

基于深度学习的碳酸盐岩薄片 人工智能鉴定方法研究

张杰^{1,2}, 沈安江^{1,2}, 胡安平^{1,2}, 周进高^{1,2}, 余敏^{1,2}, 韩明珊^{1,2}

1 中国石油杭州地质研究院; 2 中国石油集团碳酸盐岩储层重点实验室

摘要 综述了岩石薄片智能鉴定的研究现状,分析了薄片智能鉴定中存在的问题,提出了碳酸盐岩薄片人工智能鉴定命名规范,在此基础上提出碳酸盐岩薄片人工智能鉴定的研究流程与主要研究内容:① 准备与处理薄片图像,建立碳酸盐岩图像数据库;② 以先验知识指导建立薄片图像的结构组分、矿物组分、孔隙类型等分类标签,进行人工标注并建立标签数据库;③ 应用卷积神经网络、深度学习等技术,采用机器学习和人工修正相结合的方法,建立薄片图像标签的知识图谱;④ 进行结构组分、矿物组分及孔隙类型和含量的智能识别,完成自动岩性定名,输出鉴定报告,实现薄片智能鉴定。碳酸盐岩薄片人工智能鉴定目前仍然存在标签标注样本数量、语义分割不明确、成岩作用影响等问题,有待进一步研究。碳酸盐岩人工智能鉴定的发展方向包括从宏观(岩心、野外露头)到微观不同尺度的图像鉴定,CT、扫描电镜、阴极发光等不同类型图像的鉴定,以及测井、地震资料的智能解释等。

关键词 碳酸盐岩薄片; 人工智能识别; 岩石结构组分; 知识图谱; 标签数据库

中图分类号:TE122.2 文献标识码:A

0 前言

岩石薄片鉴定是地质学研究和油气勘探的重要手段,传统薄片图像分析方法主要依赖专家在显微镜下进行肉眼观察,工作量大、效率低、受专家主观经验影响大等特点大大制约了薄片鉴定的应用和发展。碳酸盐岩在油气勘探中的作用举足轻重,全球近50%的油气资源分布在碳酸盐岩中,近60%的油气产量来自于碳酸盐岩^[1]。碳酸盐岩薄片鉴定在油气勘探中发挥了重要作用。近年来,在机器学习尤其是深度学习领域,智能图像识别技术已取得重大突破,并应用于各个领域。在图像识别技术快速发展的当下,人工智能薄片鉴定是必然的发展趋势^[2-3]。但由于结构组分复杂,碳酸盐岩薄片智能鉴定至今仍未有明显突破。

目前国内外关于薄片智能鉴定的研究大多着眼于矿物识别、算法选择,很少从图像准备、建立标签到机器学习、统计定名等方面进行系统性研究,没有将岩石学特征和深度学习有机结合,识别

的准确率并不高,故而推广应用进展缓慢。本文系统论述了薄片智能鉴定研究现状、薄片智能鉴定主要内容和碳酸盐岩薄片智能鉴定的研究方法,并探讨了碳酸盐岩薄片人工智能鉴定存在的问题和发展方向,以期期为碳酸盐岩薄片人工智能鉴定提供新的思路。

1 薄片人工智能鉴定研究进展

人工智能(Artificial Intelligence)简称AI,由斯坦福大学的John McCarthy在1956年的Dartmouth学会上首次提出^[4]。John McCarthy被称为“人工智能之父”,他认为人工智能应该是交互式的。人工智能包括人工先验知识+智能学习,机器学习(包括深度学习)是研究对象智能化的重要手段^[2]。1950年,Turing^[5]提出“机器可以思考吗?”的问题以及“图灵测试”,由此开启了机器学习的序幕。

机器学习的研究对象包括声音、图像、文本等信息载体,而薄片智能鉴定主要是基于图像处理的深度学习^[6]。近年来,图像处理技术在各个领域的

收稿日期:2023-05-17; 改回日期:2023-08-25; 网络出版日期:2023-11-02

本文受中国石油天然气股份有限公司前瞻性基础性技术攻关项目“油气勘探开发人工智能关键技术研究”(编号:2023DJ84)和中国石油海外重点领域油气勘探关键技术研究项目(编号:2021DJ3104)资助

第一作者:张杰,高级工程师,主要从事碳酸盐岩沉积储层研究。通信地址:310023 浙江省杭州市西湖区西溪路920号 中国石油杭州地质研究院; E-mail:zhangj_hz@petrochina.com.cn

应用不断深入,岩石图像的分类和信息提取得到了较大的发展,神经网络模型及各类数值分析方法逐步引入到岩石薄片的图像处理 and 智能识别的研究工作中^[7]。由于地层中岩石类型多样,矿物成分复杂,而且经历了不同程度成岩蚀变的影响,因此薄片人工智能鉴定研究在不同类型岩石中进展不一。目前,薄片人工智能鉴定在火成岩和碎屑岩中进展较大,主要是基于显微镜下薄片照片,实现矿物的智能识别^[8-9]、岩性识别等^[10],部分实验准确度均超过90%^[11]。目前人工智能薄片鉴定主要是对矿物、孔隙进行识别,包括对常见矿物在晶形、光性特征、纹理、颜色、元素组成等方面的差异进行识别,以及对部分生物化石颗粒进行识别^[12-15]。

下文分别对薄片图像人工智能鉴定在图像准备与处理、建立图像标签以及深度学习等方面的研究进展进行论述。

1.1 图像准备与处理方面的研究进展

薄片图像主要来自偏光显微镜下的单偏光以及正交光照片,由于薄片图像中所含矿物类型和数量多、结构复杂,当已有图像不能满足后续智能鉴定的需求时,需要对图像进行处理,使用的主要方法有图像分割、图像处理等^[16],通过处理将其中矿物(包括矿物的特征和边界)^[17-18]、孔隙、组构等要素提取出来^[19],并进行孔隙度和渗透率分析^[20]。

图像分割的方法较多,主要有梯度图像、高斯平滑和局部加强^[19]、滤波^[21-22]、集成边缘检测和区域增长算法^[23]等。Thompson等^[24]早在2001年就曾通过提取图像中矿物的纹理特征,从而识别出石英、长石、黑云母等10类矿物。

为了提高图像识别精度而进行的图像处理方法较多,常用的有针对孔隙提取的多阈值方法^[25],提高图像分辨率的对抗神经网络^[2],以及图像纹理特征提取的聚类分割^[26]等。

1.2 建立图像标签方面的研究进展

图像标签是图像中内容的文本关键词,建立标签是图像智能识别中的关键环节。标签应该具有排他性,也就是不同类型的标签所指代的对象不能有交叉含义,标签分类也要很明确,这样才有助于后续的智能识别工作。岩石薄片图像属于多标签图像^[27],针对图像切割后形成的子图像,需要对其

中的内容进行标注并建立标签。同类标签所指的对象应该具有相同或近似的特征,需要通过监督学习,进行子图像中研究对象的分类判识,并建立标签,划分类型,以便后续深度学习并建立识别模型。陈钊民^[27]提出了一种基于多标签图结构的多标签图像识别方法,利用网络结构过滤出每个标签类别的特征激活向量,以解决建立标签工作量大的问题,合理并且高效地建立标签。只有建立合理的标签分类,才能有效应用于后续的深度学习,然而目前针对岩石薄片图像建立标签方面的研究较少。岩石薄片中的矿物、结构组分类型多样,同一标签需要综合外形特征、内部结构、尺寸、颜色以及多种光性特征的照片进行判别,造成目前标签分类和标签库建立工作难以有效开展,也很难应用于后续有监督的学习以及智能识别。

