

引用本文: 税蕾蕾, 邱琨祁, 万欢, 等. 渤海海域新生代孢粉化石智能识别[J]. 石油实验地质, 2024, 46(6): 1362-1370. DOI: 10.11781/sysydz2024061362.

SHUI Leilei, QIU Kunqi, WAN Huan, et al. Intelligent identification of Cenozoic spore and pollen fossils in Bohai Sea area[J]. Petroleum Geology & Experiment, 2024, 46(6): 1362-1370. DOI: 10.11781/sysydz2024061362.

渤海海域新生代孢粉化石智能识别

税蕾蕾¹, 邱琨祁¹, 万欢², 龚胜利², 陆文凯³, 魏文艳¹, 王永浩³, 庾永钊¹

1. 中海油能源发展股份有限公司 工程技术分公司 中海油实验中心, 天津 300459;

2. 中海油能源发展股份有限公司 工程技术分公司, 天津 300452;

3. 清华大学 信息科学技术学院 自动化系, 北京 100084

摘要: 通过鉴定古生物化石类别信息和分布情况, 可以为地质年代、古沉积环境及油气勘探工作提供重要信息。但传统古生物化石鉴定工作耗时耗力, 人工依赖性高, 难以满足当前快速勘探评价的需要。鉴于孢粉化石图像数量有限、属种分类多、具有科、属、种的特定分类逻辑等特点, 围绕孢粉化石图像处理、化石图像筛选、化石目标检测、化石分类识别等方面, 通过利用目标检测深度学习、标签松弛等技术, 改进了有效化石筛选和孢粉化石分类识别的智能化水平。以渤海海域浅层新生代孢粉化石鉴定为例, 采用 YOLOv5 和 DenseNet 等神经网络开发了一套孢粉化石智能识别方法, 其平均识别准确率达 94%, 基本满足了孢粉化石鉴定实际生产准确性要求, 可以辅助人工开展古生物化石鉴定工作。该方法将各种深度学习技术与古生物领域专业知识有效结合, 并从数据和模型 2 个角度相结合, 提高了识别模型的泛化能力与识别精度, 并得以实际应用, 使得能够在减少时间人力成本的前提下提供准确的鉴定结果, 证实了人工智能技术在传统古生物鉴定领域的可行性。

关键词: 孢粉化石; 智能筛选; 目标检测; 智能识别; 深度学习; 渤海

中图分类号: TE135

文献标识码: A

DOI: 10.11781/sysydz2024061362

Intelligent identification of Cenozoic spore and pollen fossils in Bohai Sea area

SHUI Leilei¹, QIU Kunqi¹, WAN Huan², GONG Shengli², LU Wenkai³,

WEI Wenyan¹, WANG Yonghao³, YU Yongzhao¹

1. CNOOC Central Laboratory, Ener Tech-Drilling & Production Co., CNOOC, Tianjin 300459, China;

2. Ener Tech-Drilling & Production Co., CNOOC, Tianjin 300452, China;

3. Department of Automation, School of Information Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract: The identification of paleontological fossil types and their distribution provides important information for geochronological, paleoenvironmental studies, and oil and gas exploration. However, traditional fossil identification methods are time-consuming, labor-intensive, and highly dependent on manual efforts, making it difficult to meet the current demand for rapid exploration and evaluation. Given the limited number of spore and pollen fossil images, the complex classification of taxa, and the specific taxonomy of family, genus, and species, this research focused on improving the automation for fossil image processing, image screening, object detection, and classification. By utilizing techniques such as deep learning for object detection and label smoothing, the efficiency of fossil screening and spore and pollen fossil classification was significantly enhanced. Taking the identification of the Cenozoic spore and pollen fossils from the Bohai Sea shallow area as a case study, a set of intelligent identification methods was developed using neural networks such as YOLOv5 and DenseNet, with an average identification accuracy of 94%, basically meeting the practical accuracy requirements for fossil identification in production. The system could assist in the manual identification of paleontological fossils. By effectively combining various deep learning techniques with specialized knowledge in paleontology, the generalization ability and recognition accuracy of the identification model were improved from both data and model perspectives. Its successful application demonstrates the feasibility of artificial intelligence in the traditional field of paleontological fossil identification, reducing time

收稿日期 (Received): 2024-05-15; 修订日期 (Revised): 2024-10-16; 出版日期 (Published): 2024-11-28.

作者简介: 税蕾蕾 (1978—), 女, 硕士, 高级工程师, 从事石油地质实验研究、实验数智化研究。E-mail: shuill@cnooc.com.cn.

基金项目: 中国海洋石油集团有限公司科技项目“古生物及岩石薄片智能识别技术研发”(CNOOC-KJ 135KJXM NFGJ2020-05) 资助。

© Editorial Office of Petroleum Geology & Experiment. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

and labor costs while providing accurate results.

Key words: spore and pollen fossil; intelligent screening; object detection; intelligent identification; deep learning; Bohai Sea

渤海海域是海上油气勘探和开发的重要海区, 在新生界中钻遇多套含油层系, 为较典型的陆相含油气盆地^[1]。陆相地层中孢粉化石作为古生物研究中最为重要门类, 为油气勘探中地层及时代划分、生油母质判断和沉积环境恢复等基础地质研究提供重要依据。与现代孢粉不同, 地层中的孢粉分布时代广, 且在地质演化过程中改变了立体的细胞结构, 致使孢粉化石种类繁多、保存较差、相似种类之间差别甚小, 需要精确鉴定其萌发构造、外部形状及纹饰特征来落实属种。

渤海海域海上油气勘探开发工作已有四十多年, 孢粉分析鉴定依旧保持传统的显微镜下人工鉴定的方式, 不仅耗时且技术要求高。近年来相关研究人员开始研究使用人工智能技术来增强孢粉化石鉴定的自动化和智能化程度。人工智能技术的发展从早期的专家系统, 到 2011 年以后发展起来的机器学习方法, 再到现在以卷积神经网络为代表的深度学习^[2-13], 诸多学者利用人工智能技术对花粉及孢粉图像的特征提取^[14]、花粉分类^[15-16]进行了研究; 特别是 THEUERKAUF 等^[17]利用卷积神经网络对湖泊沉积中的特定孢粉化石进行了识别, 在含有陆源碎屑孢粉化石识别中迈出了新的一步, 识别率达到 90%。近年来一些学者利用深度学习, 还对藻类、有孔虫、介形类等多个门类的微体化石进行了智能识别方法的研究^[18-21]。

