

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.262>



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

陈志行, 王正海*, 卜浩坚, 田雨欣

中山大学地球科学与工程学院, 广东珠海 519082

摘要: 近年来,随着高光谱卫星影像的发展,以及机器学习领域的技术突破,高光谱影像已在成矿预测领域取得众多成功应用。然而,传统的机器学习方法较多仅应用在高光谱数据上,往往忽视了地质成矿的复杂性,没有注意到地质领域信息对成矿的重要性。针对传统高光谱找矿中地质信息缺失的问题,本文将传统的高光谱数据与岩体、断层位置这类地质信息相结合,创建高光谱-地质信息 39 通道综合数据集,同时对 GCN(图卷积神经网络)模型进行改进,在网络中加入残差连接模块,同时对残差连接模块和卷积层进行批量化归一操作,加强训练效果。使用资源一号 02D 卫星(ZY-1 02D)高光谱数据对大红柳滩地区进行实验。结果表明,改进后的 GCN 模型对研究区内含矿花岗伟晶岩具有较高的识别精度。相比原始 GCN 网络、卷积神经网络模型和支持向量机模型,准确率分别提高了 7、22 和 27 个百分点,实现了高光谱遥感影像中铍矿化花岗伟晶岩的高精度自动化预测。

关键词: 高光谱;资源一号;GCN;伟晶岩;铍矿;遥感;矿床学。

中图分类号: P627

文章编号: 1000-2383(2026)03-1057-08

收稿日期: 2025-10-15

A Geological Information and Enhanced Graph Convolutional Network Method for Extracting Information on Lithium and Beryllium-Rich Pegmatites from Hyperspectral Imagery

Chen Zhixing, Wang Zhenghai*, Bu Haojian, Tian Yuxin

School of Earth Sciences and Engineering, Sun Yat-Sen University, Zhuhai 519082, China

Abstract: While advances in satellite hyperspectral technology and machine learning have significantly boosted its application in mineral prospectivity modeling, conventional data-driven approaches often fall short by neglecting the essential geological information that controls mineralization processes. To bridge the gap, this study develops a novel methodology that integrates hyperspectral imagery with critical geological determinants—specifically pluton boundaries and fault systems, establishing a 39-channel comprehensive data set featuring hyperspectral geological information, and introduces an enhanced Graph Convolutional Network (GCN) model. Architectural improvements include the incorporation of residual connections and the systematic application of batch normalization across both residual modules and convolutional layers, substantially stabilizing and accelerating the training process. Validation using ZY-1 02D hyperspectral data from the Dahongliutan area demonstrates that our refined GCN model achieves superior accuracy in identifying mineralized granitic pegmatites. Quantitative evaluations confirm substantial

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(No. 42430111)。

作者简介: 陈志行(2001—),男,硕士研究生,专业方向为遥感地质。ORCID:0009-0005-6084-0479。E-mail: chenzhx226@mail2.sysu.edu.cn

* **通讯作者:** 王正海, E-mail: wzhengh@mail.sysu.edu.cn

引用格式: 陈志行,王正海,卜浩坚,田雨欣,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,51(3):1057-1064.

Citation: Chen Zhixing, Wang Zhenghai, Bu Haojian, Tian Yuxin, 2026. A Geological Information and Enhanced Graph Convolutional Network Method for Extracting Information on Lithium and Beryllium-Rich Pegmatites from Hyperspectral Imagery. *Earth Science*, 51(3): 1057-1064.

performance gains, with accuracy improvements of 7, 22, and 27 percentage points over the baseline GCN, Convolutional Neural Network, and Support Vector Machine models, respectively. This work establishes an effective and automated framework for high-precision prediction of lithium- and beryllium-mineralized granitic pegmatites via hyperspectral remote sensing.

Key words: hyperspectrum; ZY-1; graph convolutional network; pegmatite; Li-Be mineralization; remote sensing; ore deposits.

0 引言

锂、铍等稀有金属是具有重要战略意义的矿产资源,其应用贯穿于核工业、新能源与航空航天等关键领域,是新兴产业发展所必需的战略金属矿产资源.我国锂铍稀有金属年消费量排行全球第一,而花岗伟晶岩型矿床是锂铍稀有金属的重要矿床类型(Benson *et al.*, 2017; 涂其军等, 2019b).在我国,花岗伟晶岩型锂铍矿多集中在四川西部、新疆等干旱且较高海拔地区,通常以长条或透镜状伟晶岩脉及其集群的形式产出,规模不等,总体呈带状分布,如新疆大红柳滩、可可托海超大型伟晶岩矿床(张森等, 2023).这些地区海拔高、起伏大、面积广,进行实地找矿工作难度较大,勘探耗时长,成本难以控制,因此使用具有非接触探测能力、覆盖范围广的遥感手段来进行找矿具有较大优势.