1.3 深度学习方面的研究进展

深度学习属于表征学习方法的一种,通常基于神经网络模型逐级表示越来越抽象的概念或模式^[28]。深度学习分为无监督的学习和有监督的学习,在有监督的图像识别中,需要基于先验知识、标签和知识图谱,通过建立深度学习模型,从而识别特定对象。

知识图谱是深度学习重要的组成部分。20世纪中叶,普莱斯等人首次提出了知识图谱的概念^[28];2012年,谷歌公司率先在搜索结果中加入知识图谱的功能,目前知识图谱已经被各大搜索引擎普遍使用。基于标签分类建立合理的薄片图像知识图谱架构是开展深度学习的基础,也是保证智能识别效果的重要步骤。

深度学习在薄片鉴定中的应用包括矿物识别、结构组分识别、岩石类型划分等^[6,11,29],根据矿物识别、组构识别、内部纹理识别、孔隙识别等不同的研究目的,所使用的方法也不同。此外,由于岩石薄片图像的特殊性,并非所有图像智能识别领域的算法都能用于岩石薄片图像智能识别^[9,30-32]。薄片图像人工智能识别所采用的主要方法见表1。

岩石类型和矿物识别 许多研究者通过深度学习的卷积神经网络算法来识别石英岩、粉砂岩、黏土岩和碳酸盐岩,已有的方法包括基于HSV、YCbCr或RGB颜色空间,基于C-VGG16的向量拼接法和交叉熵损失函数岩性识别方法,基于ResNeXt技术

表1 人工智能领域与岩石薄片图像人工智能识别相关的主要方法及特点(据文献[33-44])

Table 1 Main methods and characteristics related to artificial intelligence recognition of rock thin section images in the field of artificial intelligence (cited from reference [33-44])

方 法	特 点	主要参考文献	
图 像 处 理	对抗神经网络	提高图像分辨率	[33]
	多阈值方法	提高孔隙提取准确性	[25]
	虚拟现实 增强现实	通过图像增强和数据管理,实现薄片信息的多维采集	[34-35]
	云计算	图像分类,图像识别	[36]
	计算机视觉	子图像色彩、纹理、轮廓形状特征提取,颗粒分割	[33,37]
	聚类分割算法	图像纹理特征参数提取	[26]
	知识图谱	通过图像特征提取,建立图像与标签的映射关系	[38]
深 度 学 习	自然语言处理	图像描述	[39]
	人机交互	图像智能识别	[40]
	卷积神经网络	深度学习的主要算法之一,具有特殊的仿生结构,识别矿物	[11,26,36,41]
	概率神经网络	储层孔隙识别	[31]
	多层感知器神经网络	图像中颗粒、孔隙度类型的半自动识别	[42]
	迁移学习	一种机器学习的方法,一个预训练的模型被重新用在另一个任务中	[41,43]
	统计判别、线性回归、距离度量、 树结构、聚类分析等	矿物识别、孔隙识别	[44]

的岩石薄片识别与分类模型等,通过这些方法实现各组分的分类和定量计算^[6, 29, 43, 45]。Aligholi等^[46]则采用色彩跟踪方法,通过计算和比较单偏光与正交偏光模式下矿物的颜色变化实现了对矿物的分类和识别。多尺度分割的岩石影像矿物特征提取和分析方法利用了矿物图像的光谱特征与矿物边界、形态和纹理特征,在石英砂岩的矿物识别中效果较好^[13]。此外,还有基于LeNet、GoogLeNet、ResNet、Unet、CNN-LSTM等方法的神经网络算法^[47],均在识别矿物、区分岩石类型方面有较好的应用。

孔隙识别 薄片孔隙识别针对的主要是铸体薄片,目前这方面的研究方法较多,存在的问题主要是识别的精度和准确性,这有赖于对像素的色调调节以及边界处理。董少群等^[25]应用误差校正和图像细化结合的多阈值方法,来提取岩石铸体薄片孔隙,基于像素色调的阈值、饱和积及小面积统计,通过粗提取、纠错、细提取3个步骤来提高孔隙提取的准确性。程国建等^[31]通过将图像分割为目标和背景2类,利用概率神经网络较好地识别了孔隙。Solymar等^[20]研究了丹麦上白垩统砂岩薄片照片的孔隙度和渗透率,通过分析不同倍数的图像以及图像处理,并分析局部孔隙度和渗透率,探讨了不同倍数下孔隙度和渗透率的差异。

2 碳酸盐岩薄片人工智能鉴定方法

前人关于薄片智能鉴定的研究主要集中在陆源碎屑岩、火成岩及变质岩,而且主要是针对矿物、孔隙识别,关于碳酸盐岩的薄片智能鉴定仅限于孔隙识别和孔隙度测定,缺乏针对碳酸盐岩组构的薄片智能识别综合分析方法。碳酸盐岩薄片图像识别与其他图像以及非碳酸盐岩薄片图像识别的差异主要表现在其矿物成分相对简单(常见矿物主要为方解石、白云石及少量文石),但结构组分非常复杂(颗粒类型多、岩石结构多样、孔隙类型多样),因此在图像准备和处理、标签库建立、人工标注、知识图谱、深度学习以及统计和命名方面有特别要求。

2.1 图像的准备和处理

由于碳酸盐岩中的主要矿物方解石和白云石在镜下均为无色透明矿物,呈高级白干涉色,在不染色的情况下很难在镜下进行区分,也难以分辨石灰岩和白云岩,因此对薄片制备、图像获取有特殊要求。

(1) 薄片制备

由于需要染色,因此制片时不能盖玻片。制片后用茜素红+铁氰化钾混合液染色以区分方解石、

白云石等矿物。为了进行孔隙结构刻画和储层研究,需要制作铸体薄片。由于充注红色树脂易与染色后的方解石混淆,因此使用蓝色树脂进行充注制成铸体薄片。

(2) 薄片图像成像

与非碳酸盐岩薄片图像识别相同,在显微镜下照相(单偏光,不同旋转角度下的正交光),或者使用全自动薄片扫描系统获取不同角度、不同光性的照片^[33],为后续智能识别提供足够的素材。

(3) 图像预处理

首先通过图像预处理调整放大倍数、色度、清晰度、边界和分辨率等处理,实现图像归一化(将所有图像归一化到相同比例尺)、图像去噪和增强,以提高识别效果。然后使用双边滤波算法去除图像中的椒盐噪声,使用直方图均衡化算法增强颗粒区域和背景区域的灰度差异,在保持所有原图像特征统一的情况下,使图像特征更加清晰、图像噪声影响更低^[47]。

(4) 图像分割

由于薄片中的物质成分、颗粒大小等通常存在差异,不同类型及不同尺度的薄片图形需要采用不同的图像处理方法进行信息提取,图像处理计算复

杂,而且信息提取的精度不高、效率较低,无法获得较为稳定的计算结果,因此需要将原图像分割成多个子图像,从而进行分类识别。碳酸盐岩结构组分中首先需要提取分割的是多种多样的颗粒,而作为碳酸盐岩中主要的颗粒,生物化石组分的分割提取并分类识别是主要内容。分类流程主要包括设计卷积神经网络模型、训练模型,再将分割得到的子图像送入训练好的模型,得到生物化石识别结果^[41]。