目前的研究绝大多数都是以现代花粉为样本, 图像的干扰性小、杂质少, 图像保存完整, 特征易于识别, 且数据类别不多, 多以方法研究为主。而渤海海域新生代地层作为勘探主力目的层, 含油层组多, 需识别的孢粉化石种类高达千余种; 且孢粉化石样品中常混有大量的有机质, 图像干扰信息多, 同一类孢粉化石在不同层位的保存状态差异大, 属种特征难识别。属种数量多、识别难度大, 成为开展地层中孢粉化石智能识别方法生产应用的难点。

本文使用深度学习技术和古生物领域专业知识, 结合生产实际需求, 设计了针对渤海海域新生代孢粉化石显微图像的智能分析方法, 提取孢粉化石显微图像识别特征, 进一步提高了孢粉化石图像处理和分析过程的自动化、智能化和精细化程度。通过使用自动化图像分析, 可大幅提升工作效率, 降低专业分析人员的劳动强度, 也可提高现有孢粉

化石图像分析工作的精细度和准确性。

1 样品收集与化石分离

本文孢粉化石样品主要来自于渤海海域新生界沙河街组、东营组、馆陶组、明化镇组(图 1)的岩心、岩屑中。

孢粉化石分析主要采用酸洗和富集的处理方法。首先加入盐酸去除碳酸钙质矿物, 水洗至中性后加入氢氟酸去除硅质矿物。酸处理后的产物采用密度 2.0~2.2 g/cm³ 的重液进行浮选富集, 然后选取孔径为 10 μm 的筛布进行水洗过筛。富集后的样品移至指形管内进行离心脱水, 获得孢粉化石样品。为保证后期图像采集质量, 在样品制片过程中加入稀释的丙三醇, 使孢粉化石均匀分散, 化石在载玻片上压实、静止后通过生物显微镜进行图像信息采集。

2 基于深度学习的孢粉化石识别

本文提出的孢粉化石智能识别工作流程为: 图像采集与预处理、化石目标检测、化石智能识别 3 个部分(图 2)。预处理模块用于对原始化石图像进行预处理和数据增强, 目标检测模块用于实现孢粉化石图像的挑选与孢粉化石定位, 智能识别模块用于实现化石属种类别的划分。

2.1 图像采集与预处理

虽然孢粉化石不像微体化石那样是三维立体

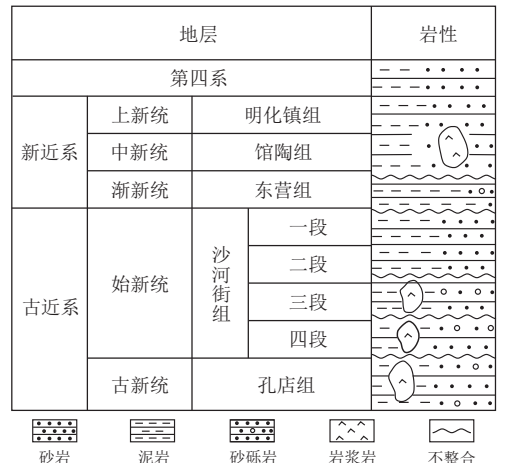


图 1 渤海海域新生界综合柱状图

据徐长贵^[22]修改。

Fig.1 Comprehensive stratigraphic column of Cenozoic in Bohai Sea

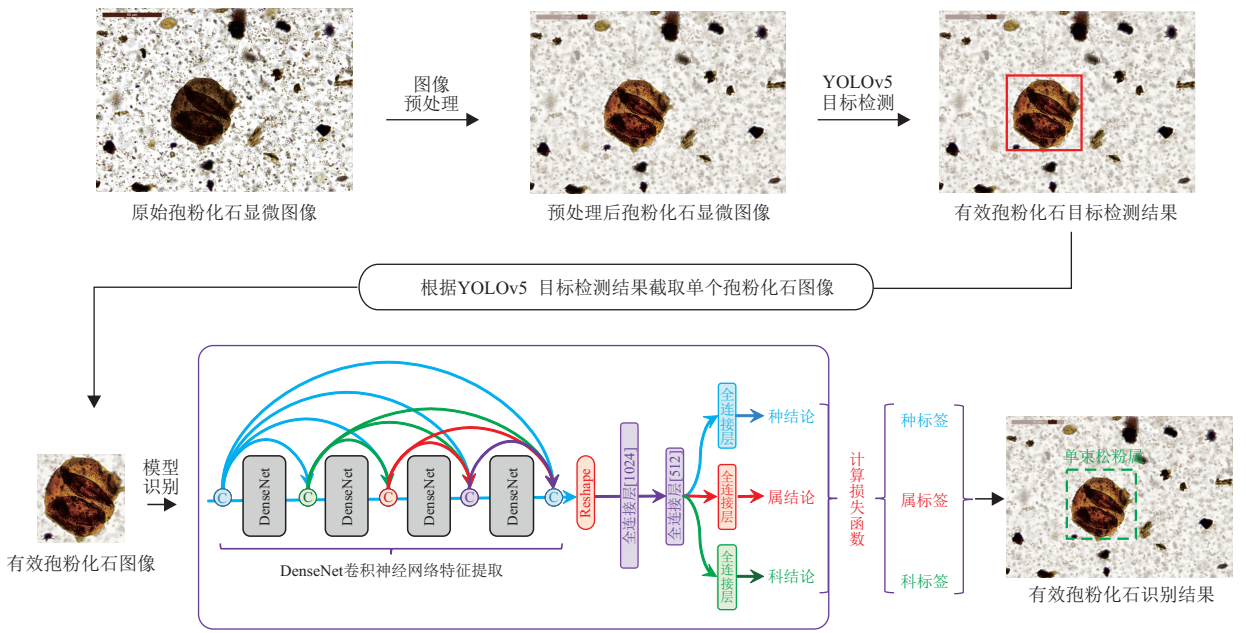


图 2 孢粉化石智能识别流程

Fig.2 Intelligent identification process of spore and pollen fossils

保存的,但仍保留一定立体构造,普通生物显微镜无法实现多焦点聚焦,不能保证一个图像视域中多个化石保持同等清晰。本次研究使用徕卡 DM6B 透视光、荧光生物显微镜,设置放大倍数为 400~500 倍,分辨率为 1 300 万像素,使用逐层扫描景深叠加功能,扫描层数设置 10~12 层最佳,采集的图像质量较好。