利用遥感手段进行花岗伟晶岩型锂矿勘查的传统方法大致可以分为2类:(1)根据含锂铍花岗伟晶岩的光谱特征提取蚀变信息,对锂铍矿进行间接识别.如,金谋顺等(2019)在新疆大红柳滩地区结合 WorldView-3 和 ASTER 卫星数据,提取与锂矿相关矿物的遥感蚀变信息,结合金属化探信息,为东昆仑地区伟晶岩型稀有金属矿的勘查提供了方法依据;Cardoso-Fernandes *et al.*(2019)基于 Landsat 系列、哨兵等4种多光谱卫星影像,提出新的光谱波段组合,采用主成分分析手段突出锂的蚀变信息,以区分含锂伟晶岩及其母岩;代晶晶等(2017)、范玉海等(2018)则基于已知伟晶岩型锂铍矿的光谱曲线特征及其成矿规律,利用现有的遥感图像增强处理技术和分类技术,高效提取锂铍矿化信息及找矿标志信息,最后圈定找矿靶区.(2)利用遥感手段直接识别与提取地表花岗伟晶岩的分布信息,进而圈定找矿靶区.如,潘蒙等(2016)基于 GeoEye-1 数据,直接利用花岗伟晶岩的纹理、颜色、色调等特征,对甲基卡矿区北部的伟晶岩信息进行定位;杜晓川等(2023)基于 GF-2 高分辨率卫星影像,结合光谱、纹理、边缘等特征,使用随机森林方法进行花岗伟晶岩的特征分类、选取,提出并引入多个特征变量以提高

分类效果,最终获得较好的花岗伟晶岩分类效果.

与传统遥感方法相比,深度学习及其相关方法在图像信息提取、图像分类等方面具有较大优势(Pathak *et al.*, 2018; Zhao *et al.*, 2019; Wu *et al.*, 2020).随着计算机视觉技术的迅猛发展,深度学习卷积神经网络的架构演进呈现出显著的多元化趋势,其设计范式主要围绕增加网络深度、降低计算复杂度以及融合多尺度特征等方向展开.如结合高光谱技术和深度学习技术,将含锂铍矿物伟晶岩野外实测光谱和围岩样品光谱数据相结合,运用光谱增强技术凸显光谱特征,可识别含锂铍花岗伟晶岩(蒋果等, 2023);此外,王海宇(2021)基于全卷积网络和 U-net 网络这2种深度学习模型识别出伟晶岩脉信息.受多种地质作用叠加影响,成矿作用通常是复杂多变的,与成矿有关的地质信息也呈现出非线性特征,具有强空间相关性.前人的遥感找矿研究大多只利用高光谱数据,在与地质信息的融合方面存在一定不足.其中,传统卷积神经网络往往使用固定、局部的卷积操作,对输入特征本身进行非线性变换.而图卷积神经网络(GCN)结构简单且连接有序,使用具有柔性结构的图作为输入,考虑节点特征和图结构进行建模,可以充分体现非线性、非网格化的地质信息和高光谱信息之间的关系,在遥感结合多源信息找矿领域中具有较高的应用前景(Liang *et al.*, 2021; Guan *et al.*, 2022; Zuo *et al.*, 2023, 2024).同时,资源一号 02D 卫星(ZY-1 02D)作为新兴的国产高光谱遥感卫星,其所搭载的可见光近红外-短波红外高光谱相机可获取高光谱分辨率的遥感数据.目前在地质领域有少量针对该数据的研究,但将该数据用于花岗伟晶岩型锂铍矿勘查的研究应用较少,结合该卫星数据进行实际找矿应用具有重大意义.

针对高光谱遥感图像中复杂的光谱特征以及非线性地质信息的强空间关联性,本文提出了一种改进后的 GCN 算法:(1)同时考虑了地质信息和高光谱信息,用于矿化异常识别;(2)在卷积网络中加入残差连接和批量化归一模块,优化信息传递,稳

定训练动态并防止过拟合.与传统模型的对比研究结果表明,改进后的 GCN 模型能够将地质信息和空间光谱信息特征结合起来,具有良好的性能.

1 研究区概况与数据源

1.1 研究区概况

大红柳滩-白龙山超大型锂铍稀有金属矿集区主要位于新藏公路大红柳滩驿站附近.其地理坐标为 79° 00' ~79° 20'E、35° 46' ~35° 59'N,面积近 1 000 km².行政区划隶属于和田地区,构造上位于青藏高原西北缘的西昆仑-喀喇昆仑造山带,详见图 1.区内断裂构造较为发育,主要呈北西-南东向展布,主要断裂有康西瓦断裂、大红柳滩-郭扎错断裂、奇台达坂断裂等(涂其军等,2019a).矿集区主要锂矿床、矿点围绕大红柳滩花岗岩体、俘虏沟花岗岩体外侧分布,沿北西向延伸 30 余千米,形成多个矿床(带),含矿伟晶岩脉成群、成带分布,分段集中.矿石矿物主要包括锂辉石、绿柱石等(王核等,2023).研究区位置及 ZY-1 真彩色合成影像如图 2 所示.