2.2 建立标签库

碳酸盐岩结构组分复杂,为了提高识别效果,深度学习需要有监督的学习训练策略,这就要依赖于大量高质量的带标签样本数据来进行训练和优化,需要由专家标注岩石组分类别标签样本,从而建立标签库。所建立的标签库中的每一类标签需要有专属特征和排他性。目前还没有针对碳酸盐岩分类体系建立相应的系统性图像组分标签分类。本文根据后期图像深度学习模型的要求,提出了碳酸盐岩图像中组分标签分类表,将碳酸盐岩图像元素分为颗粒、填隙物、孔隙、矿物等4大类,以便建立恰当的标签分类并在图像智能识别中应用,具体内容见表2。

表2 碳酸盐岩薄片主要组分标签分类表
Table 2 Classification of major component labels in carbonate thin sections

薄片组分	标 签 类 型
颗 粒	非生物颗粒 鲕粒、球粒(含(粪)球粒/似球粒)、豆粒、砂屑、砾屑、钙球、叠层石、凝块石、其他颗粒(含岩屑和不确定的颗粒)
	生物碎屑颗粒 藻类、有孔虫、双壳类、腕足类、腹足类、三叶虫、介形虫、放射虫、棘皮类、珊瑚、海绵、苔藓虫、其他生物碎屑
填 隙 物	灰泥、亮晶(方解石、白云石)
孔 隙	铸模孔(生物铸模孔、矿物晶模孔)、体腔孔、格架孔、鸟眼孔、粒内孔、晶间孔、粒间孔、溶孔(粒内溶孔、粒间溶孔)、溶洞、裂缝(含微裂缝、溶缝、小断裂、缝合线)、其他孔隙
矿 物	方解石(含铁方解石和无铁方解石)、白云石(含铁白云石和无铁白云石)、石盐、菱铁矿、菱镁矿、石膏(含硬石膏)、萤石、海绿石、石英(自生矿物或热液矿物,非陆源碎屑石英)、陆源碎屑、泥质、重矿物(黄铁矿、方铅矿、闪锌矿等金属矿物)、沥青、有机质、其他矿物

注:①生物碎屑颗粒中,包含该类生物的碎片均作为同一类,如海绵包括海绵骨针、海绵骨板及其他海绵的碎片;②填隙物中的亮晶方解石,与矿物分类中的方解石成分相同,以亮晶填隙物建立标签;孔隙充填物、重结晶的方解石晶粒另外建立方解石矿物标签。

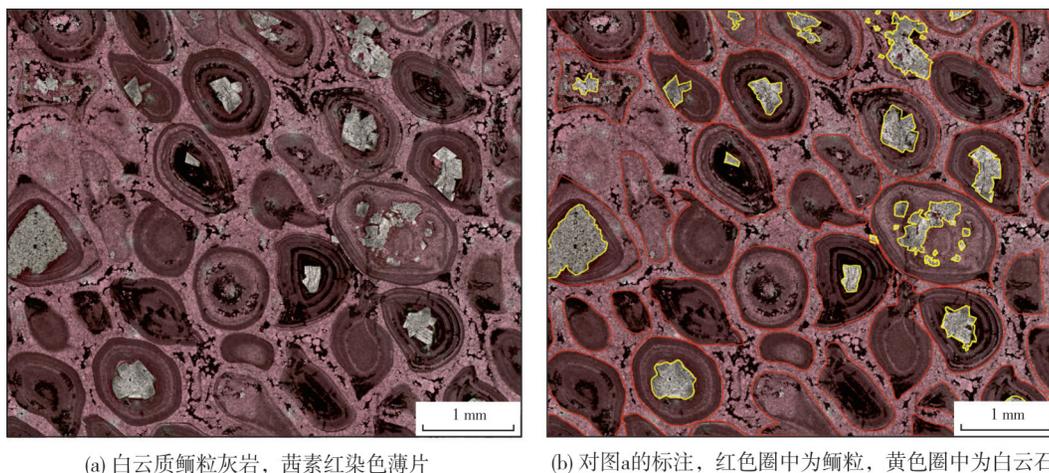
2.3 人工标注

专家人工标注是碳酸盐岩薄片鉴定最关键的环节,也就是对碳酸盐岩薄片图像进行语义分割,标注的准确与否直接决定了后期监督学习识别的

准确性。人工标注需要对图像中所有要素进行提取并用不同符号加以区别,其标签范围应包括图像的全部内容,以便后续从不同角度进行统计定名。以染色后的鲕粒灰岩薄片图像为例,其中包含的主要组分为鲕粒、白云石、填隙物,每个组分都需要分

别标注(图1)。由于白云石化作用的影响,其中的白云石和鲕粒的标注范围可能存在重合,有的鲕粒因为重结晶作用,内部结构不明显。鲕粒和白云石二者标注区域的重并不影响后续分别通过结构组分

和矿物组分进行统计。在不关注填隙物成岩期次时,采用反选法将鲕粒、白云石标注区域以外的部分定义为填隙物。如果存在其他颗粒类型,还需要对内部结构进行刻画,以区别鲕粒与其他颗粒。



(a) 白云质鲕粒灰岩, 茜素红染色薄片

(b) 对图a的标注, 红色圈中为鲕粒, 黄色圈中为白云石

图1 碳酸盐岩薄片染色照片与人工标注后的染色照片

Fig. 1 Dyeing photo (a) and manually annotated dyeing photo (b) of dolomitic oolitic limestone thin section

2.4 建立知识图谱

在薄片图像识别中,通过对薄片图像中不同类型组构进行特征提取,建立标签库后,需要应用知识图谱将各类标签信息进行自然分类、关联,以便查阅检索。随着现代图像、图谱分析技术和信息科学的发展,现在已经可以将薄片图像转化为图谱信息,实现智能识别。具体来说,就是将碳酸盐岩薄片图像中不同类型的组构进行人工标注,建立标签库,将标签库中的标签进行分类,建立图像内容与标签的映射关系,从而建立自然关联,有助于后期解释学习。后续岩性智能定名后,还需要建立岩性与标签、不同组构及含量、孔隙等相互之间的关联知识图谱,或综合矿物、颗粒类型、基质、胶结物、孔隙的岩相指纹图谱,以方便查阅与调用。

2.5 碳酸盐岩图像深度学习

碳酸盐岩不同结构组分的内部纹理特征不同(如鲕粒与有孔虫),大小差别明显(如鲕粒与豆粒),而且存在多期成岩作用(如海水期、大气淡水期、埋藏期、热液活动期等)导致的复杂岩石结构,因此在智能识别中所采用的方法与非碳酸盐岩有所不同。碳酸盐岩薄片图像识别首先要区分岩石大类(颗粒结构、生物成因岩、结晶碳酸盐岩或混积

岩),也就是区分沉积结构是否保存,是否为颗粒支撑,以及是否存在大量非碳酸盐矿物的混积沉积。区分岩石大类后,针对不同岩石结构的识别,需要提取主要识别信息,借鉴次要识别信息,忽略不重要信息。如鲕粒存在薄皮鲕、同心鲕、放射鲕、复鲕、部分白云石化等,如果只是识别鲕粒,那么其内部特征可以忽略。