本次研究采集了 192 属、352 种的孢粉化石图像共 24 018 幅,涉及孢粉化石 14 040 个。通过使用样本扩增技术,共获得 65 455 幅图像样本,包含

了 97 270 个孢粉化石颗粒,加强了各类训练任务样本的多样性,使得训练模型能学习到更加丰富的孢粉化石图像特征,其鲁棒性和泛化能力得到提高。

为了能够对孢粉化石图像中含有的大量杂质进行剔除,缓解拍摄过程中的模糊问题,增强图像的整体对比度,提升图像质量,采用双边滤波图像去噪、形态学开闭处理去杂质、CLAHE 增强对比度、颜色空间转换增强对比度、图像卷积锐化等技术^[23]对孢粉化石显微图像进行预处理。图 3a 为原始孢粉图像数据,图 3b-f 分别是对原始图像做

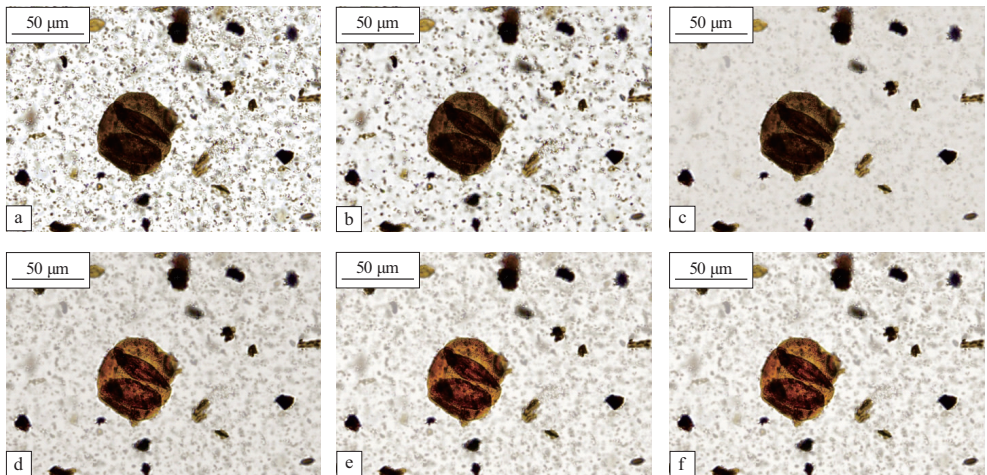


图 3 孢粉化石图像预处理结果示意

样品为单束松粉属孢粉化石,取自 BZ19-6-A 井,2 815 m。

化石样本保存于中海油能源发展股份有限公司工程技术公司中海油实验中心。

a.化石原始图像;b.去噪处理;c.去杂质处理;d.对比度增强处理;e.饱和度增强处理;f.锐化处理。

Fig.3 Preprocessing results of spore and pollen fossil images

去噪、去杂质、对比度增强、饱和度增强、锐化处理后的结果,它们为模型提供了准确、丰富的孢粉化石图像信息。图 3b 中的小颗粒杂质影响被压制;图 3c 为去杂质后孢粉化石的轮廓边缘更加突出;图 3d 的孢粉化石图像结构构造得到增强;图 3e 的孢粉化石纹饰及外壁特征更加明显,增强了辨识度;图 3f 中的锐化结果强化了分类识别特征。

2.2 化石目标检测

2.2.1 化石标注

孢粉化石目标检测和智能识别研究均需要大量准确标注的孢粉化石图像来制作学习样本。本文孢粉化石目标检测数据标注使用单类别标注,使用自主开发的 SporoMarker 标注工具,对 6 800 幅孢粉化石图像进行不同目的的标注。如矩形框标注(图 4a)用于后续的化石目标检测训练;点/线图案标注(图 4b-c)用于标注萌发器官等结构特征,供后续的智能分类识别训练;化石轮廓标注用于后续智能分割的训练和图像样本的扩增(图 3)。特别是对于多刺甲藻属(图 4d)、稀管藻属(图 4e)、盘星藻属(图 4f)等边界具有非常多细节的化石,所提出的标注方法也能取得较为精细的标注结果。用 549 幅孢粉化石图像样本测试了化石轮廓标注(分割)方法的有效性,其化石分割 ACC、分割 IoU、边缘 IoU 分别达到 0.985、0.985 和 0.852。

2.2.2 目标检测模型结构

由于化石薄片本身的特性,无法做到每个视域化石图像中仅包含一个化石,或包含化石为完整化

石,或能够保留全部的化石信息。这里的目标检测就是要能够自动地从孢粉化石显微图像中检测出疑似有效孢粉化石并初步定位,以便后续进一步判断化石的具体分类。

本次研究采用 YOLOv5 (You Only Look Once, YOLO)算法^[24-30]进行孢粉化石图像的智能目标检测。YOLOv5 网络结构^[31]共分为 4 个部分:(1)输入部分(图 5a);(2)网络骨干部分,即特征提取(图 5b);(3)检测网络定位部分,即化石定位(图 5c);(4)网络输出部分(图 5d)。

