

# 多模态无人机影像的碎屑岩露头岩性智能识别

闫彦芳<sup>1</sup>, 王庆<sup>1\*</sup>, 曾齐红<sup>2</sup>, 邵燕林<sup>1</sup>, 魏薇<sup>1</sup>, 张昌民<sup>1</sup>

<sup>1</sup>长江大学地球科学学院, 湖北 武汉 430100;

<sup>2</sup>中国石油勘探开发研究院, 北京 100083

**摘要** 受自然条件影响,野外露头表面存在植被覆盖、风化严重等问题,传统的岩性图像识别方法较难实施,随着地质大数据的兴起和智能地质的发展需求,利用人工智能进行地质领域岩石影像岩性识别成为必然趋势。提出基于注意力机制的多模态碎屑岩露头影像岩性智能识别方法(SE-DeepLabv3+),通过与传统分类方法和语义分割方法的对比,以人工标注结果为参考,SE-DeepLabv3+的岩性识别精度达90%以上,高于其他方法。利用SE-DeepLabv3+对新疆准噶尔盆地南缘清水河-喀拉扎组部分露头剖面进行岩性识别,得到较好的识别结果。利用无人机三维影像数据,结合人工智能技术实现碎屑岩露头的岩性识别,可以大幅提高岩性识别的工作效率,转变传统作业方式,推动地质研究向量化、智能化发展。

**关键词** 图像处理; 岩性识别; 无人机影像; 多模态; 碎屑岩; 语义分割

中图分类号 P627 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2410010

## Intelligent Identification of Clastic Rock Outcrops from Multimodal UAV Images

Yan Yanfang<sup>1</sup>, Wang Qing<sup>1\*</sup>, Zeng Qihong<sup>2</sup>, Shao Yanlin<sup>1</sup>, Wei Wei<sup>1</sup>, Zhang Changmin<sup>1</sup>

<sup>1</sup>School of Geosciences, Yangtze University, Wuhan 430100, Hubei, China;

<sup>2</sup>China Institute of Petroleum Exploration and Development, Beijing 100083, China

**Abstract** Field outcrops are affected by natural conditions, and the outcrop surfaces are covered with vegetation and severely weathering, which makes the traditional lithology image recognition methods more challenging to implement. Combining artificial intelligence for rock image recognition lithology in the geological field has become an unavoidable trend with the advent of geological big data and the rising demand for intelligent geology. In this study, we propose SE-DeepLabv3+, an intelligent lithology recognition approach for multimodal clastic rock outcrop images based on an attention mechanism. The SE-DeepLabv3+ achieves more than 90% accuracy in lithology recognition when compared to classical classification methods and semantic segmentation methods, with hand annotation results as a reference, which is greater than other methods. For lithology identification, the SE-DeepLabv3+ was used on certain outcrop sections of the Qingshuihe-Karaza Formation along the southern boundary of the Junggar Basin in Xinjiang, and better identification results were obtained. The study employs UAV 3D image data, combined with artificial intelligence technology to identify the lithology of clastic outcrops, which can significantly enhance the efficiency of lithology identification, transform the conventional operation mode, and advance geological research toward quantification and intelligence.

**Key words** image processing; lithology recognition; drone image; multimodal; clastic rock; semantic segmentation

## 1 引言

三维数字露头模型为地质学三维数据的可视化和分析带来了新的契机,其能够实现多种地质特征综合解释与测量,同时在沉积体系三维储层建模、岩性分

类、构造断裂精细化解译等发挥着重要作用<sup>[1-2]</sup>。以往露头数据的获取有三维激光<sup>[3]</sup>、全站仪<sup>[4]</sup>、雷达<sup>[5-6]</sup>等方式,但野外露头存在剖面复杂、种类多、内容繁杂等问题,仅以局部拍照的方式记录纹理信息会导致室内拼接后的照片质量差且容易失真,无法建立完整的露头

收稿日期: 2022-09-07; 修回日期: 2022-10-16; 录用日期: 2022-10-24

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(42130813)、湖北省教育厅科技项目(B2021040)、中石油科技项目(2021DJ0402)

通讯作者: \*571779719@qq.com

模型。无人机技术的应用为野外露头采集和解译提供广阔的视野和精确的定位,可以安全、轻松地从环境中收集数据,且时间上具有多重性;同时相较于其他卫星遥感技术,无人机技术不但可以采集高分辨率影像,同时可以改进卫星遥感因云层遮挡而获取不到影像的缺点,解决传统卫星重访周期长、应急不及时的问题<sup>[7]</sup>。

基于遥感进行岩性识别,不仅从宏观角度揭示岩石类型、空间展布及分布特征,同时有助于野外调查工作的开展<sup>[8-10]</sup>。该方法早期是在遥感矿物识别基础上发展起来的,主要采用光谱信息<sup>[11-14]</sup>、空间特征<sup>[15-16]</sup>、复合多源信息<sup>[17-18]</sup>及随机森林、支持向量机等方法进行岩性识别。随着深度学习的发展,基于卷积神经网络、迁移学习进行岩石图像的自动识别得到发展<sup>[19-21]</sup>,但算法较简单,不需要训练样本和先验知识的支撑,对高级语义特征提取效果差,整体泛化性弱。基于深度学习的语义分割模型能从海量数据中挖掘更高级的特征,且模型大小适中,如 U-Net、FCN、SegNet、PSPNet、DeepLabv1/v2/v3/v3+ 等,通过对图像进行像素级分割,实现更快速、有效的岩性智能化识别<sup>[22-26]</sup>。

近年来,利用无人机技术对野外露头也进行了相关研究<sup>[27-29]</sup>,但由于自然条件的影响,露头表面多植被覆盖且风化严重,为露头岩性识别带来巨大的挑战,传统方法较难实施。随着人工智能的发展及其在地质领域的应用,结合深度学习等机器学习方式进行地质领域岩性识别成为必然趋势。本文就野外露头解译的复杂性,提出一种利用无人机三维影像进行露头剖面岩性智能识别的新方法(SE-DeepLabv3+),与其他语义分割方法和传统分类方法进行对比来检测 SE-DeepLabv3+ 的先进性。SE-DeepLabv3+ 的提出不仅能大幅提高岩性识别的工作效率,同时转变传统测绘方式,将无人机技术更广泛地应用于地质研究中,为新疆准噶尔盆地南缘砂体的空间展布特征研究提供支撑。

## 2 结合注意力机制的 SE-DeepLabv3+ 网络模型

传统岩性图像处理多针对二维影像特征进行识别,在砂泥互层区识别准确度不高。但无人机影像具有多模态特征,既包含二维纹理特征又有三维空间信息,无人机影像的空间信息恰好能弥补这种不足,如图 1 所示,提高碎屑岩识别精度。在无人机影像中可以看到,砂岩通常处于相对突起的位置,泥岩处于相对凹入的位置,为砂岩、泥岩的识别提供了另一种解决思路,因此提出一种多模态深度学习语义分割模型 SE-DeepLabv3+ 对无人机影像进行碎屑岩岩性识别。