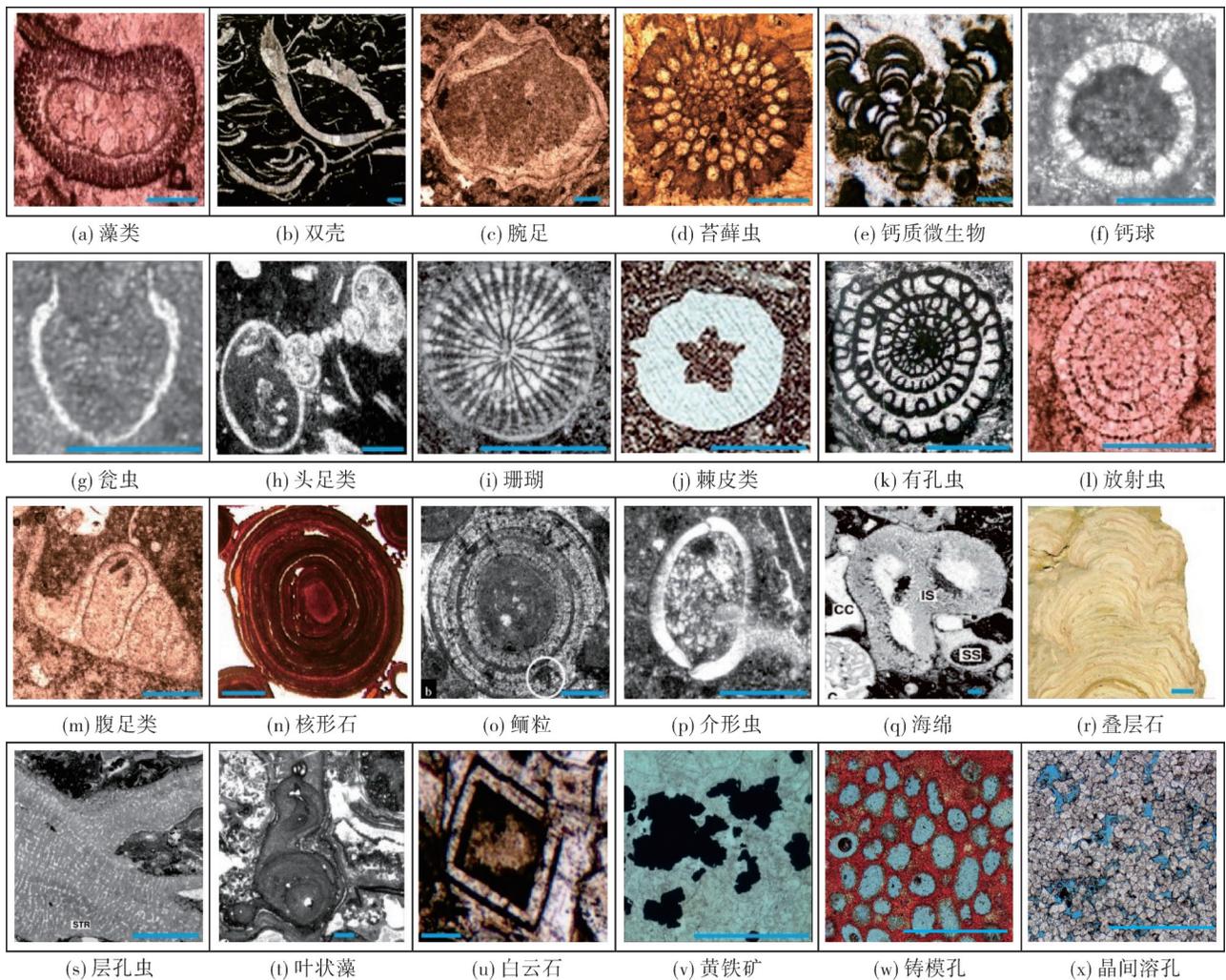
碳酸盐岩薄片图像识别的关键在于非生物颗粒和生物化石提取、沉积结构提取。由于卷积神经网络的3个优势(图像分类、语义分割、目标识别)^[48-49],使得该技术在识别化石等碳酸盐岩颗粒方面效果较好。用于碳酸盐岩颗粒识别的经典卷积神经网络模型有 AlexNet、VGG、ResNet、InceptionNet 等模型^[47],在针对化石颗粒进行的图像分类、目标检测和语义分割等多种图像识别中均有较好的效果。Marchant 等^[50-51]利用卷积神经网络对有孔虫实体化石的图像集进行了分类和自动识别,但仅限于使用已有数据库图像进行化石识别,并未在实际生产环境中进行测试。该研究虽然只是针对实体化石,但是对于薄片下鉴定生物化石仍然具有借鉴和参考意义。Liu 等^[41]利用深度卷积神经网络对碳酸盐岩薄片中的22类颗粒(图2),共3万多个化石和非化石颗粒图像进行了识别分析,均取得较高的识

别准确率。余晓露等^[47]基于 ResNet 卷积神经网络生物化石分类方法,对有孔虫等简单的生物化石进行了识别,效果较好。也有研究者进行了孢粉及花粉类型的分类以及放射虫的识别^[52]。

卷积神经网络模型对一定尺度范围内较为规则的形态具有较好的分类,对于超出阈值范围具有相同物质成分而形态不一的物质的分类则精度不高,模型的泛化效果有限。有研究认为对碳酸盐岩不同组构的颜色、形态、纹理特征等差异特征进行提取,将有助于对碳酸盐岩进行岩石类型划分和沉积相划分^[53]。如 Patel 等^[54]通过从石灰岩图像中提取颜色、形态和纹理特征并输入概率神经网络(PNN),实现了对石灰岩的较好分类。此外,人-机结合的岩石显微结构图像系统分析方法利用图像

增强处理、非监督分类、图像密度分割等方法,将颜色信息与纹理描述相结合,结合专家知识决策,提取岩石薄片较为明显的形迹特征信息,取得了一定的成效^[55]。机器学习中的许多方法,如生成对抗网络(GAN)^[56-57],3D 打印技术中的图像信息提取^[58],模仿生物神经网络的结构和功能来智能识别矿物的人工神经网络,与针对化学数据分类的随机森林等都可以用于碳酸盐岩图像智能识别。

利用深度学习的算法不仅可以实现薄片图像中生物化石等颗粒的智能识别,也可以实现矿物以及不同类型孔隙的智能识别(图2),但一直以来研究进展缓慢,而且没有广泛推广应用,关键在于没有建立合适的目标检测模型以验证识别精度^[47]。生成的模型需要结合人工标注不断调整校正优化,



注: ①照片g的比例尺长度为0.05 mm, 照片f,l,u的比例尺长度为0.1 mm, 其他照片的比例尺长度为0.5 mm; ②铸模孔和晶间溶孔照片中的蓝色指示孔隙。

图2 碳酸盐岩中主要的生物化石、非生物颗粒、矿物和孔隙(照片a—v引自文献[41])

Fig. 2 Main fossils, abiotic particles, minerals, and pores in carbonate rocks (photos a—v cited from reference [41])