(1)输入网络。保证输入图像为三通道图像,并将其转化成网络需要的数据格式后送入后续网络。

(2)特征提取网络。由大量卷积层或者残差卷积层、BN(Batch Normalization)层、激活函数层及池化层构成。通过这些层来提取网络输入中的特征图,并且通过下采样的池化层来提取网络输入在不同尺度上的特征,以供后续的定位部分使用。该部分主要涉及 2 个算法,分别是 Focus 方法与 CSP 残差卷积方法。Focus 方法主要用于从高分辨率特征图中周期性抽取像素点重构到低分辨率图像中,提高感受野同时减少了原始信息丢失,并减少了计算量、加快了计算速度。CSP 残差卷积方法,主要是利用 CSP 网络结构,将其中的卷积替换为残差卷积,加速了网络的训练收敛速率。

(3)化石定位网络。利用网络骨干部分得到不同尺度的特征图,并且将大尺度上的检测结果作为小尺度的一个输入,综合利用了不同尺度的特征

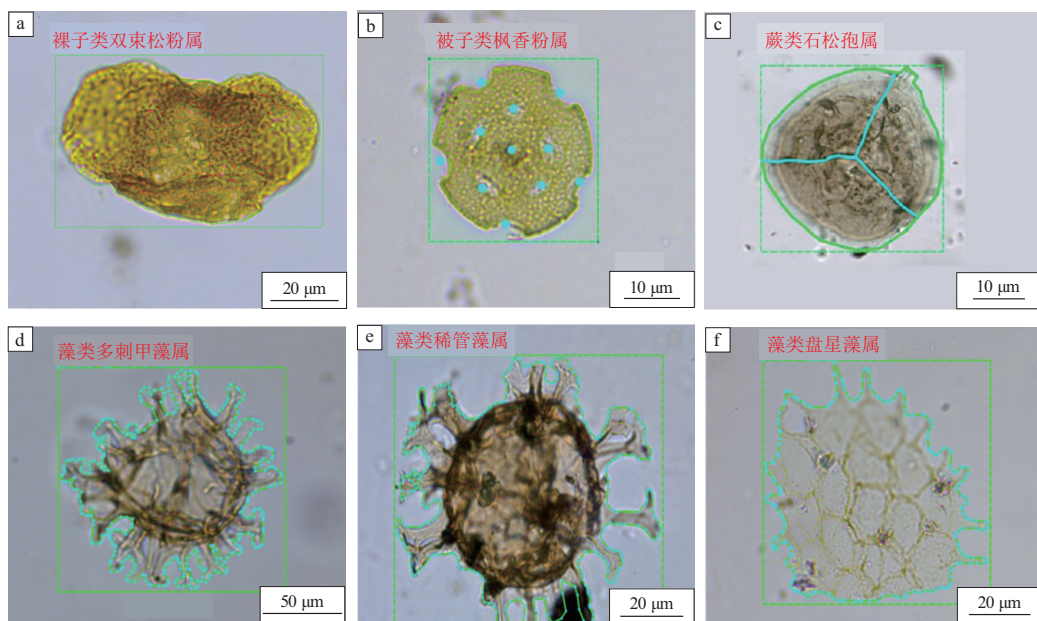


图 4 孢粉化石图像标注示例

Fig.4 Examples of spore and pollen fossil image annotation

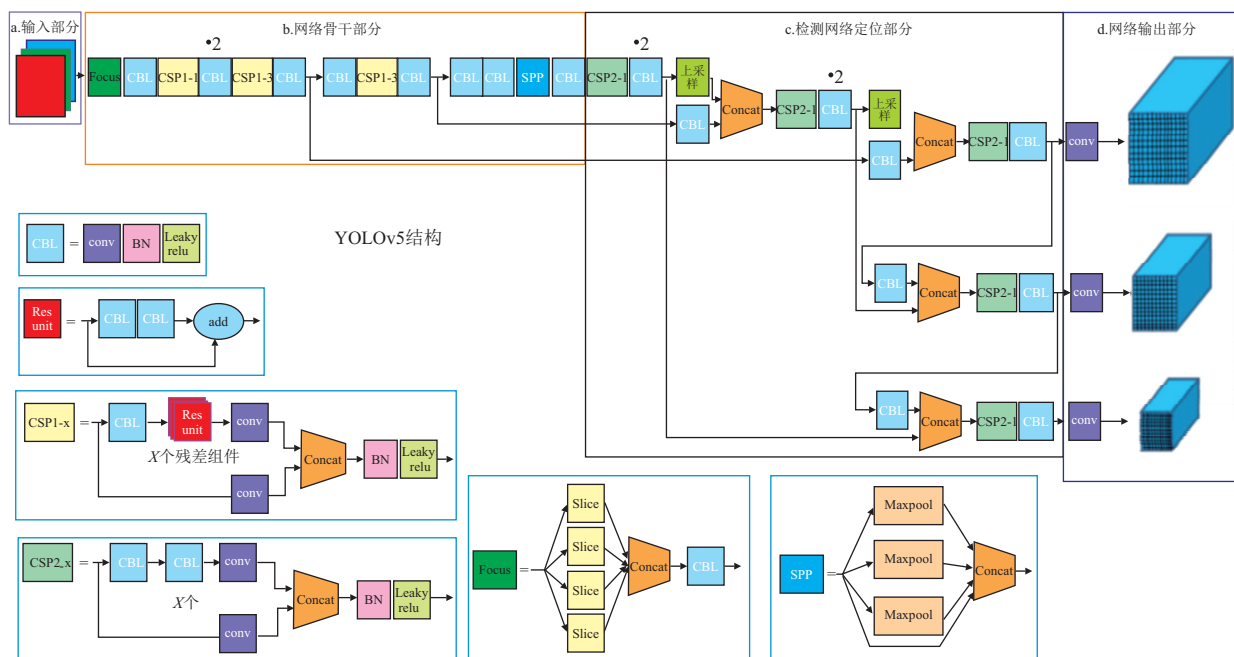


图 5 YOLOv5 检测网络结构

Fig.5 YOLOv5 detection network structure

图信息来更准确地确定待检测目标所在的位置。

(4) 输出网络。该部分会根据前面不同尺度上的检测结果,将其转化到原始图像中的结果,并对该结果中的重复、低置信度或者不合理结果进行筛选和剔除后,将 3 个尺度上的检测结果进行融合汇总,作为网络的最终输出。