### 2.1 SE-DeepLabv3+ 网络模型

采用 DeepLabv3+<sup>[30]</sup> 为主干网络,主要考虑到以下优点:数据具有多模态,无人机影像与自然图像相比具有多模态的特性,本文利用 8 位的三通道数字正射

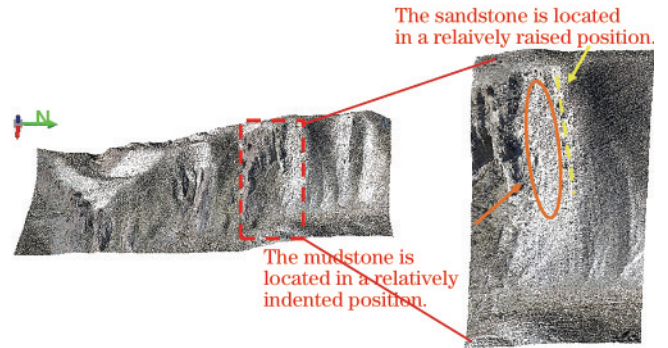


图 1 碎屑岩 RGB-D 语义分割

Fig. 1 RGB-D semantic segmentation for clastic rocks

影像(DOM)数据和 32 位的单通道数字地表模型(DSM)数据对碎屑岩岩性进行智能识别;由于野外露头的复杂性,识别过程中噪声较多,引入空洞卷积,可以保留目标的边界细节信息<sup>[31]</sup>,增加感受野,进而提升影像分割效果。

设计的加入注意力机制<sup>[32-33]</sup>改进后的 SE-DeepLabv3+ 完整网络结构如图 2 所示。该模型进行岩性识别的具体实施步骤如下。首先,对无人机倾斜摄影获取的 DOM 和 DSM 进行预处理。其次,将预处理后的数据成对输入到 SE-DeepLabv3+ 网络中,对于经过编码器的深度卷积神经网络<sup>[34]</sup>提取的特征图,一部分与 DSM 影像通过注意力模块 SE 进行编码后得到的特征向量进行通道级(channel-wise)乘法<sup>[35]</sup>,将得到的新特征作为网络低级特征,传入 DeepLabv3+ 解码器中,用来保存细节信息;另一部分经过并行的 atrous convolution 进行特征提取后,将结果合并同时进行  $1 \times 1$  卷积压缩,得到的特征图与 DSM 影像通过 SE 模块得到的特征向量进行通道级乘法,获得提供语义信息的高级特征。之后,低级特征经  $1 \times 1$  卷积降维压缩,与经过上采样 4 倍处理得到的高级特征进行有效融合,得到既包含 DOM 影像的高级语义信息又包含 DSM 影像的深度信息的新特征图。最后,新特征图经过  $3 \times 3$  卷积、双线性插值及上采样,恢复影像的空间信息,得到与原输入大小一致的分割结果图。

### 2.2 SE 模块

Squeeze-and-Excitation network (SENet) 作为一种图像识别结构最早应用于自动驾驶上,可以灵活应用于现有其他网络中<sup>[36]</sup>。核心在于:通过学习通道间的相关性,筛选出针对通道的注意力,进而对重要特征进行强化,得到更具判别性的特征。SE 模块如图 3 所示。

图 3 中,  $F_{tr}$  是传统的卷积结构;  $X$  和  $U$  是卷积结构的输入和输出,尺寸分别为  $C' \times H' \times W'$  和  $C \times H \times W$ 。  $F_{sq}(\cdot)$  是 SE 模块中的 Squeeze 过程,即对输出进行全局平均池化,进行信息压缩,输出尺寸变为  $1 \times 1 \times C$ ,将每个二维的特征通道变成一维,计算过程为

$$Z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H+W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W U_c(i,j), \quad (1)$$