同时需要建立碳酸盐岩薄片图像数据库,增加样本数量,引进迁移学习的功能,拓展碳酸盐岩薄片图像人工智能识别的范围和精度。

2.6 统计和定名

碳酸盐岩薄片图像的人工智能识别最终要实现不同结构组分、矿物、孔隙等要素的含量统计,并依据岩石命名原则进行定名,确定面孔率,建立碳

酸盐岩薄片鉴定表。

碳酸盐岩的岩性定名多采用 Folk^[59] 和 Dunham^[60] 的分类,根据能否识别沉积结构、是否为颗粒支撑以及颗粒含量、颗粒类型来进行定名。从碳酸盐岩薄片人工智能鉴定角度命名,需要明确命名组构在图像内所占的面积,再结合沉积结构能否识别,以及颗粒类型、粒径大小等因素来进行命名,见表3。

表3 碳酸盐岩薄片人工智能鉴定命名规则(据文献[59-61],有修改)

Table 3 Denomination specification for artificial intelligence identification of carbonate thin sections (modified from reference [59-61])

岩石大类	分类	特点	示例
能识别 颗粒结构	灰泥支撑	泥晶灰岩/白云岩	颗粒所占面积 < 10%
		粒泥灰岩/白云岩	颗粒所占面积 10%~25%, 可指出颗粒类型
	颗粒支撑	泥粒灰岩/白云岩	颗粒所占面积 25%~50%, 可指出颗粒类型
		颗粒灰岩/白云岩	颗粒所占面积 > 50%, 可指出颗粒类型
无法识别 颗粒结构	生物成因岩	礁灰岩/礁云岩	大型生物化石所占面积 > 50%
		微生物丘灰岩/白云岩	微生物捕获粘胶所占面积 > 50%
结晶碳酸盐岩 (不能识别沉积结构)	粉晶灰岩/白云岩	晶粒粒径为 0.03~0.1 mm	
	细晶灰岩/白云岩	晶粒粒径为 0.1~0.25 mm	
	中晶灰岩/白云岩	晶粒粒径为 0.25~0.5 mm	
	粗晶灰岩/白云岩	晶粒粒径为 0.5~2 mm	
	巨晶灰岩/白云岩	晶粒粒径 > 2 mm	
混积碳酸盐岩	砂质灰岩/白云岩	陆源颗粒所占面积 25%~50%	
	膏云岩	石膏所占面积 25%~50%	
	泥质灰岩/白云岩	黏土矿物所占面积 15%~25%	

3 存在问题及发展方向

3.1 存在的问题

不同于碎屑岩、火成岩和变质岩等以矿物识别为主的岩石类型,碳酸盐岩薄片的矿物类型相对较为单一,但结构组分和成岩作用复杂,在智能识别中存在不少问题。

(1) 目标检测与语义分割

由于碳酸盐岩存在从结构组分、矿物组分和孔隙3种不同角度进行的标签分类,加之白云石化作用的影响,在利用目标检测和语义分割进行标注和识别时,3种分类对象存在语义分割不明确的问题,例如:方解石充填物/胶结物在结构组分上属于充填物/胶结物,而矿物成分为方解石;不同程度白云石化的鲕粒在结构组分上属于鲕粒,而矿物成分为白云石。因此,需要从结构组

分、矿物组分和孔隙3个方面建立平行的标签分类,从而避免语义分割不明确给后续统计和定名造成混乱。然而,对于存在白云石化、重结晶、溶蚀作用等多期成岩作用影响的碳酸盐岩,如果在期次划分和标签确定中存在认知不统一,则在进行语义分割时很难进行明确区分。在确定标签定义时,如果不能建立分类级别清楚的架构,容易导致后续识别出现大量的问题。

(2) 含量统计和定名问题

碳酸盐岩定名需要考虑不同颗粒和白云石的含量。由于成岩作用的影响,碳酸盐岩颗粒可能经历了改造,其标签属性是否可以不变?例如,鲕粒内部发生(部分)白云石化,统计鲕粒含量时,白云石是否去除?还是从结构组分角度和矿物组分的角度分别进行统计,例如鲕粒含量占60%,白云石含量占40%,则定名为白云质鲕粒灰岩(表4)?

表4 鲕粒碳酸盐岩智能识别命名示例
Table 4 Example of intelligence identification and naming of oolitic carbonate rocks

岩性定名	结构组分含量/%		矿物组分含量/%	
	鲕粒	填隙物	白云石	方解石
白质鲕粒灰岩	60	40	40	60
灰质鲕粒白云岩	60	40	60	40
含鲕粒白云质灰岩	15	85	30	70
含鲕粒灰质白云岩	15	85	70	30

(3) 颗粒碎片问题

由于薄片尺寸大小限制、切片原因、成岩改造以及碳酸盐岩颗粒本身不完整等因素,薄片中所显示的有些内碎屑颗粒、生物化石仅有碎片,无法显示全貌,不仅导致语义分割的混乱,也会给智能鉴定带来困难,需要碳酸盐岩专业人员根据颗粒碎片的内部结构识别出颗粒类型,并划分到对应的标签类型中,再通过深度学习,寻找同类型颗粒碎片内部结构的共性特征加以鉴定。

(4) 孔隙问题

孔隙的确定需要铸体薄片,但是由于碳酸盐岩中存在孤立孔、体腔孔、微小孔等环氧树脂无法充注进去的孔隙,因此智能识别出来的孔隙比实际要少。另外,碳酸盐岩的孔隙结构较为复杂、类型多样,目前智能判别孔隙类型十分困难,缺少有效的方法(如粒间孔/粒间溶孔,粒内孔/粒内溶孔的区分),需要专业人员人工识别,建立特殊孔隙的标签并应用到机器学习中,从而避免系统误差。

(5) 染色问题

由于茜素红+铁氰化钾混合液染色有时效,如果薄片照相时间过晚会导致染色效果下降,对识别效果影响较大;人工染色不均匀的问题也会影响判断。

(6) 图像精度和放大倍数问题

由于薄片制作和成像设备精度、调焦等原因,薄片图像可能存在精度不高的问题,会导致原始图像中一些细小的矿物、孔隙、喉道的边缘模糊而无法进行提取是碳酸盐岩薄片图像智能识别亟待解决的问题。许多碳酸盐岩颗粒(如鲕粒/豆粒,粉砂/细砂/中砂/粗砂,砂屑/砾屑)需要根据大小进行识别、区分,因此智能识别时需要结合比例尺和放大倍数考虑颗粒类型。

(7) 人工标注样本问题

人工智能薄片鉴定需要人工标注与智能识别

结合进行,深度学习需要依赖足够多的人工标注样本和标签,目前样本数量少、类别少、模型泛化能力不足的状况难以支撑高吻合率的智能识别。

(8) 算法问题

针对不同的结构组分,选用什么样的算法能够使得识别效果最优,仍然值得深入研究;深度网络识别模型在准确性和快速性方面仍有改进空间。薄片智能识别在油气勘探开发领域应用的重点是储层研究,应当研发相应的算法并应用于储层评价、成岩作用和沉积微相识别中^[25],从而形成一套基于智能薄片鉴定的定量、准确的储层研究方法。

3.2 碳酸盐岩人工智能研究的发展方向

碳酸盐岩人工智能鉴定是碳酸盐岩研究的必然趋势,不仅应当立足于薄片镜下图像的识别,今后的发展还应包括:

