

· 方法与应用 ·

Doi: 10.20086/j.cnki.yskw.2023.0609

砂样图像岩屑自动分割提取方法

夏文鹤¹, 唐印东¹, 李皋², 韩玉娇³, 林永学³, 吴雄军³, 石祥超²

(1. 西南石油大学 电气信息学院, 四川 成都 610500; 2. 西南石油大学 石油与天然气工程学院,
四川 成都 610500; 3. 中国石化 石油工程技术研究院, 北京 102200)

摘要: 通过将砂样图像进行单颗粒分割,识别砂样成分,可显著提高砂样岩性分析的准确性和效率。现有的砂样图像分割方法主要以传统分水岭算法和卷积神经网络为主,但由于对单颗粒岩屑轮廓细节提取不足,误分割率高。本文提出一种以图像融合算法为桥梁,将卷积神经网络和分水岭算法相结合的单颗粒图像分割提取方法。首先利用改进的 Mask R-CNN 网络快速分割砂样原图,获得其初分割图像;然后,将初分割图像与砂样原图进行融合,再使用改进的分水岭算法对融合结果进行分割;最后,利用砂样原图坐标点匹配方法,将分水岭分割得到的结果图像进行修正,完成单颗粒岩屑图像提取。实验结果表明,本文的单颗粒自动分割提取方法准确率高达 96.77%,且模型更轻量和精准,为岩屑图像分割提供了一种可行且有效的方法,可满足有效测算油藏层构造变化、查找潜在沉积物源及储层动态变化的需求。

关键词: 砂样图像; 单颗粒分割; 主干特征提取网络; 图像融合; 分水岭算法; 单颗粒提取

中图分类号: TE19; P588.21

文献标识码: A

文章编号: 1000-6524(2023)06-0894-13

Automatic segmentation and extraction method for rock debris in sandstone sample images

XIA Wen-he¹, TANG Yin-dong¹, LI Gao², HAN Yu-jiao³, LIN Yong-xue³, WU Xiong-jun³ and SHI Xiang-chao²

(1. School of Electrical Engineering and Information, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China; 2. School of Oil & Gas Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China; 3. Sinopec Petroleum Engineering Technology Research Institute, Beijing 102200, China)

Abstract: By segmenting the sand sample image into single particles and identifying its components, the accuracy and efficiency of sand sample lithology analysis can be significantly improved. The existing methods for sand sample image segmentation mainly rely on traditional watershed algorithms and convolutional neural networks, but due to insufficient extraction of details from single particle rock debris contours, the mis-segmentation rate is high. Therefore, this paper proposes a single particle image segmentation and extraction method that combines convolutional neural networks and watershed algorithms, using image fusion algorithms as a bridge. Firstly, an improved Mask R-CNN network is used to quickly segment the original sand sample image and obtain its initial segmented image; Then, the initial segmented image is fused with the original sand sample image, and an improved watershed algorithm is used to segment the fusion results; Finally, using the coordinate point matching method of the original sand sample image, the resulting image obtained from watershed segmentation is corrected to complete the extraction of

收稿日期: 2023-03-12; 接受日期: 2023-06-14; 编辑: 郝艳丽

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFA0708303); 中国石油-西南石油大学创新联合体项目(2020CX040103)

作者简介: 夏文鹤(1978-), 男, 博士, 副教授, 主要从事油田自动化和智能钻井技术等领域的教学和科研工作, E-mail: swpxwh@swpu.edu.cn。

single particle rock debris images. The experimental results show that the accuracy of the single particle automatic segmentation and extraction method proposed in this paper is as high as 96.77%, and the model is lightweight and precise, providing a feasible and effective method for rock debris image segmentation, which can meet the needs of effectively calculating structural changes in oil reservoirs, searching for potential sediment sources, and dynamic changes of reservoirs.

Key words: sandstone sample image; single particle segmentation; backbone feature extraction network; image fusion; watershed algorithm; single grain extraction

Fund support: National Key R & D Program (2019YFA0708303); CNPC-SWPU Innovation Alliance(2020CX040103)

岩屑录井过程中对砂样成分进行判定,可以准确地反映全井地层的岩性情况(张欣等, 2020)。但由于砂样中岩屑颗粒的混杂堆叠,所以岩性分析人员往往只能采用人为估算的方式进行岩性成分占比的计算。如果能将砂样中混杂堆叠的单颗粒岩屑进行分离,通过单颗粒识别的方式确定砂样成分,将能大幅提高砂样岩性分析的精度和效率。但目前尚无将砂样进行单颗粒分离的设备,手工分离费时费力。因此利用图像处理技术,将砂样图像中的单颗粒图像进行智能分割提取,具有重要的现场应用价值(孙岿, 2022; Hamitouche and Jonic, 2022)。

钻井现场拍摄的砂样图像主要用于后续细化分析,因此井场拍摄人员往往未对岩屑颗粒按照“大段摊开”的要求进行拍照(潘柯宇等, 2020),而是直接将未进行挑选的岩屑倒入载物台拍摄,使得图像中岩屑颗粒之间混合堆叠在一起。若采用智能图像处理技术,替代人为摊开处理环节,对留底拍照的砂样图像进行智能分割处理,可提取出单颗粒岩屑图像。但由于密集型砂样图像智能识别精度低(杨智宏等, 2021),故从密集岩屑颗粒图像中较精确地分割出单颗粒图像成为技术关键(Cao *et al.*, 2022)。