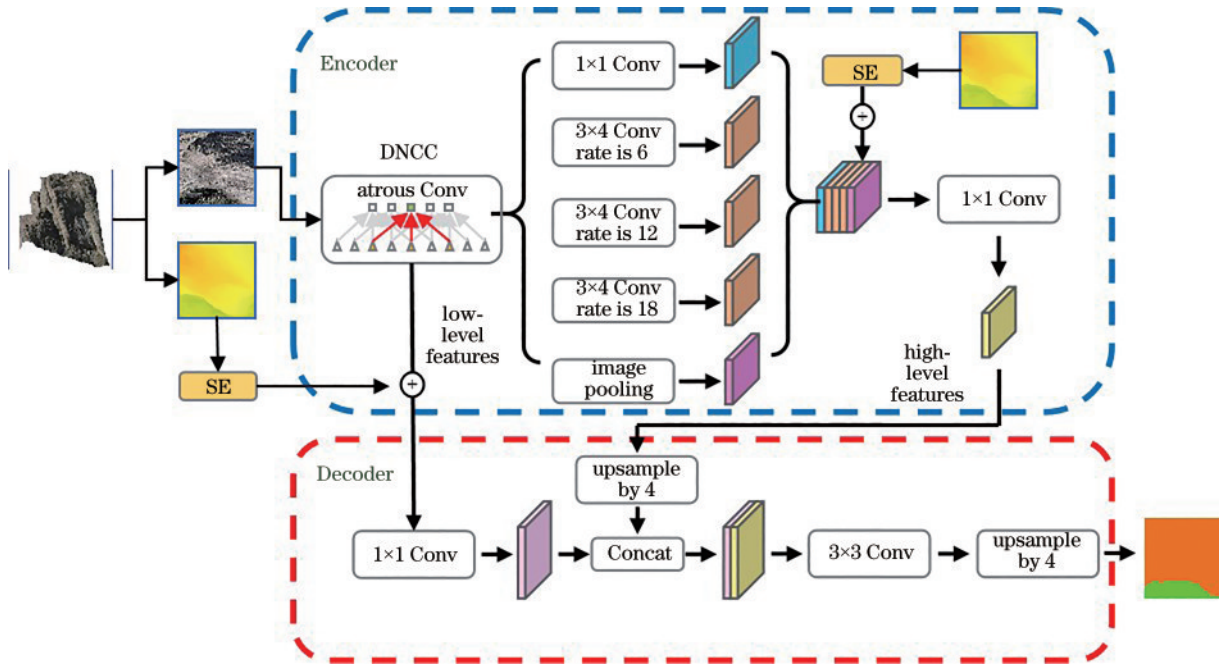


图 2 SE-DeepLabv3+网络结构  
Fig. 2 SE-DeepLabv3+ network structure

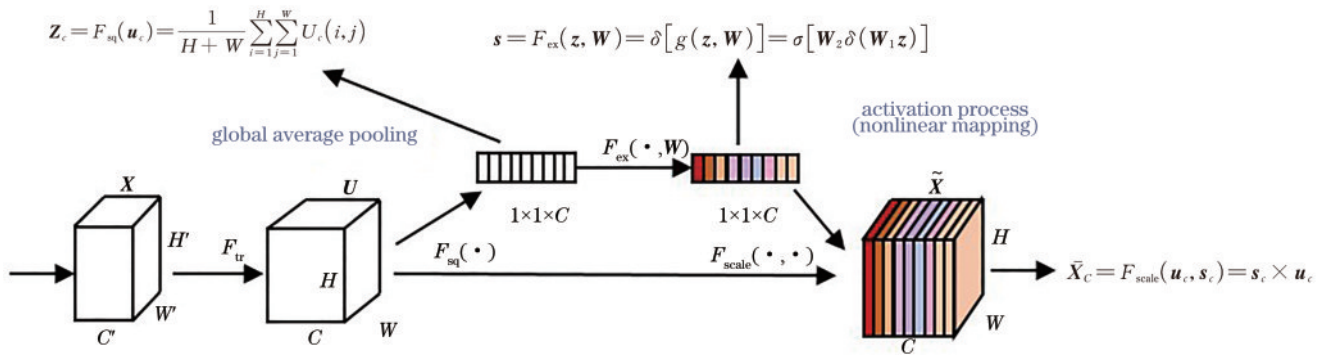


图 3 SE 模块  
Fig. 3 SE module

式中： $Z_c$  代表输出  $c$  通道上所有像素点的平均值，包含图像在  $c$  通道的全局信息， $Z \in \mathbf{R}^C$ ； $H$  和  $W$  为  $c$  通道的长和宽； $U_c(i, j)$  是  $c$  通道位于  $(i, j)$  的像素值。

对输出的  $1 \times 1 \times C$  数据（即  $Z_c$ ）进行两级全连接，即  $F_{ex}(\cdot, W)$ ，称为 Excitation 过程。这一过程需要满足两个原则：首先要学习每个通道的非线性关系，其次就是学习的关系不存在互斥性。这里采用两个全连接层，其机制为

$$s = F_{ex}(z, W) = \delta[g(z, W)] = \sigma[W_2 \delta(W_1 z)] \quad (2)$$

式中： $W_1 \in \mathbf{R}^{r \times c}$ ， $W_2 \in \mathbf{R}^{c \times r}$ ，第一个全连接层的主要作用是降维，降维系数  $r$  是一个超参数，后接整流线性单位 (ReLU) 函数，第二个全连接层用来恢复维度。

利用 Sigmoid 激活函数将输出限制在  $(0, 1)$ ，保证得到的权重是一个概率值，而后将得到的值与  $c$  通道的  $u$  进行相乘，作为下一级的输入数据，表达式为

$$\bar{X}_c = F_{scale}(u_c, s_c) = s_c \times u_c \quad (3)$$

综上，整个过程可以看作是对每个通道的权重系数进行学习的过程，权重系数都是通过网络自己学习进行优化得到的，没有人为干预，强化模型对每个通道特征的辨识能力，使得有用特征的重要程度得到提升。

### 3 碎屑岩露头岩性识别实验与分析

将多模态语义分割模型 SE-DeepLabv3+ 用于碎屑岩露头岩性智能识别，同时与传统遥感分类方法、其他语义分割方法和人工标注结果进行实验精度分析，验证 SE-DeepLabv3+ 的优越性。

#### 3.1 研究区露头剖面情况

研究区清水河-喀拉扎组位于北纬  $44^\circ$  东经  $85^\circ \sim 88^\circ$  之间，露头面积为  $34981.71 \text{ m}^2$ ，主要分布在新疆中部准噶尔盆地南缘，自西向东沿途经清水河、玛纳斯河、塔西河一直到头屯河，如图 4 所示。露头底部多见

