷, 于文修, 等, 2022. 滇中下二叠统倒石头组富锂黏土岩系锂的赋存状态及富集机制研究. *岩石学报*, 38(7): 2080–2094.
- 代晶晶, 王登红, 令天宇, 2019. 基于地面反射波谱技术的锂含量定量反演研究. *遥感技术与应用*, 34(5): 992–997.
- 邸思佳, 张贵山, 温汉捷, 等, 2025. 鄂尔多斯盆地东南缘本溪组富锂黏土岩地球化学特征及其沉积环境. *矿物岩石地球化学通报*, 44(5): 1081–1095.
- 耿晓磊, 张晓容, 王克冰, 等, 2025. 冀东中元古代雾迷山组富锂岩系的发现及其对锂富集成矿机制的启示. *地球科学*, 50(7): 2689–2706.
- 郭春丽, 张斌武, 郑义, 等, 2024. 中国花岗岩型锂矿床: 重要特征、成矿条件及形成机制. *岩石学报*, 40(2): 347–403.
- 何发岐, 王杰, 赵永强, 等, 2022. 鄂尔多斯盆地东胜富氦气田成藏特征及其大地构造背景. *古地学期刊*, 24(5): 937–950.
- 胡鹏, 于兴河, 王娇, 等, 2017. 鄂尔多斯盆地东南部本溪组地层水化学特征与天然气成藏意义. *西北大学学报(自然科学版)*, 47(1): 92–100, 109.
- 李云, 张建伍, 李晶, 等, 2014. 鄂尔多斯盆地东南部石炭系本溪组沉积微相特征及其对天然气富集控制作用. *西北地质*, 47(2): 216–222.
- 刘磊, 梅佳成, 温汉捷, 等, 2025. 基于 SWIR 光谱滇中地区碳酸盐黏土型锂矿黏土矿物与锂含量定量分析. *地质学报*, 99(9): 3072–3083.
- 梅佳成, 王雪, 张洪瑞, 等, 2025. 快速估算红土型钴矿中的钴含量: VNIR-SWIR 光谱定量反演研究. *光谱学与光谱分析*, 45(9): 2578–2584.
- 王晋年, 郑兰芬, 童庆禧, 1996. 成像光谱图象光谱吸收鉴别模型与矿物填图研究. *环境遥感* (1): 20–31.
- 温汉捷, 罗重光, 杜胜江, 等, 2020. 碳酸盐黏土型锂资源的发现及意义. *科学通报*, 65(1): 53–59.
- 张征峰, 李诺, 范香莲, 等, 2025. 东天山二塘沟黏土型锂矿锂的赋存状态初探. *地球科学*, 50(2): 585–595.