上述介绍的是网络核心部分的功能,在应用到孢粉化石实际检测的时候,因为检测结果代表实际化石,而实际化石的宽高比是有一定范围限制的,如果超过这个范围,则大概率是错误检测结果或者检测到了破损化石、不完整化石的情况。经过多轮实验,通过经验确定目标检测的检测框阈值,认为下面三条准则也被用于检测结果的筛选。

(1) 检测框的宽 (width) 和高 (height): 在宽高比不满足大于 1/4、小于 4 时,检测结果将被认为是无效的检测结果。

(2) 检测框的宽和高: 在不满足短边(宽、高的最小值)大于 20 像素时,检测结果将被认为是无效的检测结果。

(3) 检测框的边缘位置与中心点位置: 因为所拍摄的化石图像中,不少图像中的边缘部分会存在不完整的化石颗粒,而这些不完整的化石颗粒是不需要检测出来的。因此,检测框的中心点坐标 (x_{center}, y_{center}) 及检测框的横边离图像横边的最短距离 Δh 、检测框的纵边离图像纵边的最短距离 Δw ,若不满足 $x_{center} > 20$ 像素或者 $\Delta w > 10$ 像素,且

$y_{center} > 20$ 像素或者 $\Delta h > 10$ 像素时,检测结果将被认为是无效的检测结果。

2.2.3 目标检测性能评估方法

使用 3 个指标,即精度 P (Precision)、召回率 R (Recall) 和平均精度 AP (Average Precision) 来评价目标检测任务的性能好坏。精度和召回率的表达式分别如式(1)和式(2)所示:

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

式中: TP 表示分类为正的正样本; FP 表示分类为正的负样本; FN 表示分类为负的正样本。

一般在目标检测网络中使用平均精度来衡量检测效果。该值越接近于 1,说明精度和召回率能够同时更接近于 1,则说明网络预测结果更好。

2.2.4 目标检测实验结果

本次研究用于孢粉化石图像目标检测的图像样本总计有 65 455 幅,其中包含了 97 270 个孢粉化石颗粒。模型训练数据集分为训练集 61 036 幅、验证集 3 419 幅和测试集 1 000 幅,其中训练集用于模型的初始训练,验证集用于模型的调参优化及初步评估,测试集用于模型的综合性能评价。统计目标检测网络在测试集中的古生物化石目标检测实验结果,精度为 0.981 5、召回率为 0.998 0、平

均精度为 0.997 5,定量结果都十分接近其上界值 1,说明了本方法用于古生物孢粉化石目标检测的可行性和有效性。

2.3 化石智能识别

根据前文所述,孢粉化石识别具有科、属、种的层次结构,且属种类别多、差异小。因此,在整幅显微图像中,使用目标检测模型将疑似孢粉化石进行定位及分离的基础上,设计了更关注属种分类特征的智能识别模块。

2.3.1 孢粉化石智能识别样本标签松弛

对待识别的孢粉化石图像,研究采用科、属、种 3 个层次的方式对其进行分析识别和预测,这就需要为孢粉化石样本制作对应的科、属、种标签表示编码。采用人工标注方式对已有的孢粉化石样本进行标注,使用独热编码 (one-hot) 方式来对多分类标签进行编码。对于这种独热编码,如果有总共 K 个类别待预测,那么将使用一个长度为 K 的 0/1 向量来标注标签类别。在这个长度为 K 的向量中,若样本标签为 K_i ,那么则将向量中第 i 个数的值置为 1,而余下数值置为 0。但这种编码方式存在一系列问题,如难以体现科、属、种 3 个级别间的从属关系,对错误标签的容错能力低等。因此,需

要对标签进行改进。

本研究采用层次标签平滑策略对独热标签进行改进,具体的层次标签平滑策略如图 6 所示。其核心思想是将只由 0/1 组成属、种“硬标签”调整覆盖 0 到 1 之间不同等级数值的“软标签”^[32-33]。相比独热标签,本次研究提出的标签松弛策略具备以下优点:(1) 松弛后的属、种级别标签编码就蕴含了科、属、种 3 个层次间的隶属关系;(2) 松弛后的属、种级别标签编码有效表示了同一科下不同属之间存在相似性、同一属下不同种之间存在相似性这个基本的认识;(3) 松弛后的属、种级别标签降低了标签本身可能存在错误的影响。

2.3.2 孢粉化石智能识别网络学习

在上述孢粉化石标注样本和对应松弛标签的基础上,可采用各类深度分类网络对其进行学习,得到对应的孢粉化石图像智能识别网络模型。

本次研究设计的孢粉化石属、种识别深度卷积网络的组成结构如图 7 所示。核心模块包含:(1) 采用 DenseNet201 卷积神经网络^[34]对孢粉化石图像特征进行提取;(2) 设计了由全连接层和 SoftMax 层组合的孢粉化石科、属、种分类模型。例如,将科级分类作为属级分类的先验信息,约束属级分类的



图 6 孢粉化石样本科、属、种标签松弛

Fig.6 Label smoothing for family, genus, and species of spore and pollen fossil samples

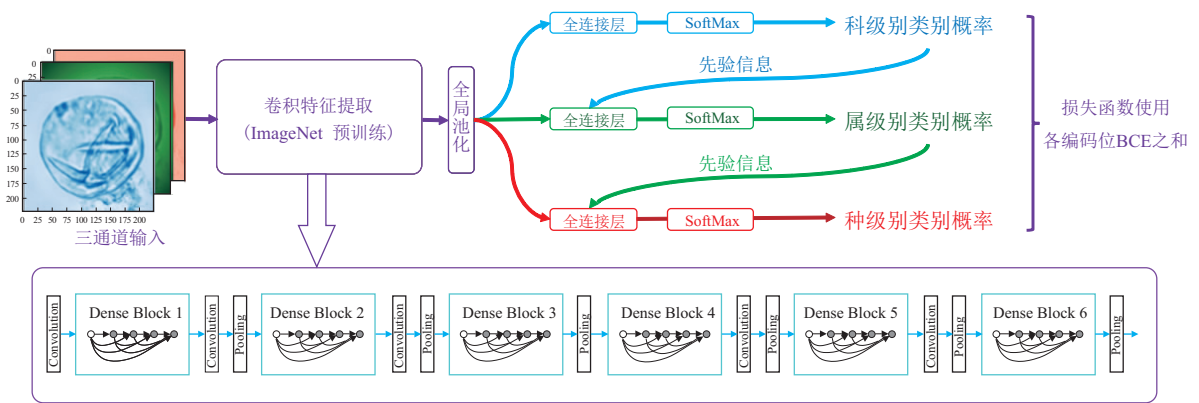


图 7 孢粉化石智能识别网络结构示意图

Fig.7 Schematic diagram of intelligent identification network for spore and pollen fossils