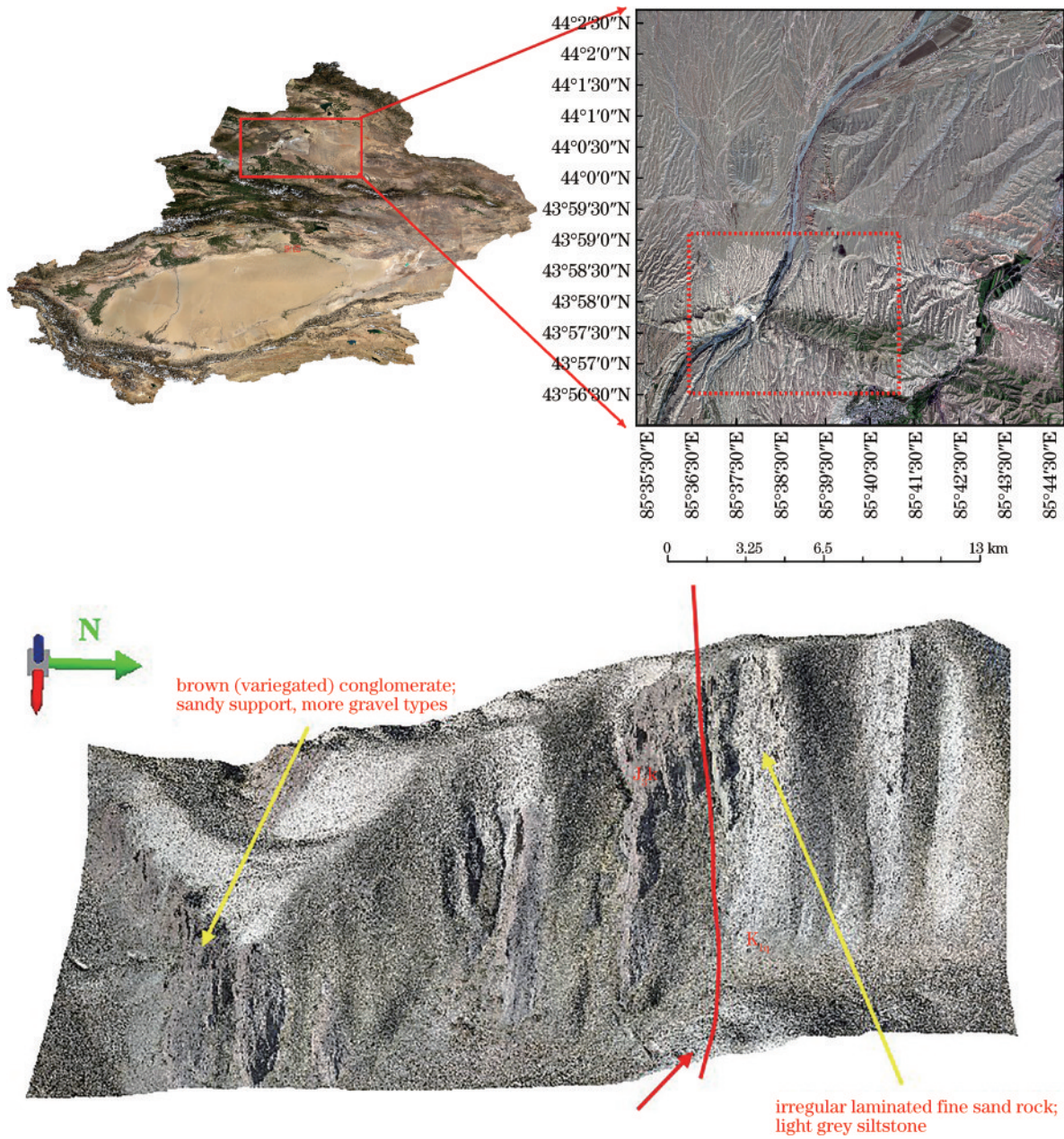


图4 研究区概况

Fig. 4 Overview of the study area

中层状砂岩;中部为约0.6 m厚砾岩,砾石杂乱堆积,分选磨圆中等,由沙泥质支撑,砾石成分较为复杂;中上部为薄层状粉砂岩、泥岩互层。本次实验的碎屑岩野外露头左侧以棕色(杂色)砾岩为主,呈交错层理发育、平行层理。喀拉扎下部主要是棕色砾岩,清水河中部是灰绿色砾岩,上部灰白色砂岩与泥岩互层,砂岩多见小型交错纹理、砂纹层理和爬升纹层。

### 3.2 SE-DeepLabv3+碎屑岩露头岩性识别流程

DeepLabv3+作为一种从像素层次实现图像识别的语义分割模型,为每一个像素指定类别标记,整体碎屑岩岩性识别流程如图5所示,主要分为数据获取、样本集建立、模型改进训练与应用3部分。第一部分通过野外勘探和无人机进行野外露头信息采集,对采集

得到的数据进行初步处理。第二部分基于采集到的数据完成样本标注并划分数据集,通过数据标准化和扩增实现碎屑岩样本集的建立。第三部分将样本集作为学习集输入到模型中进行学习,通过加强有用特征抑制干扰特征获取更具判别性的特征图,用于对像素点的预测,得到岩性识别结果图,与其他方法进行比较,从而验证SE-DeepLabv3+的先进性,进而应用于野外露头岩性识别中。

### 3.3 实验环境与参数设置

实验选择M300 RTK型大疆无人机,搭载赛尔PSDK102S型可见光相机(相机焦距为35 mm,总像素达1.2亿),无人机飞行高度为50 m,飞行时间为2021年10月6日。获取野外清水河-喀拉扎组碎屑岩影像,

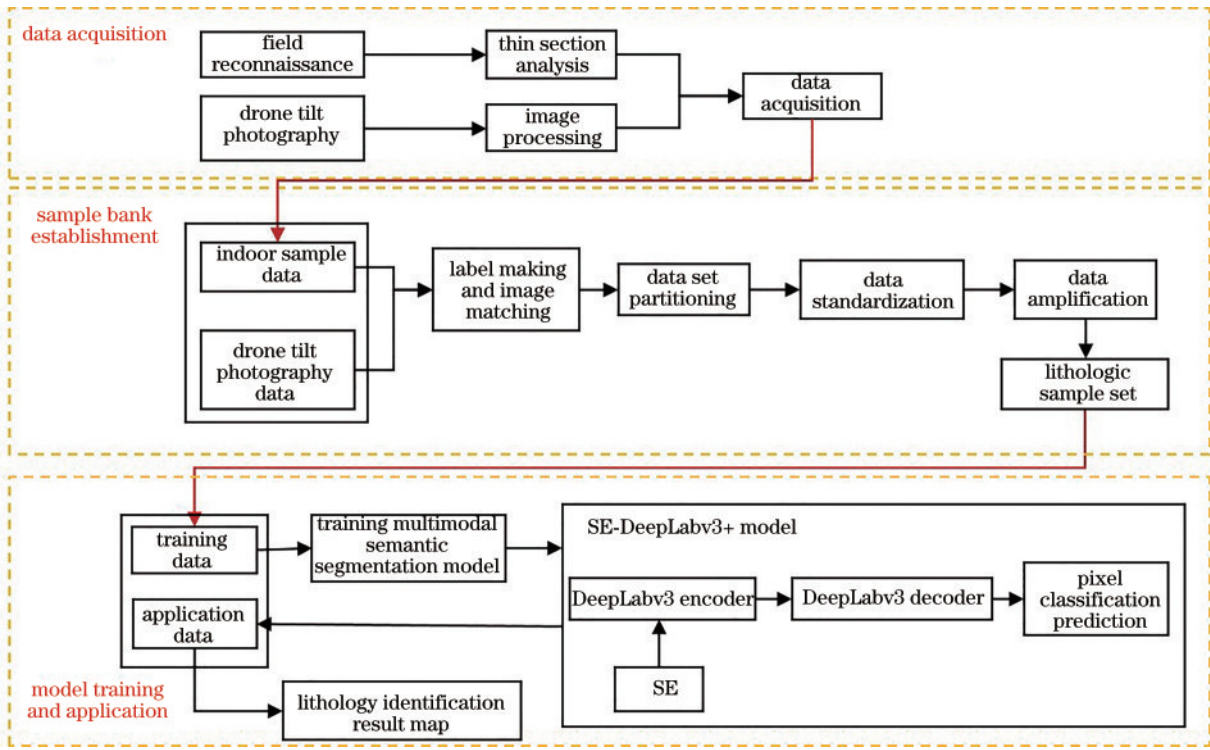


图 5 碎屑岩岩性识别整体流程

Fig. 5 Overall process of clastic rock lithology identification

通过拼接正射纠正获得 DOM 影像和 DSM 影像,整幅无人机影像大小为  $12022 \text{ pixel} \times 28522 \text{ pixel}$ ,空间分辨率为  $0.01 \text{ m} \times 0.01 \text{ m}$ 。为消除室外光照差异和阴影问题,得到绝对彩色信息,对无人机影像基于 RGB 色彩空间进行归一化。在专业地质人员的指导结合人工实地调查下,利用 Arcgis 软件进行碎屑岩岩性标注,通过随机裁剪、翻转等方式对样本数据进行扩增,最终得到 11000 张大小为  $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$  的影像作为学习集。按照 10:1 将该学习集划分为训练集和测试集,输入模型中进行深层的监督训练。