1.2 数据源及其预处理

本文使用的遥感影像来源于 ZY-1 02D 卫星,影像编号为 ZY1E_AHSI_E79.16_N35.73_20201127_006344_L1A0000199138,获取时间为 2020 年 11 月 27 日.ZY-1 02D 卫星发射于 2019 年 9 月 12 日,卫星轨道高度约为 778 km,重访周期 5 d,搭载的高光谱相机则具备在 395~2 501 nm 谱段范围内、高信噪比条件下的 166 个波段辐射信息获取能力,空间分辨率为 30 m(Lu *et al.*, 2021).在数据处理前,使用 ENVI5.6 软件对影像进行预处理,主要包括辐射定

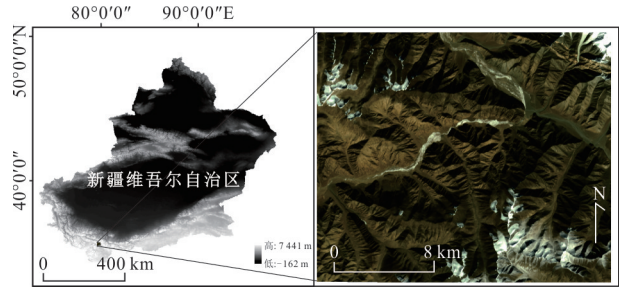


图 2 研究区位置及 ZY-1 影像

Fig.2 Location of the study area and ZY-1 imagery

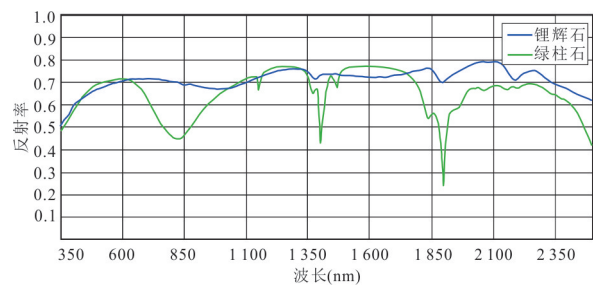


图 3 绿柱石、锂辉石的可见-短波红外光谱曲线

Fig.3 Visible short wave infrared spectra curves of beryl and spodumene

标、大气校正、坏波段去除和去噪.使用 ArcGIS10.2 软件,通过前人研究的地质资料结合目视解译,对影像中锂铍矿区进行辨认并标注范围,获得含矿伟晶岩特征标签以及位置信息.由于含矿伟晶岩多以较窄的岩脉形式产出,本文将在含矿伟晶岩以外 100 m 区域构建缓冲区,作为正样本区域.

对于高光谱信息,由于其数据信息量大,非相关光谱以及水汽影响、噪声问题会影响实验,应对光谱信息进行选择.经前人研究,锂辉石、绿柱石是花岗伟晶岩型锂铍矿的矿化矿物和特征蚀变矿物,具有较好的指示意义.如图 3 所示,锂辉石光谱曲线在 2 207 nm 具有一处较小的吸收特征峰,绿柱石光谱曲线在 830 nm 具有一处明显的吸收峰,在 2 055、2 155、2 200 nm 附近具有一连串较小的吸收峰(任广利等,2022).选取 ZY-1 02D 高光谱图像中波长为 782~902、2 014~2 400 nm 的 37 个连续波段参与后续计算,以上波段能在避免水汽影响的情况下,捕捉特征矿物的较高精度光谱特征.

在地质信息方面,前人丰富的地质研究表明,研究区花岗伟晶岩型锂铍矿床与区内岩浆岩岩体位置以及断裂位置强烈相关(熊欣等,2024).伟晶岩脉由花岗质岩浆结晶分异形成,主要产出于岩体的内外接触带;断层交叉处是花岗伟晶岩型锂铍矿赋

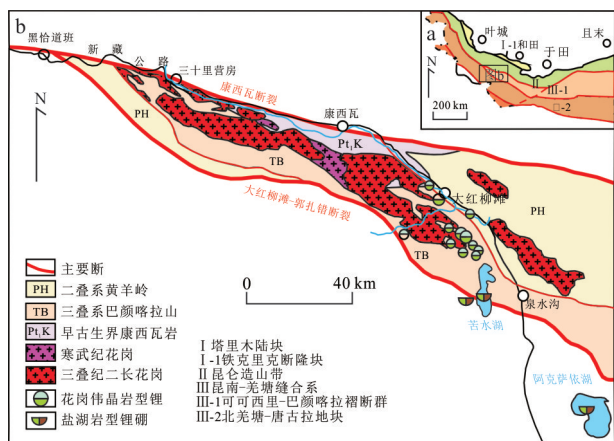


图 1 新疆大红柳滩一带地质矿产图

Fig.1 Geological and mineral map of the Dahongliutan area in Xinjiang

存 的 有 利 位 置 . 本 文 结 合 前 人 地 质 资 料 以 及 NASA 在 2000 年 测 量 的 SRTM30 m 数 字 高 程 模 型 数 据 (DEM) 结 合 目 视 解 译 , 圈 定 研 究 区 内 花 岗 岩 以 及 断 裂 的 位 置 , 使 用 反 距 离 权 重 法 对 岩 体 、 断 裂 位 置 进 行 插 值 处 理 , 并 重 采 样 至 30 m 分 辨 率 以 匹 配 高 光 谱 数 据 分 辨 率 . 选 取 区 域 内 岩 体 距 离 和 断 层 距 离 两 个 变 量 作 为 地 质 信 息 变 量 , 用 于 有 利 成 矿 区 预 测 .