(1) 碳酸盐岩宏观和微观图像人工智能的综合鉴定。不仅限于薄片偏光照片中的透明造岩矿物^[62],重矿物、沥青等不透明组构、薄片的阴极发光照片、电子探针背散射照片等也需要通过反射光以及其他识别手段达到智能鉴定。CT、扫描电镜、岩心扫描等实验手段获取的碳酸盐岩图像也是后续人工智能鉴定的重要内容,值得开展进一步的研究工作,以达到全面的碳酸盐岩岩石类型、孔隙结构的人工智能鉴定。碳酸盐岩沉积现象十分丰富,是判断沉积环境并进行其他研究的基础,因此碳酸盐岩沉积构造图像和沉积微相的人工智能识别是碳酸盐岩研究智能化的重要内容。

(2) 针对碳酸盐岩的核心算法研究。由于碳酸盐岩的特殊性,有必要建立基于碳酸盐岩的深度学习算法,从而提升碳酸盐岩识别智能化水平。

(3) 碳酸盐岩测井资料、地球物理资料的智能解释。许多无岩石样品的碳酸盐岩资料分析耗费了大量的人工成本,测井资料和地球物理资料的智能解释也是未来碳酸盐岩智能识别的发展方向。

(4) 建立碳酸盐岩图像数据库。大数据背景下,不同地区碳酸盐岩图像数据库的建立是必不可少的,包括薄片图像数据库、各项地球化学分析图像数据库以及沉积现象数据库等^[63]数据库,这也是开展深度学习所需样本的来源^[7],有助于提高后期识别吻合率。

由于碳酸盐岩的复杂性,仍需要将地质人员专

业知识与后期监督学习、建模有机结合,通过图像切割和图像处理手段提高智能识别精度,从而提高识别不同结构组分和颗粒类型的吻合率,向高效率、高分辨率、高精度、高准确度的方向发展。

参考文献

- [1] 胡安平,沈安江,王永生,等.海相碳酸盐岩储层实验分析技术进展及应用[J].海相油气地质,2020,25(1):1-11.
HU Anping, SHEN Anjiang, WANG Yongsheng, et al. The progress and application of experimental analysis technology for marine carbonate reservoir[J]. Marine origin petroleum geology, 2020, 25(1): 1-11.
- [2] 周永章,王俊,左仁广,等.地质领域机器学习、深度学习及实现语言[J].岩石学报,2018,34(11):3173-3178.
ZHOU Yongzhang, WANG Jun, ZUO Renguang, et al. Machine learning, deep learning and Python language in field of geology[J]. Acta petrologica sinica, 2018, 34(11): 3173-3178.
- [3] LIU Ye, ZHANG Qidi, ZHANG Nan, et al. Enhancement of thin-section image using super-resolution method with application to the mineral segmentation and classification in tight sandstone reservoir[J]. Journal of petroleum science and engineering, 2022, 216: 110774.
- [4] 吕娜.人工智能之父:John McCarthy[J].程序员,2010(11):8.
Lǚ Na. Father of AI: John McCarthy [J]. Programmer, 2010 (11): 8.
- [5] TURING A M. Computing machinery and intelligence [J]. Mind, 1950, 59(236): 433-460.
- [6] 朱君,张俊坤,陈尧,等.基于深度学习的显微镜下岩石薄片识别[J].现代信息科技,2022,6(24):66-68.
ZHU Jun, ZHANG Junkun, CHEN Yao, et al. Rock slice recognition under microscope based on deep learning [J]. Modern information technology, 2022, 6(24): 66-68.
- [7] 李灿锋,刘达,周德坤,等.人工智能在地质领域的应用与展望[J].矿物岩石地球化学通报,2022,41(3):668-677.
LI Canfeng, LIU Da, ZHOU Dekun, et al. Application and prospect of artificial intelligence in the field of geology [J]. Bulletin of mineralogy, petrology and geochemistry, 2022, 41 (3): 668-677.
- [8] 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 Ye, LI Mingchao, HAN Shuai. Automatic identification and classification in lithology based on deep learning in rock images[J]. Acta petrologica sinica, 2018, 34(2): 333-342.
- [9] 白林,姚钰,李双涛,等.基于深度学习特征提取的岩石图像矿物成分分析[J].中国矿业,2018,27(7):178-182.
BAI Lin, YAO Yu, LI Shuangtao, et al. Mineral composition analysis of rock image based on deep learning feature extrac-
- tion[J]. China mining magazine, 2018, 27(7): 178-182.
- [10] 张涛.用神经网络研究元素与岩浆岩、沉积岩岩性及沉积岩矿物的关系[D].西安:西北大学,2016.
ZHANG Tao. The relationships between rock elements and the igneous rocks, the lithologic discrimination and mineral identification of sedimentary rocks: a study based on the method of artificial neural network [D]. Xi'an: Northwest University, 2016.
- [11] 徐述腾,周永章.基于深度学习的镜下矿石矿物的智能识别实验研究[J].岩石学报,2018,34(11):3244-3252.
XU Shuteng, ZHOU Yongzhang. Artificial intelligence identification of ore minerals under microscope based on deep learning algorithm [J]. Acta petrologica sinica, 2018, 34(11): 3244-3252.
- [12] 叶润青,牛瑞卿,张良培,等.基于图像分类的矿物含量测定及精度评价[J].中国矿业大学学报,2011,40(5):810-815,822.
YE Runqing, NIU Ruiqing, ZHANG Liangpei, et al. Mineral contents determination and accuracy evaluation based on classification of petrographic images [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2011, 40(5): 810-815, 822.
- [13] 叶润青,牛瑞卿,张良培.基于多尺度分割的岩石图像矿物特征提取及分析[J].吉林大学学报(地球科学版),2011,41(4):1253-1261.
YE Runqing, NIU Ruiqing, ZHANG Liangpei. Mineral features extraction and analysis based on multiresolution segmentation of petrographic images [J]. Journal of Jilin University (earth science edition), 2011, 41(4): 1253-1261.
- [14] PERRING C S, BARNES S J, VERRALL M, et al. Using automated digital image analysis to provide quantitative petrographic data on olivine-phyric basalts[J]. Computers & geosciences, 2004, 30(2): 183-195.
- [15] 彭媛媛,李世超,陈曼云,等.透明矿物薄片鉴定的计算机检索方法[J].吉林大学学报(地球科学版),2006(增刊1):238-240.
PENG Yuanyuan, LI Shichao, CHEN Manyun, et al. A retrieval method for identification of nonopaque mineral thin-section through computer [J]. Journal of Jilin University (earth science edition), 2006(S1): 238-240.
- [16] FABBRI A G. Image processing of geological data [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc, 1984: 224.
- [17] 王志敬,成秋明.P-A分形模型定量度量糜棱岩变形过程中石英微结构的变化[J].地球科学(中国地质大学学报),2006,31(3):361-365.
WANG Zhijing, CHENG Qiuming. Characterization of micro-texture of quartz mylonite deformation process using fractal P-A model [J]. Earth science (Journal of China University of Geosciences), 2006, 31(3): 361-365.
- [18] 李增华,成秋明,谢淑云,等.云南个旧期北山七段玄武岩