实验采用的操作系统为 Windows 10,基于 Anaconda 环境管理器搭建 Python3.7 版本、PyTorch 1.8.1 虚拟工作环境,CUDA 和 cuDNN 的版本是 10.2 和 7.6,CPU 为 i7-10750H,显卡为 GTX 1650 Ti。模型初始学习率为 0.0001,由于计算机算力有限, batch\_size 大小设置为 2, patch\_size 设置为  $[256 \times 256]$ ,类别数为 6。

使用平均交并比 (mIOU)、像素精确度 (PA)、总体精度 (OA) 作为岩性识别精度的评价指标<sup>[37]</sup>。mIOU 表示模型每类预测值与真实值的交集的比值;PA 表示正确分类的像素占整张图片所有像素的比例;OA 代表模型在所有测试集上预测正确的数量与总体数量之间的比值。它们的计算公式分别为

$$R_{\text{mIOU}} = \frac{1}{1+k} \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}}, \quad (4)$$

$$P_{\text{PA}} = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}}, \quad (5)$$

$$P_{\text{OA}} = \frac{N_{\text{TP}} + N_{\text{TN}}}{N_{\text{PT}} + N_{\text{FN}} + N_{\text{FP}} + N_{\text{TN}}}, \quad (6)$$

式中: $k$  表示标签标记的种类, $k+1$  表示包括背景的总类别; $p_{ii}$  表示真实为  $i$  类预测也为  $i$  类的像素数量, $p_{ij}$  表示真实为  $i$  类预测分为  $j$  类的像素数量, $p_{ji}$  则表示真实为  $j$  类预测为  $i$  类的像素数量;TP 表示分类正确的正样本,FN 表示分类错误的正样本,FP 表示分类错误的负样本,TN 表示分类正确的负样本。

### 3.4 对比实验与结果分析

#### 3.4.1 基于传统遥感图像分类

以清水河-喀拉扎组部分露头局部区域为实验对象,对 SE-DeepLabv3+ 模型与传统遥感图像分类方法的识别效果进行对比,对比结果如图 6 所示。可以明显看到,SE-DeepLabv3+ 总体识别结果与人工标识结果在形态上最接近,其中对砂岩的识别更理想。基于监督分类的方法(最大似然法、马氏距离法、最小距离法)的识别结果好于非监督分类方法(K-means 法、Isodata 法)。

不同方法的 OA 和 mIOU 如表 1 所示。非监督分类方法对无人机影像的碎屑岩岩性的识别精度仅 28% 左右,远低于监督分类方法。非监督分类方法的缺点在于不能精确地控制分类类别数,同时当几个类

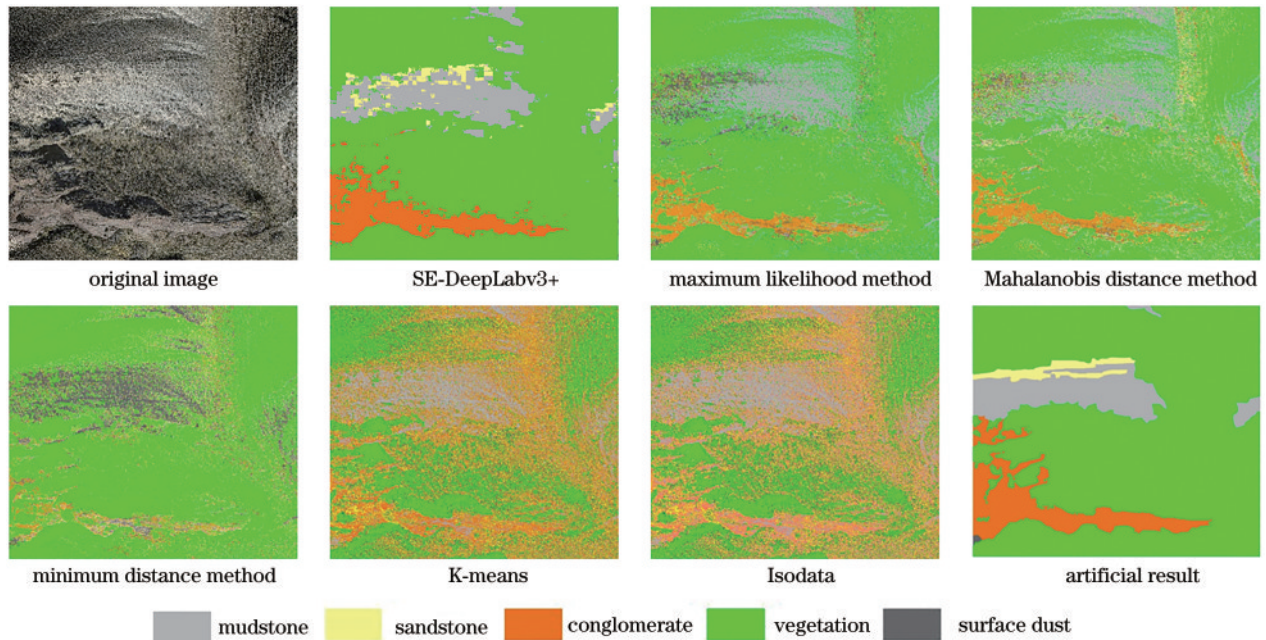


图 6 不同方法的识别结果对比

Fig. 6 Comparison of recognition results of different methods

表 1 不同方法的识别精度对比

Table 1 Comparison of recognition accuracy of different methods

Method	OA / %	mIOU / %
Maximum likelihood method	63.16	25.04
Mahalanobis distance method	59.01	23.94
Minimum distance method	52.90	16.34
K-means	28.40	13.11
Isodata	28.40	13.11
SE-DeepLabv3+	91.05	36.92

别在影像上差异性较小时,很难区分,但优点在于无需对分类区域进行广泛了解。监督分类方法进行岩性识别时,由于样本的选择是在原始影像上实现的,分类精度达 50% 以上,但样本的选取会花费较多的人力和时间,由于不同露头影像上同类岩性存在差异,目前选取的样本并不能涵盖所有的真实情形,可能会导致类别重叠或者分类错误,该分类方法具有一定的局限性,很难在其他露头识别中得到推广。基于深度学习的语义分割方法可以通过样本训练改善图像中的光谱差异造成的同一类岩性识别精度低、实用性差的问题,采用 SE-DeepLabv3+ 模型进行岩性识别,识别精度达 91.05%。结果证明,基于深度学习卷积神经网络模型的图像分割能更好地应用于碎屑岩露头岩性识别中。

### 3.4.2 基于语义分割方法的碎屑岩岩性识别

为了更清楚地验证 SE-DeepLabv3+ 在无人机影像碎屑岩岩性识别上的有效性,与三种基于编码器-解码器(上采样/反卷积)结构的语义分割模型 FCN、U-Net、DeepLabv3+ 进行对比,结果如图 7 所示。结果表明:FCN 识别结果较为零散,砂岩和浮土几乎没有被识别,整体识别效果不佳;U-Net 和 DeepLabv3+ 识别