预测范围,提升其分类识别精度;种级分类则采用属级分类的约束。

2.3.3 孢粉化石智能识别实验结果

本次研究共搜集 24 018 幅孢粉化石镜下显微图像,其中 6 830 幅显微图像包含值得分析的有效孢粉化石。这些样本共包含 96 个科、192 个属、340 个种的被子、裸子、孢子和藻类化石。从有效孢粉化石样本中抽取了 1 000 张图像作为智能识别测试。将图 6 中的特征提取模块用不同的骨干网络进行代换,测试对比了不同网络结构下孢粉化石科、属、种预测结果的 Top1 (预测类别概率最高的一类)和 Top5 (预测类别概率最高的五类)准确率(表 1)。

对比表 1 中所展示的 11 个网络识别结果, DenseNet201 网络具有最佳的预测准确性,其科、属、种级别的 Top5 预测准确率均接近或大于 95%。虽然种级别 Top1 预测结论的准确性为 75.21%,但从较高的属级别 Top1 准确率上来看,错误应该主要是将化石认为同属的其他种。但是在实际生产中需要注意的是,所得的 DenseNet201 网络只能保证在给出的 Top5 科、属、种结论中 90%以上的概率会包含正确的结论,但并不能够保证预测出的 Top1 结论一定是准确的预测结论。因此,具体的生产应用还要求化石鉴定人员从给出的 Top5 科、属、种结论中进行选择,进一步保证鉴定结果的准确性。

3 实际应用

将上述孢粉化石图像处理、图像智能检测、图像智能识别以及孢粉化石数据管理等技术模块集成一套孢粉化石图像智能分析系统,现阶段已将该

表 1 孢粉类化石图像智能识别实验准确率结果

Table 1 Experimental accuracy for intelligent identification of spore and pollen fossil images

网络模型	智能识别实验准确率/%							
	种 Top1	属 Top1	科 Top1	种 Top5	属 Top5	科 Top5	种 Top5	属 Top5
MobileNetV1	52.03	67.15	80.91	78.95	88.70	95.16		
MobileNetV2	54.75	66.22	80.55	81.11	87.83	95.11		
NASNet-Mob	59.40	73.17	85.69	86.17	90.60	96.79		
ResNet50-V1	59.52	75.08	85.27	86.42	90.70	96.97		
ResNet50-V2	61.84	75.38	87.67	88.72	92.07	96.97		
ResNet101V1	61.26	77.61	88.15	89.08	92.59	98.00		
ResNet101-V2	60.26	73.30	84.56	86.71	90.92	95.84		
GoogLeNet	67.59	80.23	89.04	91.33	92.27	96.70		
Xception	72.02	80.45	90.58	91.04	94.81	98.95		
DenseNet121	64.15	78.49	89.82	89.04	93.56	97.90		
DenseNet201	75.21	82.01	91.60	94.95	95.87	98.43		

系统应用在渤海海域新生界明化镇组、馆陶组、东营组、沙河街组等主要地层的 58 口井、126 块孢粉生产样品的实际鉴定中。首先在智能分析系统中新建成果数据库,在成果数据库中新建井及样品文件,然后导入孢粉化石图像即可进行目标检测、智能识别、数据输出等操作,完成识别过程。目标检测过程本着不漏化石的原则,对疑似化石的有机质颗粒做到应检尽检,虽然会导致出现筛选出目标化石的准确率较低,但能保证化石不遗漏。统计化石在检出所有目标的占比,平均准确率达 93.7%。对完整化石的识别结果与专家鉴定结果进行对比,统计有效属、种化石平均识别准确率为 81.6%~93.0% (表 2),基本做到了属级以上分类单元的定名正确,常见种和具有时代和环境意义的化石不漏定或错定,可以满足孢粉化石鉴定实际生产准确性要求。

4 结论

(1) 针对孢粉化石图像数据特点、样本分布、分类逻辑等特点,本文提出了改进的图像处理、智能检测、标签松弛、层次分类识别等技术,在样本类别区分度低的应用中,有效提高了识别模型泛化能力与识别精度。

(2) 通过将各类深度学习技术与图像处理、计

表 2 渤海海域新生代主要化石类型及地层分布识别率统计

Table 2 Statistics of identification rate of major fossil types and stratigraphic distribution in Cenozoic of Bohai Sea area

化石类别	地层	识别准确率/%
蓼粉属 <i>Pericarioipollis</i>	明化镇组上段为主	85.1
禾本粉属 <i>Graminidites</i>	明化镇组上段为主	86.0
粗肋孢属 <i>Magnastriatites</i>	明化镇组下段为主	93.0
枫香粉属 <i>Liquidambarpollenites</i>	明化镇组下段为主	87.8
伏平粉属 <i>Fupingopollenites</i>	明化镇组下段为主	85.6
小菱粉 <i>Sporotrapoidites minor</i>	馆陶组	83.0
光面球藻属 <i>Leiosphaeridia</i>	东营组、沙河街组	86.5
刺球藻属 <i>Baltisphaeridium</i>	东营组、沙河街组	91.0
粒面球藻属 <i>Granodiscus</i>	东营组、沙河街组	87.3
细网面球藻	东营组、沙河街组	88.6
<i>Dictyotidium microreticulatum</i>	东营组、沙河街组	82.3
网面球藻属 <i>Dictyotidium</i>	东营组、沙河街组	82.3
小亨氏栉粉	沙河街组为主	91.0
<i>Quercoidites microhenrici</i>	沙河街组为主	91.0
多刺甲藻属 <i>Sentusidinium</i>	沙河街组一段	83.0
小繁棒藻 <i>Cleistosphaeridium minor</i>	沙河街组一段	91.0
极管藻属 <i>Bipolaribucina</i>	沙河街组三段	81.6
膜突藻属 <i>Membranilarnacia</i>	沙河街组三段	83.0
渤海藻属 <i>Bohaidina</i>	沙河街组三段	86.5
麻黄粉属 <i>Ephedripites</i>	沙河街组为主	87.3