2 研究方法

本 文 以 GCN 结 构 为 基 础 , 模 型 包 含 三 层 GCN , 每 层 网 络 都 进 行 了 残 差 连 接 处 理 ; 使 用 超 参 数 网 格 搜 索 方 法 系 统 化 搜 索 最 佳 的 超 参 数 组 合 (隐 藏 层 维 度 、 学 习 率) , 再 使 用 全 部 训 练 数 据 训 练 最 终 模 型 . 本 章 节 首 先 对 原 始 GCN 网 络 架 构 进 行 简 要 介 绍 , 然 后 介 绍 残 差 连 接 模 块 , 最 后 介 绍 本 文 使 用 的 评 价 指 标 .

2.1 GCN

GCN 由 Kipf T.N 在 2016 年 提 出 , 是 一 种 专 门 用 于 处 理 图 结 构 数 据 的 深 度 学 习 模 型 , 它 通 过 将 传 统 卷 积 操 作 推 广 到 非 欧 几 里 得 空 间 的 图 数 据 上 , 以 实 现 对 节 点 特 征 的 提 取 和 传 播 . GCN 的 核 心 是 通 过 局 部 邻 域 聚 合 来 更 新 节 点 表 示 : 每 个 节 点 通 过 聚 合 其 相 邻 节 点 的 特 征 信 息 来 更 新 自 身 特 征 (图 4) . 将 研 究 区 的 39 通 道 栅 格 数 据 转 换 为 数 个 10×10 像 素 的 样 本 , 将 每 个 样 本 转 换 为 具 有 100 个 节 点 的 图 数 据 , 其 中 每 个 节 点 拥 有 39 维 属 性 信 息 . 节 点 之 间 的 关 系 是 根 据 它 们 对 应 的 地 理 空 间 位 置 之 间 的 距 离 来 确 定 , 考 虑 到 实 际 地 理 空 间 位 置 , 每 个 节 点 在 170 m 半 径 内 被 8 个 节 点 包 围 , 当 两 个 节 点 在 170 m 范 围 内 时 , 即 认 为 上 述 节 点 存 在 关 系 (Ding *et al.*, 2024).

最 经 典 的 GCN 层 定 义 (Kipf and Welling, 2017):

$$H(l+1) = \sigma(D^{-1}A^{-1}D^{-1}H(l)W(l)), \quad (1)$$

其 中 , $A^{-1} = A + I$, 为 带 自 环 的 邻 接 矩 阵 (A 为 原 始 邻 接

矩 阵); D^{-1} 为 对 角 矩 阵 ; $H(l)$ 为 第 l 层 的 节 点 特 征 矩 阵 ; $W(l)$ 为 可 学 习 的 权 重 矩 阵 ; σ 是 激 活 函 数 (如 ReLU).

在 实 际 应 用 中 , 人 们 通 常 通 过 多 层 堆 叠 来 捕 获 高 阶 邻 域 信 息 , 例 如 本 文 使 用 的 3 层 图 卷 积 神 经 网 络 定 义 了 三 个 图 卷 积 层 , 将 节 点 特 征 和 边 界 索 引 依 次 经 过 连 接 ReLU 激 活 函 数 的 三 层 图 卷 积 层 中 , 最 后 输 出 64 维 的 节 点 特 征 . 最 后 对 池 化 层 进 行 全 局 加 和 池 化 , 将 节 点 分 组 并 对 每 个 图 的 所 有 节 点 特 征 按 元 素 求 和 , 输 出 每 个 图 的 全 局 表 示 向 量 , 完 成 分 类 .

2.2 残差连接结合 BN 模块

在 传 统 的 CNN 中 , 随 着 网 络 层 数 的 不 断 增 加 , 模 型 性 能 反 而 可 能 出 现 退 化 现 象 . 残 差 模 块 通 过 残 差 映 射 学 习 目 标 函 数 与 输 入 之 间 的 差 异 , 从 而 更 高 效 地 提 取 特 征 , 将 输 入 信 息 更 快 地 传 递 到 更 深 的 层 , 这 使 得 网 络 更 容 易 学 习 到 恒 等 映 射 . 残 差 网 络 背 后 的 策 略 是 让 网 络 去 拟 合 残 差 映 射 而 非 直 接 学 习 底 层 映 射 . 因 此 , 网 络 不 是 去 拟 合 比 如 $H(x)$ 这 样 的 初 始 映 射 , 而 是 去 拟 合 $H(x) - x$ 这 样 的 残 差 映 射 . 这 个 过 程 可 以 缓 解 梯 度 消 失 , 减 少 训 练 初 期 的 波 动 , 使 优 化 过 程 更 平 滑 , 并 提 升 特 征 复 用 . 其 计 算 公 式 为 :

$$y = H(x, WH) + x, \quad (2)$$

其 中 , $H(x, WH)$ 为 残 差 函 数 , x 为 输 入 特 征 , y 为 输 出 特 征 , WH 为 可 学 习 的 权 重 参 数 .