结果保证了岩性在空间上的连续性,其中 DeepLabv3+ 模型在植被与砾岩上有错分,容易混淆泥岩和浮土,U-Net 模型在砂岩的识别上得到了改善,但是对泥岩的识别效果差,多与浮土和植被混淆;SE-DeepLabv3+ 在几种模型中识别效果最好,最接近实际人工标识结果。

这些方法的识别精度对比如表 2 所示。表 2 显示:较 FCN 和 U-Net,DeepLabv3+ 对砾岩的识别精度分别提高了 32.28 个百分点和 19.29 个百分点;在对砂岩的识别中,DeepLabv3+ 模型较 FCN、U-Net 精度高;但对泥岩的识别精度仅 65.73%,这与自然环境中风力侵蚀等导致浮土覆盖有关,同时泥岩颗粒直径一般小于 0.01 mm<sup>[38]</sup>,影像中岩性边界较模糊。综合来看,三种只基于二维影像进行识别的方法的总体识别精度都较低。前三种语义分割模型识别精度低,SE-DeepLabv3+ 模型对砾岩、砂岩的识别精度高,其中砂岩识别精度较前三种提高了 40 个百分点左右;对泥岩的识别精度也有大幅提高,对原影像进行了较好还原。由此可见,加入无人机 DSM 影像作为深度信息进行特征加强对模型识别岩性具有指导意义。

### 3.5 清水河-喀拉扎组部分露头碎屑岩岩性识别应用

将 SE-DeepLabv3+ 应用于清水河-喀拉扎组露头上,得到的结果如图 8 所示。SE-DeepLabv3+ 模型对碎屑岩岩性的识别具有一定准确性和可靠性,总体识别精度达 80.60%,如表 3 所示。SE-DeepLabv3+ 的识别结果不仅保证了碎屑岩岩性在空间上的连续性,而且能够较为准确地描绘出露头剖面碎屑岩岩性分布情况,利于从岩性层面对准南砂体的空间展布特征、有利相带及储层展布特征给予定性说明,提供理论依据。

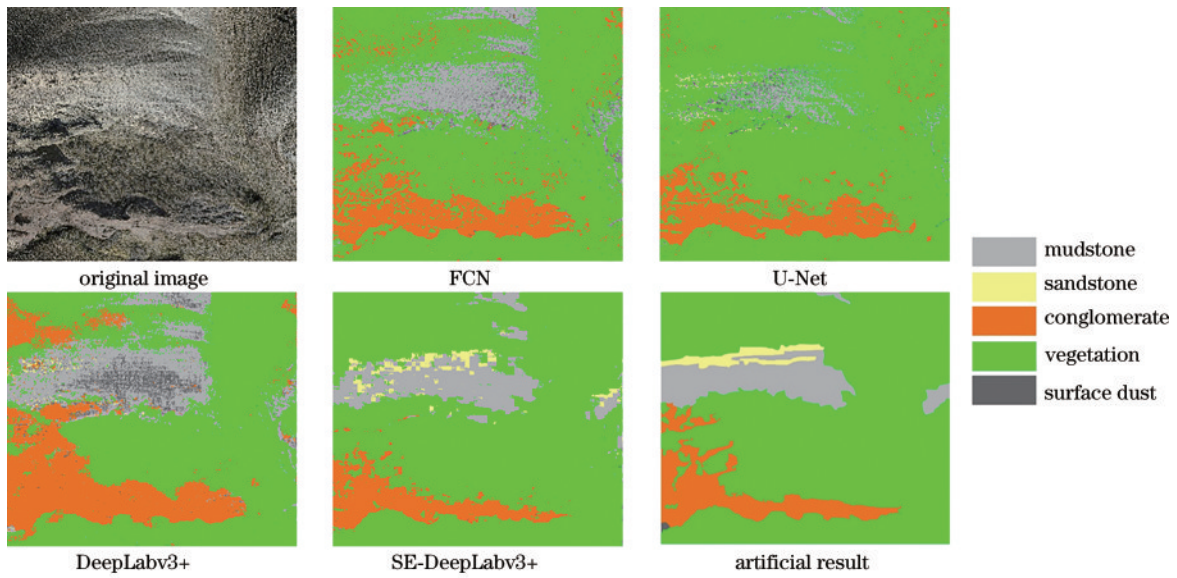


图 7 与其他语义分割方法的识别结果对比

Fig. 7 Comparison of recognition results with other semantic segmentation methods

表 2 不同语义分割方法的识别精度对比

Table 2 Comparison of recognition accuracy of different semantic segmentation methods

Method	Lithology	PA / %	OA / %	mIOU / %	Prediction time / s
FCN	Conglomerate	61.77	72.52	23.52	1748.84
	Sandstone	0.02			
	Mudstone	93.59			
U-Net	Conglomerate	74.76	81.11	27.67	120.88
	Sandstone	9.17			
	Mudstone	36.34			
DeepLabv3+	Conglomerate	94.05	74.69	26.52	130.85
	Sandstone	6.21			
	Mudstone	65.73			
SE-DeepLabv3+	Conglomerate	74.33	91.05	36.92	146.40
	Sandstone	50.03			
	Mudstone	83.13			

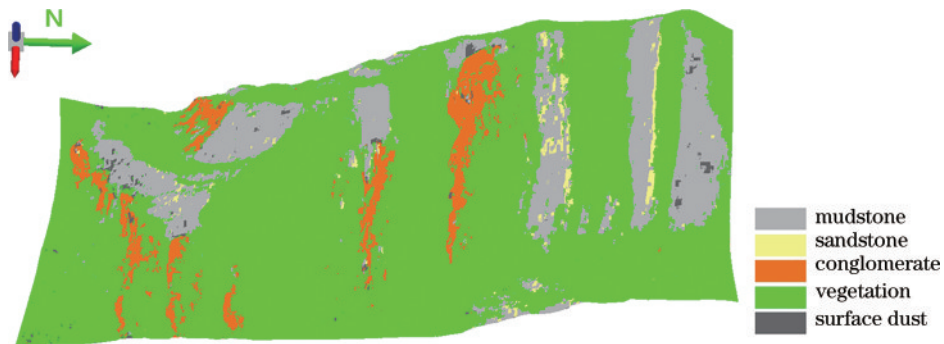


图 8 清水河-喀拉扎组部分露头识别结果

Fig. 8 Recognition result for some outcrops in Qingshuihe-Kalaza Formation

表 3 清水河-喀拉扎组部分露头识别精度

Table 3 Recognition accuracy for some outcrops in Qingshuihe-Kalaza Formation

Method	Lithology	PA / %	OA / %	mIOU / %	Prediction time / s
SE-DeepLabv3+	Conglomerate	50.02	80.60	34.41	798.99
	Sandstone	40.76			
	Mudstone	80.49			