算视觉进行有机结合,能够有效地实现对孢粉化石显微图像的自动筛选、检测和识别,并能够在减少时间、人力成本的前提下提供相对准确的古生物鉴定结果。

(3)本研究的目标检测数据集,通过人为筛选去掉了负样本(杂质、破碎化石等),保留了正样本,也未针对破损及不完整化石的识别进行研究,所以模型检测的准确率较高。而实际生产过程中破损及不完整化石占据大多数,后续应进一步培养模型从包含了杂质、破碎化石的复杂样本中自动、准确筛选出正样本的能力,并且针对破损及不完整化石的智能识别研究将极大提升相关任务的鉴定质量,进一步增强网络识别精度和适用范围,为相关生产任务和科研工作提供更为高质量的鉴定结果。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

作者贡献/Authors' Contributions

税蕾蕾、龚胜利、万欢、陆文凯负责实验设计;邱琨祁、魏文艳、王永浩、庾永钊完成实验操作;税蕾蕾、邱琨祁、魏文艳、王永浩参与论文写作和修改。所有作者均阅读并同意最终稿件的提交。

SHUI Leilei, GONG Shengli, WAN Huan, and LU Wenkai were responsible for the experimental design. QIU Kunqi, WEI Wenyan, WANG Yonghao, and YU Yongzhao conducted the experiments. SHUI Leilei, QIU Kunqi, WEI Wenyan, and WANG Yonghao participated in the writing and revision of the manuscript. All authors have read the last version of the paper and consented to its submission.

参考文献:

- [1] 温宏雷,杨海风,杨波,等.渤海海域莱北低凸起新近系岩性油藏成藏模式及勘探实践[J].石油实验地质,2022,44(1):102-111.
WEN Honglei, YANG Haifeng, YANG Bo, et al. Exploration advances and accumulation model for Neocene lithological reservoirs in Laibei Low Uplift, Bohai Sea area[J]. Petroleum Geology & Experiment, 2022, 44(1): 102-111.
- [2] 健庄.微体古生物的自动识别[J].西安电子科技大学学报,1989,16(1):17-25.
LIU Jianzhuang. Automatic recognition of microfossils[J]. Journal of Xidian University, 1989, 16(1): 17-25.
- [3] 王益锋,张逸昆.人工智能原理在古生物化石归类中的应用[J].古生物学报,1988,27(4):521-524.
WANG Yifeng, ZHANG Yikun. Application of artificial intelligence principle to paleontologic taxonomy[J]. Acta Palaeontologica Sinica, 1988, 27(4): 521-524.
- [4] 赵贤淑,张俊岭,陈德岭.多元统计分析在古生物化石分类鉴定中的应用[J].西安矿业学院学报,1996,16(2):183-185.
ZHAO Xianshu, ZHANG Junling, CHEN Deling. Application of multivariate statistics analysis to classification and identification of paleontologic fossils[J]. Journal of Xi'an Mining Institute,

1996, 16(2): 183-185.

- [5] RODRIGUEZ-DAMIAN M, CERNADAS E, FORMELLA A, et al. Automatic detection and classification of grains of pollen based on shape and texture[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2006, 36(4): 531-542.
- [6] TRAVIESO C M, BRICEÑO J C, TICAY-RIVAS J R, et al. Pollen classification based on contour features[C]//2011 15th IEEE International Conference on Intelligent Engineering Systems. Poprad, Slovakia; IEEE, 2011: 17-21.
- [7] CHEN Ying, HUANG Yiqi, ZHANG Zizhao, et al. Plant image recognition with deep learning: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212: 108072.
- [8] 杨勇.胜利油田勘探开发大数据及人工智能技术应用进展[J].油气地质与采收率, 2022, 29(1): 1-10.
YANG Yong. Application progress of big data & AI technologies in exploration and development of Shengli Oilfield[J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2022, 29(1): 1-10.
- [9] 李佳航,李玮,刘向君,等.基于岩石薄片图像的海陆过渡相页岩纹层识别方法及应用[J].特种油气藏, 2023, 30(4): 44-53.
LI Jiahang, LI Wei, LIU Xiangjun, et al. Identification method and application of marine-continental transitional shale laminae based on rock thin section image[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2023, 30(4): 44-53.
- [10] 孙龙祥,韩宏伟,冯德永,等.基于人工智能的测井地层划分方法研究现状与展望[J].油气地质与采收率, 2023, 30(3): 49-58.
SUN Longxiang, HAN Hongwei, FENG Deyong, et al. Research status and outlook of logging stratigraphic division methods based on artificial intelligence[J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2023, 30(3): 49-58.
- [11] 安玉钊,陈雁,黄玉楠,等.基于深度学习的介形类化石层次化识别[J].地质论评, 2022, 68(2): 673-684.
AN Yuchuan, CHEN Yan, HUANG Yulan, et al. Hierarchical recognition of ostracod fossils based on deep learning[J]. Geological Review, 2022, 68(2): 673-684.
- [12] 徐卉清,樊隽轩,杨娇,等.应用卷积神经网络进行化石图像分类[C]//中国古生物学会第十二次全国会员代表大会暨第29届学术年会论文摘要集.郑州:中国古生物学会, 2018.
XU Huiqing, FAN Junxuan, YANG Jiao, et al. Application of convolution neural network in fossils image classification[C]//Abstracts of Papers of the Twelfth National Congress of the Chinese Society of Paleontology and the 29th Annual Academic Conference. Zhengzhou: Palaeontological Society of China, 2018.
- [13] 张涛,雷丹博,王宾,等.陕南寒武系底部宽川铺组微体化石人工智能识别[J].古生物学报, 2019, 58(2): 141-151.
ZHANG Tao, LEI Danbo, WANG Bin, et al. Artificial intelligence identification of microfossils from the Lower Cambrian Kuchuanpu Formation in southern Shaanxi, China[J]. Acta Palaeontologica Sinica, 2019, 58(2): 141-151.
- [14] KONG Shu, PUNYASENA S, FOWLKES C. Spatially aware dictionary learning and coding for fossil pollen identification[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Las Vegas, NV, USA; IEEE, 2016: 1-10.