- 中磁黄铁矿结构变化分形特征[J]. 地球科学(中国地质大学学报), 2009, 34(2): 275-280.
- LI Zenghua, CHENG Qiuming, XIE Shuyun, et al. Application of P-A fractal model for characterizing distributions of pyrrhotites in seven layers of basalts in Gejiu District, Yunnan, China[J]. Earth science (Journal of China University of Geosciences), 2009, 34(2): 275-280.
- [19] GOODCHILD J S, FUETEN F. Edge detection in petrographic images using the rotating polarizer stage[J]. Computers & geosciences, 1998, 24(8): 745-751.
- [20] SOLYMAR M, FABRICIUS I L. Image analysis and estimation of porosity and permeability of Arnager Greensand, Upper Cretaceous, Denmark [J]. Physics and chemistry of the earth, part a: solid earth and geodesy, 1999, 24(7): 587-591.
- [21] VAN DEN BERG E H, MEESTERS A G C A, KENTER J A M, et al. Automated separation of touching grains in digital images of thin sections [J]. Computers & geosciences, 2002, 28(2): 179-190.
- [22] FRANCUS P. An image-analysis technique to measure grain-size variation in thin sections of soft elastic sediments [J]. Sedimentary geology, 1998, 121(3/4): 289-298.
- [23] ZHOU Ye, STARKEY J, MANSINHA L. Segmentation of petrographic images by integrating edge detection and region growing[J]. Computers & geosciences, 2004, 30(8): 817-831.
- [24] THOMPSON S, FUETEN F, BOCKUS D. Mineral identification using artificial neural networks and the rotating polarizer stage[J]. Computers & geosciences, 2001, 27(9): 1081-1089.
- [25] DONG Shaoqun, ZENG Lianbo, XU Chaoshui, et al. A novel method for extracting information on pores from cast thin-section images [J]. Computers & geosciences, 2019, 130(9): 69-83.
- [26] SINGH N, SINGH T N, TIWARY A, et al. Textural identification of basaltic rock mass using image processing and neural network [J]. Computational geosciences, 2010, 14(2): 301-310.
- [27] 陈钊民. 基于深度学习的多标签图像学习算法及其应用研究[D]. 南京: 南京大学, 2021.
- CHEN Zhaomin. Research on deep learning based multi-label image learning algorithm and application [D]. Nanjing: Nanjing University, 2021.
- [28] 阿斯顿·张, 扎卡里·C 立顿, 李沐, 等. 动手学深度学习 [M]. 何孝霆, 瑞潮儿·胡, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2023: 1-412.
- ZHANG Aston, LIPTON Z C, LI Mu, et al. Dive into deep learning [M]. HE Xiaoting, HU Ruichao Er, Trans. Beijing: Posts&Telecom Press, 2022, 1-412.
- [29] 范思萌, 王梅, 李东旭, 等. 基于C-VGG16的岩性识别 [C]//2021 国际石油石化技术会议(2021IPPTC)论文集. 北京: 陕西省石油学会, 西安石油大学, 成都理工大学, 2021: 792-802.
- FAN Simeng, WANG Mei, LI Dongxu, et al. Lithology identification using C-VGG16 [C]//2021 International Petroleum and Petrochemical Technology Conference (2021IPPTC) proceedings. Beijing: Shaanxi Petroleum Society, Xi'an Shiyou University, Chengdu University of Technology, 2021: 792-802.
- [30] 程国建, 马微, 魏新善, 等. 基于图像处理与神经网络的岩石组构识别[J]. 西安石油大学学报(自然科学版), 2013, 28(5): 105-110.
- CHENG Guojian, MA Wei, WEI Xinshan, et al. Research of rock texture identification based on image processing and neural network [J]. Journal of Xi'an Shiyou University (natural science), 2013, 28(5): 105-110.
- [31] 程国建, 杨静, 黄全舟, 等. 基于概率神经网络的岩石薄片图像分类识别研究[J]. 科学技术与工程, 2013, 13(31): 9231-9235.
- CHENG Guojian, YANG Jing, HUANG Quanzhou, et al. Rock image classification recognition based on probabilistic neural networks [J]. Science technology and engineering, 2013, 13(31): 9231-9235.
- [32] 程国建, 刘丽婷. 深度学习算法应用于岩石图像处理的可操作性研究[J]. 软件导刊, 2016, 15(9): 163-166.
- CHENG Guojian, LIU Liting. Feasibility study on the application of deep learning algorithm in rock image processing [J]. Software guide, 2016, 15(9): 163-166.
- [33] LIU He, REN Yili, LI Xin, et al. Rock thin-section analysis and identification based on artificial intelligent technique [J]. Petroleum science, 2022, 19(4): 1605-1621.
- [34] 严雷, 杨晓刚, 郭鸿飞, 等. 结合图像识别的移动增强现实系统设计与应用[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(2): 184-191.
- YAN Lei, YANG Xiaogang, GUO Hongfei, et al. Mobile augmented reality system design and application based on image recognition [J]. Journal of image and graphics, 2016, 21(2): 184-191.
- [35] 陈洪建, 向滔, 柳春源, 等. 基于卷积神经网络岩石样本识别方法[J]. 计算机科学与应用, 2022, 12(7): 1765-1780.
- CHEN Hongjian, XIANG Tao, LIU Chunyuan, et al. Rock sample recognition method based on convolution neural network [J]. Computer science and application, 2022, 12(7): 1765-1780.
- [36] 康文龙, 王广桢, 蒲志新, 等. 基于云计算平台的图像识别技术研究[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(6): 30-32, 35.
- KANG Wenlong, WANG Guangzhen, PU Zhixin, et al. Research on image recognition technology based on cloud computing platform [J]. Transducer and microsystem technologies, 2018, 37(6): 30-32, 35.
- [37] 张国云, 郭龙源, 吴健辉, 等. 计算机视觉与图像识别[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 1-165.
- ZHANG Guoyun, GUO Longyuan, WU Jianhui, et al. Comput-