## 4 结 论

针对传统卫星遥感获取数据的局限性,将无人机倾斜摄影引入到岩性识别研究中。传统遥感影像分类模式受同物异谱、异物同谱的影响有较多的错分和漏分,针对此,借助语义分割技术,提出了加入注意力机制的 SE-DeepLabv3+ 碎屑岩岩性识别方法。所提基于无人机影像进行像素级别的图像分割方法较传统基于像元的图像分类方法在碎屑岩岩性识别上准确度更高,避免了大量噪声的干扰,得到的矢量结果可以直接用于碎屑岩的后续研究中,同时基于无人机影像识别岩性,改进了传统测绘方式,推动地质研究向智能化方向发展。与传统分类方法和其他语义分割方法相比,所提多模态语义分割方法 SE-DeepLabv3+ 增加了深度信息,弥补了 DOM 影像缺乏高度信息的问题,图像识别总精度达 91.05%,较其他方法,识别总体精度提升 30 个百分点左右,验证了所提方法的可靠性和实用性。利用 SE-DeepLabv3+ 对无人机获取的清水河-喀拉扎组部分露头影像进行岩性识别,为淮南砂体展布特征提供理论依据。

卷积神经网络在储层油气资源评价中的应用已成为近年来地质露头岩性识别研究的主要趋势。但这种方法对训练数据集有严格的标准,未来研究应重点关注模型训练早期数据集的优化策略,提高训练模型对各种露头岩性识别的适应性。由于野外露头的复杂性,室内样本与室外样本相差较大,下一步拟采用混类增强的方法提高样本的抗干扰能力,满足野外露头岩性识别模型的精度要求,提高模型的鲁棒性和泛化性,为储层预测和砂体的空间展布特征分析向智能化、自动化方向发展提供理论基础。

### 参 考 文 献

- [1] 刘学锋, 马乙云, 曾齐红, 等. 基于数字露头的地质信息提取与分析: 以鄂尔多斯盆地上三叠统延长组杨家沟剖面为例[J]. 岩性油气藏, 2015, 27(5): 13-18.  
Liu X F, Ma Y Y, Zeng Q H, et al. Geological information extraction and analysis based on digital outcrop: a case of Yangjiagou section of the Upper Triassic Yanchang Formation in Ordos Basin[J]. Lithologic Reservoirs, 2015, 27(5): 13-18.
- [2] 张洋洋, 周万蓬, 吴志春, 等. 三维地质建模技术发展现状及建模实例[J]. 东华理工大学学报(社会科学版), 2013, 32(3): 403-409.  
Zhang Y Y, Zhou W P, Wu Z C, et al. The development status of 3D geological modeling technology and modeling instances[J]. Journal of East China Institute of Technology (Social Science), 2013, 32(3): 403-409.
- [3] 曾庆鲁, 张荣虎, 卢文忠, 等. 基于三维激光扫描技术的裂缝发育规律和控制因素研究: 以塔里木盆地库车前陆区索罕村露头剖面为例[J]. 天然气地球科学, 2017, 28(3): 397-409.

- Zeng Q L, Zhang R H, Lu W Z, et al. Fracture development characteristics and controlling factors based on 3D laser scanning technology: an outcrop case study of Suohan Village, Kuqa foreland area, Tarim Basin[J]. Natural Gas Geoscience, 2017, 28(3): 397-409.
- [4] 郭宗河. 用全站仪测量与测设高程的几个问题[J]. 测绘通报, 2001(12): 39-40.  
Guo Z H. Several problems of height measurement and layout with total station[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2001(12): 39-40.
- [5] 朱如凯, 白斌, 袁选俊, 等. 利用数字露头模型技术对曲流河三角洲沉积层特征的研究[J]. 沉积学报, 2013, 31(5): 867-877.  
Zhu R K, Bai B, Yuan X J, et al. A new approach for outcrop characterization and geostatistical analysis of meandering channels sandbodies within a delta plain setting using digital outcrop models: upper Triassic Yanchang tight sandstone formation, Yanhe outcrop, Ordos Basin[J]. Acta Sedimentologica Sinica, 2013, 31(5): 867-877.
- [6] Woodward J, Ashworth P J, Best J L, et al. The use and application of GPR in sandy fluvial environments: methodological considerations[J]. Geological Society, London, Special Publications, 2003, 211(1): 127-142.
- [7] 桑学佳. 无人机及深度学习在地质调查中的应用: 以辽宁兴城和甘肃北山地区为例[D]. 长春: 吉林大学, 2018.  
Sang X J. Application of UAV and deep learning in geological survey: a case study of Xingcheng City in Liaoning and Beishan area in Gansu Province[D]. Changchun: Jilin University, 2018.
- [8] 钱建平, 张渊, 赵小星, 等. 内蒙古东乌旗遥感构造和蚀变信息提取与找矿预测[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(3): 109-117.  
Qian J P, Zhang Y, Zhao X X, et al. Extraction of linear structure and alteration information based on remote sensing image and ore-prospecting prognosis for Dongwu Banner, Inner Mongolia[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2013, 25(3): 109-117.
- [9] 赵小星. 西藏桑木岗地区遥感线性构造和蚀变信息提取与找矿预测[J]. 现代地质, 2017, 31(4): 851-859.  
Zhao X X. Extraction of linear structure and alteration information based on remote sensing images and ore-prospecting prognosis for Sangmugang in Tibet[J]. Geoscience, 2017, 31(4): 851-859.
- [10] 张磊, 孟令华, 周龙涛. 新疆温泉县牙马特一带 1:5 万区域地质调查的遥感技术应用[J]. 山东国土资源, 2020, 36(3): 66-73.  
Zhang L, Meng L H, Zhou L T. Application of remote sensing technology in regional geological survey with the scale of 1:50000 in Yamate area in Wenquan in Xinjiang Uygur autonomous region[J]. Shandong Land and Resources, 2020, 36(3): 66-73.
- [11] 高慧, 张建龙, 欧阳渊, 等. 基于最小噪声分量变换的 ASTER 遥感数据岩性分类[J]. 桂林理工大学学报, 2013, 33(2): 259-265.  
Gao H, Zhang J L, Ouyang Y, et al. Lithological classification based on ASTER data by minimum noise