此 外 , 在 深 度 网 络 的 迭 代 训 练 过 程 中 , 网 络 参 数 的 迭 代 更 新 会 导 致 每 一 层 输 入 数 据 的 分 布 随 之 发 生 改 变 . 分 布 的 不 稳 定 使 得 后 续 网 络 层 需 要 不 断 适 应 新 的 数 据 模 式 , 从 而 显 著 增 加 了 模 型 优 化 的 复 杂 性 , 导 致 收 敛 速 度 减 慢 . 改 进 后 的 网 络 在 每 一 层 激 活 函 数 前 以 及 残 差 连 接 中 都 对 数 据 进 行 批 量 化 归 一 (BN) 处 理 . BN 方 法 最 早 由 Ioffe and Szegedy (2015) 提 出 , 将 卷 积 后 分 布 各 异 的 数 据 调 整 成 均 值 为 0 、 方 差 为 1 的 标 准 正 态 分 布 形 式 , 即 标 准 化 至 零 均 值 和 单 位 方 差 . 这 一 操 作 通 过 稳 定 训 练 过 程 中 的

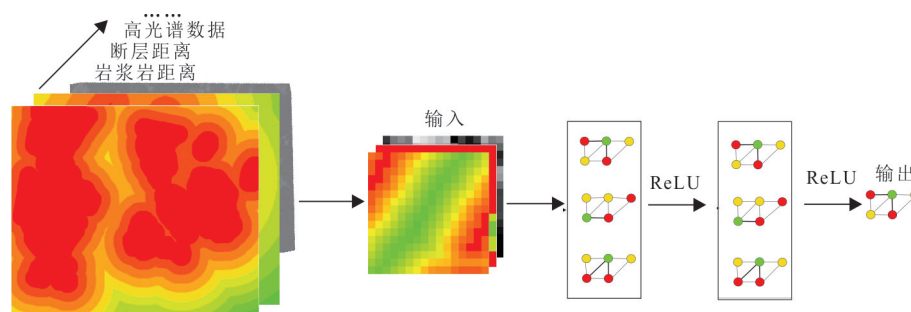


图 4 GCN 结构

Fig.4 GCN structure

表1 改进GCN网络架构

Table 1 Enhanced GCN network architecture

网络结构	维度
输入层	39
GCN1-BN-RELU	39~64
GCN2-BN-RELU	64~256
投影层	64~256
残差连接	256
GCN3-BN-RELU	64~256
投影层	64~256
残差连接	64
全局池化层	-
输出层	-

数据分布,不仅加快了收敛速率,也凭借其正则化效应提升了模型的泛化性能,在一定程度上防止网络出现过拟合现象.改进后的GCN架构如表1所示,网络共包含三层,每层均采用批归一化处理.在第二层GCN中,首先通过一个投影层将第一层GCN的输出维度转换至256,以便与当前层维度对齐,进而执行残差连接.类似地,在第三层GCN中,将第二层GCN的输出通过投影层转换至64维,并进行残差连接.最终经池化层处理后得到输出结果.

2.3 评价指标

评价系统最终确定使用准确率(Accuracy)、召回率(Recall)、精确率(Precision)以及F1-score作为评价指标,对分类的结果进行分析.其中Accuracy表示验证集中模型正确分类的含矿样本数量和负样本数量与总样本数量之比;Recall表示模型中所有正样本标签中预测正确的样本比例;Precision用于衡量模型在预测所有的正样本中真正为正样本的能力,Precision越大表示模型的效果越好;F1-score是Precision和Recall的调和平均值,着重反映模型遗漏或错误判断正样本的能力,在数据分布不均衡二分类模型中十分重要.F1-score越高,表示模型在识别和预测正样本的效果越好.表达式如下:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}, \quad (3)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (4)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (5)$$

$$\text{F1-score} = \frac{2(\text{Precision} \times \text{Recall})}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (6)$$

其中,TP(真阳性)表示真实为正类的像元被正确预测为正类的数量;TN(真阴性)表示真实为负类的

像元被正确预测为负类的数量;FP(假阳性)表示真实为负类的像元被错误预测为正类的数量;FN(假阴性)表示真实为正类的像元被错误预测为负类的数量.

3 实验与分析

3.1 模型训练

本实验使用Windows 11操作系统,显卡配置为RTX4060,使用Python语言进行编程并采用PyTorch作为深度学习框架.考虑系统处理能力,使用网格搜索法确定参数,经过多次训练,确定当中间隐藏层维度为256,学习率为0.001时,使用Adam优化器进行参数更新所获得的模型效果最好.使用ReLU激活函数,将训练迭代次数设定为200轮.在训练过程中,每轮迭代后均在验证集上计算损失值,并最终选取验证集上性能最优的模型作为最终网络.

资源一号光谱-地质信息综合数据集包含646个负样本,218个正样本,每个样本都具有39通道的信息作为模型输入,其中前37个通道为高光谱信息,后2个通道为地质信息.按7:3的比例和均匀空间分布划分出训练集和验证集,输入改进的GCN网络进行训练,训练网络时的训练集和验证集的损失函数变化曲线如图5所示.随着训练过程中网络迭代次数的增加,验证集和训练集损失值都呈下降趋势,两者收敛且相差很小,未观察到过拟合现象,表面模型具有较强的可靠性.

3.2 对照实验

为了验证本方法所带来的精度效果提升,实验引入了传统的支持向量机SVM、经典卷积神经网络CNN和原始GCN模型和本文方法进行对比.其中,SVM模型只使用了高光谱数据以代表传统方法,未添加地质信息.其他模型采用相同的ZY-1数据和地质数据进行训练,模型精度评价见图6.