- er vision and image recognition [M]. Beijing: Science Press, 2012: 1-165.
- [38] 韦鹏程, 张向华, 彭亚飞. 基于人工智能的知识图谱技术研究 [M]. 北京: 中国原子能出版社, 2021: 1-249.
WEI Pengcheng, ZHANG Xianghua, PENG Yafei. Research on knowledge graph technology based on artificial intelligence [M]. Beijing: China Atomic Energy Press, 2021: 1-249.
- [39] 蒋树强, 闵巍庆, 王树徽. 面向智能交互的图像识别技术综述与展望 [J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(1): 113-122.
JIANG Shuqiang, MIN Weiqing, WANG Shuhui. Survey and prospect of intelligent interaction-oriented image recognition techniques [J]. Journal of computer research and development, 2016, 53(1): 113-122.
- [40] 刘鹏宇. 智能识别: 人机交互的桥梁 [J]. 互联网经济, 2016(1): 12-15.
LIU Pengyu. Intelligent recognition: a bridge for human-computer interaction [J]. The internet economy, 2016(1): 12-15.
- [41] LIU Xiaokang, SONG Haijun. Automatic identification of fossils and abiotic grains during carbonate microfacies analysis using deep convolutional neural networks [J]. Sedimentary geology, 2020, 410: 105790.
- [42] MARMO R, AMODIO S, TAGLIAFERRI R, et al. Textural identification of carbonate rocks by image processing and neural network: methodology proposal and examples [J]. Computers & geosciences, 2005, 31(5): 649-659.
- [43] CAJA M Á, PEÑA A C, CAMPOS J R, et al. Image processing and machine learning applied to lithology identification, classification and quantification of thin section cutting samples [C]. Calgary, Alberta: SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 2019.
- [44] 郝慧珍, 顾庆, 胡修棉. 基于机器学习的矿物智能识别方法研究进展与展望 [J]. 地球科学, 2021, 46(9): 3091-3106.
HAO Huizhen, GU Qing, HU Xiumian. Research advances and prospective in mineral intelligent identification based on machine learning [J]. Earth science, 2021, 46(9): 3091-3106.
- [45] CHENG Guojian, GUO Wenhui. Rock images classification by using deep convolution neural network [C]//The 2nd Annual International Conference on Information System and Artificial Intelligence (ISAI2017). China: IOP Publishing Ltd, 2017: 012089.
- [46] ALIGHOLI S, KHAJAVI R, RAZMARA M. Automated mineral identification algorithm using optical properties of crystals [J]. Computers & geosciences, 2015, 85(12, Part A): 175-183.
- [47] 余晓露, 叶恺, 杜崇娇, 等. 基于卷积神经网络的碳酸盐岩生物化石显微图像识别 [J]. 石油实验地质, 2021, 43(5): 880-885, 895.
YU Xiaolu, YE Kai, DU Chongjiao, et al. Microscopic recognition of micro fossils in carbonate rocks based on convolutional neural network [J]. Petroleum geology and experiment, 2021, 43(5): 880-885, 895.
- [48] RUBO R A, DE CARVALHO CARNEIRO C, MICHELON M F, et al. Digital petrography: mineralogy and porosity identification using machine learning algorithms in petrographic thin section images [J]. Journal of petroleum science and engineering, 2019, 183: 106382.
- [49] 苏程, 朱孔阳. 岩石薄片图像智能分析研究进展 [J]. 矿物岩石地球化学通报, 2023, 42(1): 13-25.
SU Cheng, ZHU Kongyang. Research progress of intelligent image analysis for petrographic thin section images [J]. Bulletin of mineralogy, petrology and geochemistry, 2023, 42(1): 13-25.
- [50] MARCHANT R, TETARD M, PRATIWI A, et al. Automated analysis of foraminifera fossil records by image classification using a convolutional neural network [J]. Journal of micropalaeontology, 2020, 39(2): 183-202.
- [51] MARCHANT R, TETARD M, PRATIWI A, et al. Classification of down-core foraminifera image sets using convolutional neural networks [J]. Journal of micropalaeontology, 2019: 840926.
- [52] FRANCE I, DULLER A W G, DULLER G A T, et al. A new approach to automated pollen analysis [J]. Quaternary science reviews, 2000, 19(6): 537-546.
- [53] GHARECHELOUS S, AMINI A, BOHLOLI B, et al. Relationship between the sedimentary microfacies and geomechanical behavior of the Asmari Formation carbonates, southwestern Iran [J]. Marine and petroleum geology, 2020, 116(4): 104306.
- [54] PATEL A K, CHATTERJEE S. Computer vision-based limestone rock-type classification using probabilistic neural network [J]. Geoscience frontiers, 2016, 7(1): 53-60.
- [55] 刘延保, 曹树刚, 刘玉成, 等. 应用支持向量机处理岩土材料的细观图像 [J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2008, 31(7): 720-724.
LIU Yanbao, CAO Shugang, LIU Yucheng, et al. Application of a support vector machine to meso-structural image analysis of geomaterials [J]. Journal of Chongqing University (natural science edition), 2008, 31(7): 720-724.
- [56] NANJO T, TANAKA S. Carbonate lithology identification with machine learning [C]. Abu Dhabi: Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference, 2019.
- [57] NANJO T, TANAKA S. Carbonate lithology identification with generative adversarial networks [C]. Dhahran: International Petroleum Technology Conference, 2020.
- [58] TETARD M, MARCHANT R, CORTESE G, et al. Technical note: a new automated radiolarian image acquisition, stacking, processing, segmentation, and identification workflow [J]. Climate of the past, 2020, 16(6): 2415-2429.
- [59] FOLK R L. Practical petrographic classification of lime-

- stones1[J]. AAPG bulletin, 1959, 43(1): 1-38.
- [60] DUNHAM R J. Classification of carbonate rocks according to depositional texture[M]//HAM W E. Classification of carbonate rocks: a symposium. Tarsa: AAPG, 1962.
- [61] 赵文智, 沈安江, 乔占峰, 等. 白云岩成因类型、识别特征及储集空间成因[J]. 石油勘探与开发, 2018, 45(6): 923-935.
- ZHAO Wenzhi, SHEN Anjiang, QIAO Zhanfeng, et al. Genetic types and distinguished characteristics of dolomite and the origin of dolomite reservoirs [J]. Petroleum exploration and development, 2018, 45(6): 923-935.
- [62] ROSS B J, FUETEN F, YASHKIR D Y. Automatic mineral identification using genetic programming[J]. Machine vision and applications, 2001, 13(2): 61-69.
- [63] 唐大麟. 人工智能赋能油气行业向高质量跃升: 访中国工程院院士刘合[J]. 中国石油企业, 2021(4): 24-27.
- TANG Dalin. Artificial intelligence empowers the oil and gas industry to leap to high quality: interview with Liu He, Academician of the CAE Member [J]. China petroleum enterprise, 2021(4): 24-27.

编辑:张润合

Research on artificial intelligence identification approach for carbonate thin sections based on deep learning

ZHANG Jie, SHEN Anjiang, HU Anping, ZHOU Jingao, SHE Min, HAN Mingshan

Abstract: Thin section identification is the basis of various geological work such as research on sedimentation, diagenesis, and reservoir of carbonate rocks. Carbonate rocks have strong heterogeneity, various structural components and particle types. The artificial thin section identification is subjective, difficult, time-consuming and labor-intensive, and not easy to be widely popularized. In the big data and artificial intelligence (AI) background, it is promising to increase the efficiency by applying AI identification technology. This study summarized the research status and analyzed the existed problems in AI identification of carbonate thin sections. The main contents of AI identification of carbonate thin sections include: (1) Preparation of thin sections and image processing. Dyeing thin sections with no-cover glass are the basis of later recognition. The blue casting thin sections are significant for pore recognition. Photos should be captured under different optical property including PPL and XPL with different rotation degree. Image pre-processing and segmentation can help to increase the later identification. The establishment of carbonate thin section database is the basis of AI identification. (2) Based on the prior knowledge of carbonate professionals, the structural components, mineral components and pore types of the image are classified, label classification is established, and manual labeling is carried out by carbonate professionals. It is established that the classification chart of major component labels in carbonate thin sections. The establishment of label database can contribute to further machine learning. (3) The convolution neural network and deep learning are introduced into the labeled thin section images, which can learn and discriminate the morphology and internal structure of various components. The knowledge graph of the thin section image labels is established by combination of machine learning and manual correction, which can classify rock types, recognize sedimentary structures and grain types. (4) It is performed that intelligence recognition of structural components, mineral components and pore types and contents. The denomination specification for AI identification of carbonate thin sections is established. Automatically denomination would be achieved. There are still problems including label sample amount, indeterminate semantic object segmentation, diagenesis, etc, which need further research. The future development directions of AI carbonate identification include the identification of core-outcrop-microscopic image, geochemical image (CT, SEM, FL, etc.), interpretation of logging and geophysical data.

Key words: carbonate thin section; artificial intelligence identification; rock structural components; knowledge graph; label database

ZHANG Jie, First author: MSc, Senior Engineer, mainly engaged in sedimentology and reservoir geology of carbonate rocks. Add: PetroChina Hangzhou Research Institute of Geology, No.920 Xixi Rd., Xihu District, Hangzhou, Zhejiang 310023, China