- fraction transform[J]. Journal of Guilin University of Technology, 2013, 33(2): 259-265.
- [12] 柯元楚, 史忠奎, 李培军, 等. 基于 Hyperion 高光谱数据和随机森林方法的岩性分类与分析[J]. 岩石学报, 2018, 34(7): 2181-2188.
- Ke Y C, Shi Z K, Li P J, et al. Lithological classification and analysis using Hyperion hyperspectral data and Random Forest method[J]. Acta Petrologica Sinica, 2018, 34(7): 2181-2188.
- [13] Bowers T. Analysis of VIS-LWIR hyperspectral image data for detailed geologic mapping[J]. Proceedings of SPIE, 2002, 4725: 116-127.
- [14] Bowers T. Comparison of the effects of variable spatial resolution on hyperspectrally based geologic mapping[J]. Proceedings of SPIE, 2003, 5093: 631-642.
- [15] 潘蔚, 倪国强, 李瀚波. 基于遥感图像地形结构-岩性组分分解的岩类多重分形特征研究[J]. 地学前缘, 2009, 16(6): 248-256.
- Pan W, Ni G Q, Li H B. A study of RS image landform frame and lithologic component decomposing algorithm and multifractal feature of rock types[J]. Earth Science Frontiers, 2009, 16(6): 248-256.
- [16] Perez C A, Estévez P A, Vera P A, et al. Ore grade estimation by feature selection and voting using boundary detection in digital image analysis[J]. International Journal of Mineral Processing, 2011, 101(1/2/3/4): 28-36.
- [17] Bahiru E A, Woldai T. Integrated geological mapping approach and gold mineralization in Buhweju area, Uganda[J]. Ore Geology Reviews, 2016, 72: 777-793.
- [18] Schetselaar E M, Chung C J F, Kim K E. Integration of Landsat TM, gamma-ray, magnetic, and field data to discriminate lithological units in vegetated[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 71(1): 89-105.
- [19] 程国建, 郭文惠, 范鹏召. 基于卷积神经网络的岩石图像分类[J]. 西安石油大学学报(自然科学版), 2017, 32(4): 116-122.
- Cheng G J, Guo W H, Fan P Z. Study on rock image classification based on convolution neural network[J]. Journal of Xi'an Shiyu University (Natural Science Edition), 2017, 32(4): 116-122.
- [20] 张野, 李明超, 韩帅. 基于岩石图像深度学习的岩性自动识别与分类方法[J]. 岩石学报, 2018, 34(2): 333-342.
- Zhang Y, Li M C, Han S. Automatic identification and classification in lithology based on deep learning in rock images[J]. Acta Petrologica Sinica, 2018, 34(2): 333-342.
- [21] 冯雅兴, 龚希, 徐永洋, 等. 基于岩石新鲜面图像与李生卷积神经网络的岩性识别方法研究[J]. 地理与地理信息科学, 2019, 35(5): 89-94.
- Feng Y X, Gong X, Xu Y Y, et al. Lithology recognition based on fresh rock images and twins convolution neural network[J]. Geography and Geo-Information Science, 2019, 35(5): 89-94.
- [22] Xu Z H, Ma W, Lin P, et al. Deep learning of rock images for intelligent lithology identification[J]. Computers & Geosciences, 2021, 154: 104799.
- [23] Valentin M B, Bom C R, Coelho J M, et al. A deep residual convolutional neural network for automatic lithological facies identification in Brazilian pre-salt oilfield wellbore image logs[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019, 179: 474-503.
- [24] Galdames F J, Perez C A, Estévez P A, et al. Rock lithological classification by hyperspectral, range 3D and color images[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2019, 189: 138-148.
- [25] 吴炜, 杨晓敏, 苏力思, 等. 基于 Tamura 纹理和广义判别分析的岩屑图像识别算法[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2010, 47(6): 1312-1316.
- Wu W, Yang X M, Su L S, et al. An algorithm based on Tamura texture and GDA for rock cutting recognition[J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2010, 47(6): 1312-1316.
- [26] 马德锋, 李培军. 加入多尺度图像纹理的岩性分类[J]. 岩石学报, 2008, 24(6): 1425-1430.
- Ma D F, Li P J. The use of multiscale texture in image classification for lithologic mapping[J]. Acta Petrologica Sinica, 2008, 24(6): 1425-1430.
- [27] Chen J H, Wang B Q, Wang F, et al. Identification of outcropping strata from UAV oblique photogrammetric data using a spatial case-based reasoning model[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 103: 102450.
- [28] Villarreal C A, Garzón C G, Mora J P, et al. Workflow for capturing information and characterizing difficult-to-access geological outcrops using unmanned aerial vehicle-based digital photogrammetric data[J]. Journal of Industrial Information Integration, 2022, 26: 100292.
- [29] Aghaei H, Ghosh S, Behrghani K H. Example of applied outcrop analysis and its significance as an analogue for surrounding giant gas-fields: case study of Kuh-e-Surmeh region, southwestern Iran[J]. Ore and Energy Resource Geology, 2020, 4/5: 100010.
- [30] Chen L C, Zhu Y K, Papandreou G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[EB/OL]. (2018-02-07)[2022-06-05]. <https://arxiv.org/abs/1802.02611>.
- [31] 王中宇, 倪显扬, 尚振东. 利用卷积神经网络的自动驾驶场景语义分割[J]. 光学精密工程, 2019, 27(11): 2429-2438.
- Wang Z Y, Ni X Y, Shang Z D. Autonomous driving semantic segmentation with convolution neural networks[J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(11): 2429-2438.
- [32] 张祥东, 王腾军, 朱劭俊, 等. 基于扩张卷积注意力神经网络的高光谱图像分类[J]. 光学学报, 2021, 41(3): 0310001.
- Zhang X D, Wang T J, Zhu S J, et al. Hyperspectral image classification based on dilated convolutional attention neural network[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(3): 0310001.
- [33] 赵欣, 王欣, 王洪凯. 融合注意力和 Inception 模块的脑白质病变端到端分割[J]. 光学学报, 2021, 41(9): 0910002.
- Zhao X, Wang X, Wang H K. End-to-end segmentation

- of brain white matter hyperintensities combining attention and inception modules[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(9): 0910002.
- [34] 刘金香, 班伟, 陈宇, 等. 融合多维度 CNN 的高光谱遥感图像分类算法[J]. *中国激光*, 2021, 48(16): 1610003.  
Liu J X, Ban W, Chen Y, et al. Multi-dimensional CNN fused algorithm for hyperspectral remote sensing image classification[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(16): 1610003.
- [35] 李万琦, 李克俭, 陈少波. 多模态融合的高分遥感图像语义分割方法[J]. *中南民族大学学报(自然科学版)*, 2020, 39(4): 405-412.  
Li W Q, Li K J, Chen S B. Multi-modal fusion based method for high resolution remote sensing image segmentation[J]. *Journal of South-Central University for Nationalities (Natural Science Edition)*, 2020, 39(4): 405-412.
- [36] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 7132-7141.
- [37] Garcia-Garcia A, Orts-Escolano S, Oprea S, et al. A survey on deep learning techniques for image and video semantic segmentation[J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 70: 41-65.
- [38] 何幼斌, 王文广. 沉积岩与沉积相[M]. 北京: 石油工业出版社, 2007.  
He Y B, Wang W G. *Sedimentary rocks and sedimentary facies*[M]. Beijing: Petroleum Industry Press, 2007.