由图6可知,本文的改进GCN方法对花岗伟晶岩型矿床的识别精度较高,验证集准确率为93%,F1-score为0.94,相比原始SVM模型、CNN网络模型、原始GCN模型,准确率分别提高了27%、22%、7%,F1-score等其他性能指标也都有所提升.相比之下,传统机器学习模型SVM性能较差,准确率仅为0.66;CNN模型在精确率提升较大的情况下,召回率过低,仅为0.71,正确识别正样本的能力不足;GCN模型具有较高的召回率、较低的精确度,对正样本的误判较多.改进GCN模型的多项指标优秀,同其他模型相比具有较大优势,证明了本文方法的有效性.

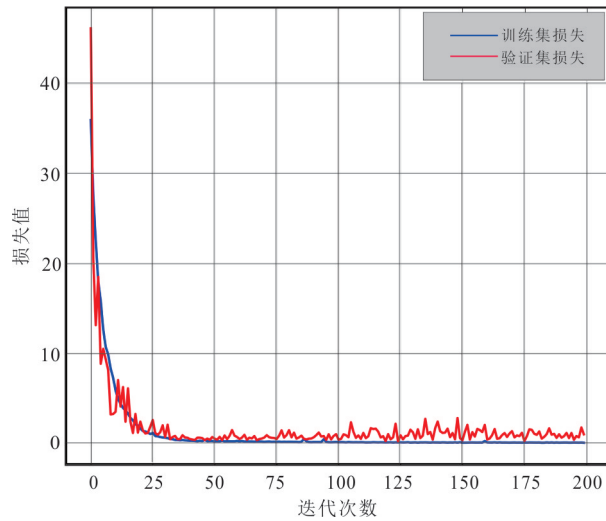


图 5 训练集和验证集损失函数曲线

Fig.5 Loss function curve for training set and validation set

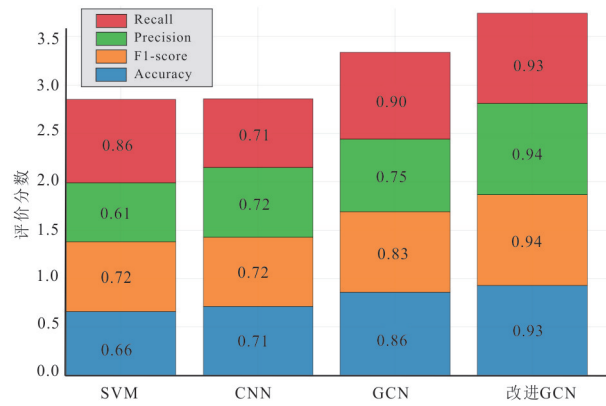


图 6 对比模型精度评价

Fig.6 Comparison of model accuracy evaluation charts

3.3 基于改进 GCN 的矿产预测

为了评估本文方法的可解释性以及模型的泛化能力,将本文方法应用到实际的矿产预测中,笔者在四川省九龙地区生成了改进 GCN 模型的预测图,以及其余三个模型的对比图,如图 7 所示.九龙地区位于四川省西部,和大红柳滩地区同属于较低植被覆盖区,海拔高、切割深,在地理和地质环境上具有相似性.研究区域内的每个样本都被输入到模型中,然后产生每个样本的矿化概率.通过合并每个样本的地理空间坐标并按坐标将其排列,最终生成花岗伟晶岩型锂铍矿的预测热图,以对矿床的预测进行可视化.

为了更直观地理解模型预测结果与矿床实际分布之间的关系,笔者整合了目前已知锂铍矿床的真实位置,以及已知大型断层、岩体的位置.SVM (图 7a) 预测结果较差,对九龙地区东部矿点存在漏

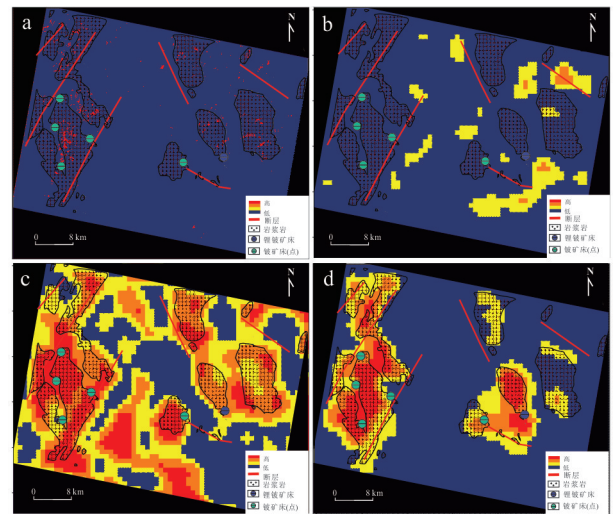


图 7 模型综合预测热图对比

Fig.7 Comparison of Model Comprehensive Prediction Heatmaps

a. SVM; b. CNN; c. GCN; d. Enhanced-GCN

报.其他三类卷积网络模型中,CNN模型(图 7b)展现了较差的精度,显示出较为严重的过拟合现象,不能准确预测其余地区;GCN模型(图 7c)对所有已知矿点进行了较高准确度的预测,但对于矿点周围的样本,预测误差较大;改进 GCN 模型(图 7d)对锂铍矿床展现出较高可信度的预测,高概率预测面积减少,且对几乎所有已知矿床位置表现出了高度可信的预测,例如位于研究区域以东的打枪沟、洛莫矿区以及西部的其余小型矿点.