- [15] 谢永华,赵贤国,王琢.基于突变点几何约束直方图的花粉图像识别[J].计算机仿真,2018,35(12):411-415.
XIE Yonghua,ZHAO Xianguo,WANG Zhuo.Pollen image recognition based on geometric constraint histogram of mutation points[J].Computer Simulation,2018,35(12):411-415.
- [16] OLSSON O,KARLSSON M,PERSSON A S,et al.Efficient,automated and robust pollen analysis using deep learning[J].Methods in Ecology and Evolution,2021,12(5):850-862.
- [17] THEUERKAUF M,SIRADZE N,GILLERT A.A trainable object finder,selector and identifier for pollen,spores and other things:a step towards automated pollen recognition in lake sediments[J].The Holocene,2024,34(3):297-305.
- [18] 乔小燕.赤潮藻显微图像自动识别方法[J].山东大学学报(工学版),2016,46(3):1-6.
QIAO Xiaoyan.Automatic recognition method of microscopic image of harmful algae[J].Journal of Shandong University(Engineering Science),2016,46(3):1-6.
- [19] 乔小燕.基于自适应形态学的甲藻显微图像顶刺提取[J].中国海洋大学学报,2013,43(4):117-122.
QIAO Xiaoyan.Pyrophyta spine extraction based on adaptive morphology[J].Periodical of Ocean University of China,2013,43(4):117-122.
- [20] 夏菁,白志强,王宝鹏,等.牙形石数字图像采集与图像增强方法研究[J].古生物学报,2014,53(3):392-399.
XIA Jing,BAI Zhiqiang,WANG Baopeng,et al.Conodont digital image acquisition and the method of image enhancement[J].Acta Palaeontologica Sinica,2014,53(3):392-399.
- [21] 杨寿勇,张海阳,李成,等.基于卷积神经网络模型的微藻种类识别[J].环境科学与技术,2020,43(S2):158-164.
YANG Shouyong,ZHANG Haiyang,LI Cheng,et al.Recognition of microalgae species based on convolutional neural network model[J].Environmental Science & Technology,2020,43(S2):158-164.
- [22] 徐长贵.渤海湾盆地天然气勘探新进展、未来方向与挑战[J].天然气工业,2024,44(1):72-85.
XU Changgui.Progress,future direction,and challenges of natural gas exploration in the Bohai Bay Basin[J].Natural Gas Industry,2024,44(1):72-85.
- [23] GONZALEZ R C,WOODS R E.数字图像处理[M].2版.阮秋琦,阮宇智,译.北京:电子工业出版社,2007.
GONZALEZ R C,WOODS R E.Digital image processing[M].2nd ed.RUAN Qiuqi,RUAN Yuzhi,trans.Beijing:Electronic Industry Press,2007.
- [24] REDMON J,DIVVALA S,GIRSHICK R,et al.You only look once:unified,real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition.Las Vegas,NV,USA:IEEE,2016.
- [25] REDMON J,FARHADI A.YOLO9000;Better,faster,stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).Honolulu,HI,USA:IEEE,2017:6517-6525.
- [26] BOCHKOVSKIY A,WANG C Y,LIAO H Y.MYOLOv4:Optimal speed and accuracy of object detection[J/OL].arXiv preprint arXiv:2004.10934,2020.https://arxiv.org/abs/2004.10934.
- [27] 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.
YU Xiaolu,YE Kai,DU Chongjiao,et al.Microscopic recognition of micro fossils in carbonate rocks based on convolutional neural network[J].Petroleum Geology & Experiment,2021,43(5):880-885.
- [28] 奚园园,王永茂,芦碧波,等.基于深度学习单阶段算法的蠕虫类化石检测[J].地球科学(中国地质大学学报),2024,49(3):1154-1164.
XI Yuanyuan,WANG Yongmao,LU Bibo,et al.Fusulinid detection based on deep learning single-stage algorithm[J].Earth Science(Journal of China University of Geosciences),2024,49(3):1154-1164.
- [29] 余晓露,李龙龙,蒋宏,等.融合图像处理与深度学习的亮晶颗粒灰岩岩相学分析应用[J].石油实验地质,2023,45(5):1026-1038.
YU Xiaolu,LI Longlong,JIANG Hong,et al.Application of sparry grain limestone petrographic analysis combining image processing and deep learning[J].Petroleum Geology & Experiment,2023,45(5):1026-1038.
- [30] 李少华,史敬华,于金彪,等.基于单一图像生成对抗神经网络方法在沉积相建模中的应用[J].油气地质与采收率,2022,29(1):37-45.
LI Shaohua,SHI Jinghua,YU JinBiao,et al.Application of SinGAN method in sedimentary facies modeling[J].Petroleum Geology and Recovery Efficiency,2022,29(1):37-45.
- [31] YANG Guanhao,FENG Wei,JIN Jintao,et al.Face mask recognition system with YOLOV5 based on image recognition[C]//2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications.Chengdu,China:IEEE,2020.
- [32] ZHU Yi,SAPRA K,REDA F A,et al.Improving semantic segmentation via video propagation and label relaxation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.Long Beach,CA,USA:IEEE,2019:8856-8865.
- [33] 韩肖,马祥.基于二进制标签松弛模型的遮挡人脸识别[J].计算机技术与发展,2022,32(1):1-6.
HAN Xiao,MA Xiang.Occlusion face recognition based on binary label relaxation[J].Computer Technology and Development,2022,32(1):1-6.
- [34] HUANG Gao,LIU Zhuang,VAN DER MAATEN L,et al.Densely connected convolutional networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.Honolulu,HI,USA:IEEE,2017:4700-4708.