值得注意的是,对于花岗伟晶岩型锂铍矿,矿体多以较窄的矿脉形式产出,规模较小,预测图中的一个像素通常对应于实际区域中的较大区域,在正负样本不均衡的二分类任务中预测准确率可能较低.

4 结论

为实现高光谱影像中锂铍矿化花岗伟晶岩的精准信息提取,本文提出了一种改进的 GCN 模型,并通过与一系列常规方法的对比实验证明了其优越性.主要结论如下:

(1) 本文使用的改进 GCN 模型对花岗伟晶岩型锂铍矿床具有较高的识别精度,准确率为 93%,F1-score 为 94%,相比支持向量机模型、CNN 模型、原始 GCN 模型,准确率分别提高了 27%、22%、7%,精确率分别提高了 33%、22%、19%,F1 分数等其他指标也都有所提升.

(2) 该方法在识别含矿伟晶岩过程中结合

了岩浆岩、断层等地质信息,相比于传统的高光谱遥感方法,弥补了地质信息方面的缺失,可信性和可行性都在本文得到了验证。

(3)本文对四川省九龙地区ZY-1 02D影像内的花岗伟晶岩型锂铍矿进行成矿可能性预测,证明了利用国产高光谱卫星影像进行伟晶岩型锂铍矿床勘查的可行性,识别结果与实际相符合。

本工作所研究的花岗伟晶岩型锂铍矿矿床规模较小,多以脉状产出,预测条件和精度存在较大限制,后续工作将围绕规模较大的矿床类型进行研究(如斑岩铜矿等),需要对样本、模型参数进行调整,地质信息也将扩大到地球化学、地球物理多源数据来进行,以实现广域的地质信息下高光谱的多矿床种类预测任务。

References

- 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>
- Cardoso-Fernandes, J., Teodoro, A. C., Lima, A., 2019. Remote Sensing Data in Lithium (Li) Exploration: A New Approach for the Detection of Li-Bearing Pegmatites. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 76: 10–25. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.11.001>
- Dai, J. J., Wang, D. H., Dai, H. Z., et al., 2017. Geological Mapping and Ore-Prospecting Study Using Remote Sensing Technology in Jiajika Area of Western Sichuan Province. *Geology in China*. 44(2): 389–398 (in Chinese with English abstract).
- Ding, L., Chen, B. N., Zhu, Y. L., et al., 2024. Mineral Prediction Based on Prototype Learning. *Computers & Geosciences*, 184: 105540. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2024.105540>
- Du, X. C., Lou, D. B., Xu, L. G., et al., 2023. Extracting Granite Pegmatite Information Based on GF-2 Images and the Random Forest Algorithm. *Remote Sensing for Natural Resources*, 35(4): 53–60 (in Chinese with English abstract).
- Fan, Y. H., Wang, H., Yang, X. K., et al., 2018. Application of High-Resolution Remote Sensing Technology to the Prospecting for Rare Metal Mineralization Belt. *Remote Sensing for Natural Resources*, 30(1): 128–134 (in Chinese with English abstract).
- Guan, Q. F., Ren, S. L., Chen, L. R., et al., 2022. Recognizing Multivariate Geochemical Anomalies Related to Mineralization by Using Deep Unsupervised Graph Learning. *Natural Resources Research*, 31(5): 2225–2245. <https://doi.org/10.1007/s11053-022-10088-x>
- Ioffe, S., Szegedy, C., 2015. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift. *arXiv*: 1502.03167. <https://arxiv.org/abs/1502.03167>
- Jiang, G., Zhou, K. F., Wang, J. L., et al., 2023. Identification of Lithium-Beryllium Granitic Pegmatites Based on Deep Learning. *Earth Science Frontiers*, 30(5): 185–196 (in Chinese with English abstract).
- Jin, M. S., Gao, Y. B., Li, K., et al., 2019. Remote Sensing Prospecting Method for Pegmatite Type Rare Metal Deposit—Taking Dahongliutan Area in Western Kunlun for Example. *Northwestern Geology*, 52(4): 222–231 (in Chinese with English abstract).
- Kipf, T. N., Welling, M., 2017. Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks. *arXiv*, 1609.02907. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.02907>
- Liang, C. B., Xiao, B. H., Cheng, B., 2021. GCN-Based Semantic Segmentation Method for Mine Information Extraction in GAOFEN-1 Imagery. 2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS., Brussels. <https://doi.org/10.1109/IGARSS47720.2021.9554657>
- Lu, H., Qiao, D. Y., Li, Y. X., et al., 2021. Fusion of China ZY-1 02D Hyperspectral Data and Multispectral Data: Which Methods should be Used? *Remote Sensing*, 13(12): 2354. <https://doi.org/10.3390/rs13122354>
- Pan, M., Tang, Y., Xiao, R. Q., et al., 2016. The Discovery of the Superlarge Li Ore Vein X03 in the Jiajika Ore District. *Acta Geologica Sichuan*, 36(3): 422–425, 430 (in Chinese with English abstract).
- Pathak, A. R., Pandey, M., Rautaray, S., 2018. Application of Deep Learning for Object Detection. *Procedia Computer Science*, 132: 1706–1717. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.05.144>
- Ren, G. L., Kong, H. L., Zhao, K. D., et al., 2022. Spectral Characteristics and Prospecting Implications of Lithium Deposits in Dahongliutan Area, Karakoram, Xinjiang. *Northwestern Geology*, 55(4): 103–114 (in Chinese with English abstract).
- Tu, Q. J., Han, Q., Li, P., et al., 2019a. Basic Characteristics and Exploration Progress of the Spodumene Ore Deposit in the Dahongliutan Area, West Kunlun. *Acta Geologica Sinica*, 93(11): 2862–2873 (in Chinese with English abstract).

- Tu, Q. J., Li, J. K., Wang, G., et al., 2019b. Mineralization Comparisons of the Major Pegmatite Type Spodumene Deposits and Their Prospecting Potential in West China. *Geological Survey of China*, 6(6): 35–47 (in Chinese with English abstract).
- Wang, H., Huang, L., Ma, H. D., et al., 2023. Geological Characteristics and Metallogenic Regularity of Lithium Deposits in Dahongliutan-Bailongshan Area, West Kunlun, China. *Acta Petrologica Sinica*, 39(7): 1931–1949 (in Chinese with English abstract).
- Wang, H. Y., 2021. Research on Pegmatite Dike Information Extraction from Remote Sensing Images Based on Deep Semantic Segmentation (Dissertation). China University of Geosciences, Beijing (in Chinese with English abstract).
- Wu, X. W., Sahoo, D., Hoi, S. C. H., 2020. Recent Advances in Deep Learning for Object Detection. *Neurocomputing*, 396: 39–64. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.01.085>
- Xiong, X., Li, J. K., Yan, Q. G., 2024. The Ore-Forming Mechanism and Geological Indicators of the Zhawulong Pegmatite-Type Rare-Metal Deposit in Sichuan. *Acta Petrologica Sinica*, 40(9): 2863–2877 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, S., Ju, N., Wu, Y., et al., 2023. Distribution Characteristics, Main Types and Exploration and Development Status of Beryllium Deposit. *Geology in China*, 50(2): 410–424 (in Chinese with English abstract).
- Zhao, Z. Q., Zheng, P., Xu, S. T., et al., 2019. Object Detection with Deep Learning: A Review. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 30(11): 3212–3232. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2018.2876865>
- Zuo, R. G., Xu, Y., 2023. Graph Deep Learning Model for Mapping Mineral Prospectivity. *Mathematical Geosciences*, 55(1): 1–21. <https://doi.org/10.1007/s11004-022-10015-z>
- Zuo, R. G., Xu, Y., 2024. A Physically Constrained Hybrid Deep Learning Model to Mine a Geochemical Data Cube in Support of Mineral Exploration. *Computers & Geosciences*, 182: 105490. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2023.105490>
- ### 中文参考文献
- 杜晶晶, 王登红, 代鸿章, 等, 2017. 遥感技术在川西甲基卡大型锂矿基地找矿填图中的应用. *中国地质*, 44(2): 389–398.
- 杜晓川, 娄德波, 徐林刚, 等, 2023. 基于 GF-2 影像和随机森林算法的花岗伟晶岩提取. *自然资源遥感*, 35(4): 53–60.
- 范玉海, 王辉, 杨兴科, 等, 2018. 基于高分辨率遥感数据的稀有金属矿化带勘查. *国土资源遥感*, 30(1): 128–134.
- 蒋果, 周可法, 王金林, 等, 2023. 基于深度学习的花岗伟晶岩型锂铍矿物识别研究. *地学前缘*, 30(5): 185–196.
- 金谋顺, 高永宝, 李侃, 等, 2019. 伟晶岩型稀有金属矿的遥感找矿方法: 以西昆仑大红柳滩地区为例. *西北地质*, 52(4): 222–231.
- 潘蒙, 唐屹, 肖瑞卿, 等, 2016. 甲基卡新 3 号超大型锂矿脉找矿方法. *四川地质学报*, 36(3): 422–425, 430.
- 任广利, 孔会磊, 赵凯东, 等, 2022. 新疆喀喇昆仑大红柳滩一带锂矿光谱特征及其找矿指示意义. *西北地质*, 55(4): 103–114.
- 涂其军, 韩琼, 李平, 等, 2019a. 西昆仑大红柳滩一带锂辉石矿基本特征和勘查新进展. *地质学报*, 93(11): 2862–2873.
- 涂其军, 李建康, 王刚, 等, 2019b. 中国西部主要伟晶岩型锂辉石矿床成矿作用对比及找矿前景. *中国地质调查*, 6(6): 35–47.
- 王核, 黄亮, 马华东, 等, 2023. 西昆仑大红柳滩-白龙山矿集区锂矿成矿特征与成矿规律初探. *岩石学报*, 39(7): 1931–1949.
- 王海宇, 2021. 基于深度语义分割的遥感影像伟晶岩脉信息提取研究(硕士学位论文). 北京: 中国地质大学.
- 熊欣, 李建康, 严清高, 2024. 四川扎乌龙伟晶岩型稀有金属矿床的成矿机制及找矿标志. *岩石学报*, 40(9): 2863–2877.
- 张森, 鞠楠, 伍月, 等, 2023. 铍矿分布特点、主要类型与勘查开发现状. *中国地质*, 50(2): 410–424.