对于此问题,吴晓红等(2010)通过边沿流检测算法得到不连续边界问题,提出把边沿流作为水平集的一个变量带入水平集函数方程进行轮廓优化。沈清波等(2009)对岩屑图像进行形态学去噪,在相对保留边沿信息的同时降低了噪声干扰,通过非线性阈值变换分离出梯度图像的背景与目标,运用分水岭算法分割出独立小区域,对一些过分割区域利用区域合并最终完成岩屑颗粒图像分割。王倩等(2014)用改进的边沿流检测算法对自然平铺岩屑图像进行边沿检测,再通过曲线演化连接边沿得到封闭边沿,依据区域颜色相似度对相邻区域进行区域合并。覃本学等(2022)针对岩屑图像的特征设计了一种岩屑图像的语义分割网络 Debseg-Net,该网络采

用编解码结构,卷积与转置卷积结合实现对岩屑图像特征的提取与像素级分类,识别准确率先同类型分割网络 2.59%~7.04%。夏文鹤等(2023)针对人为摊开处理过的砂样图像,提出了先通过计算砂样图像的像素值梯度并求取颗粒质心,再采用分水岭算法获取岩屑颗粒轮廓线并标记,分割准确率最高达到 95.28%,但只能用于人为摊开处理后的砂样图像。Baklanova 等(2015)使用 K 均值聚类对彩色矿石进行了自动分割,但需手动设置聚类中心数。Ting 等(2017)使用基于改进的归一化切割方法分割了岩石颗粒图像,并取得了较好结果,但对样品的均质性要求较高。Karimpouli 和 Tahmasebi(2019)使用 CT 扫描技术获得了岩石原始图像后,对少量的样本进行扩增,并通过 SegNet 成功地分割了数字岩石图像。

上述传统图像处理方法和深度学习方法虽在一定程度上可以解决如图 1a 所示的“大段摊开”处理过的岩屑,但是均未解决摊开处理环节或单颗粒岩屑提取环节需要人工干预的问题。而本文处理的砂样图像如图 1b 所示,是未经过大段摊开处理的砂样图像,具有堆叠严重、小颗粒岩屑多、岩屑粒径相差大、图片分辨率高且尺寸大等特点。现阶段图像分割的传统算法效果最好的主要以分水岭算法为代表,但是经过实验发现,分水岭算法处理本文的砂样图像依然会因为纹理和色泽的原因存在误分割问题。如果采用神经网络进行图像分割,又面临参数量大、小颗粒分割效果差(金鹭等, 2022)、现场应用的硬件条件无法满足要求等问题。

故本文提出一种以图像融合算法为桥梁,将卷积神经网络和分水岭算法相结合的单颗粒图像分割提取方法。首先利用改进的 Mask R-CNN 网络快速分割砂样原图,获得其初分割图像;然后,将初分割图像与砂样原图进行融合,再使用分水岭算法对融合结果进行分割;最后,利用砂样原图坐标点匹配方法,将分水岭分割得到的结果图像进行修正,完成

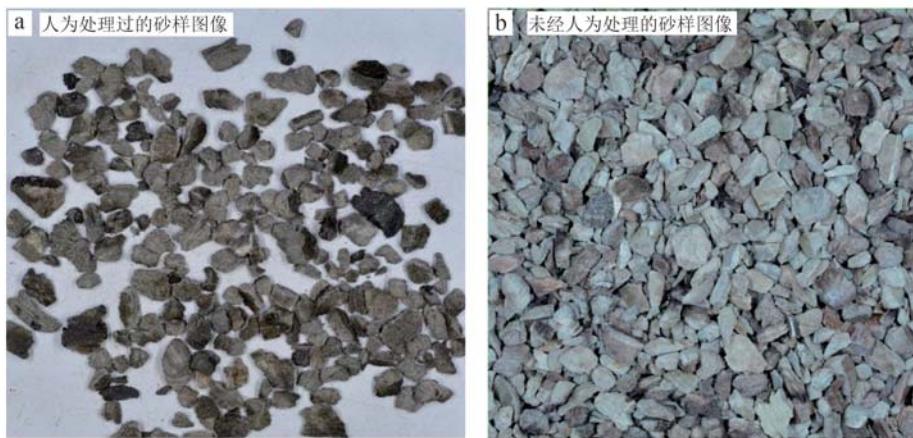


图1 砂样原图像

Fig. 1 Original images of sand sample

单颗粒岩屑图像提取。具体处理流程如图2所示。

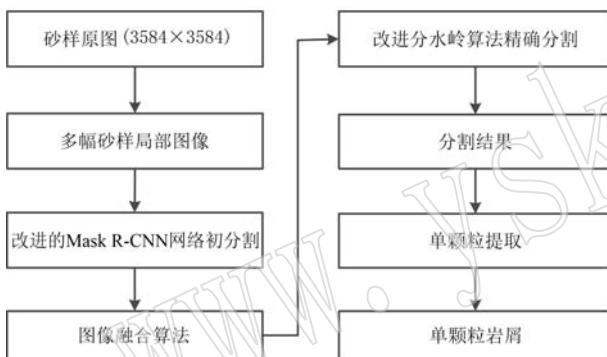


图2 砂样图像单颗粒提取流程图

Fig. 2 Flow chart of single particle extraction from sand sample image

1 单颗粒岩屑图像初分割

1.1 初分割图像获取方法

砂样图像中单颗粒之间相互重叠,颜色相似,部分颗粒粘连严重,边沿信息模糊。但是该砂样图像是录井专业人员采用专用的设备所拍摄的高分辨率放大图像,分辨率均为 $3\ 550\times3\ 550$ 大小,分辨率高且颗粒轮廓相关特征保留较为充分,可尝试采用神经网络模型获取初分割图像。

1.2 砂样图像样本库建立

若采用神经网络模型获取初分割图像,首先需要建立训练网络模型的砂样图像单颗粒岩屑标示样本库。初步研究过程发现,如果直接以砂样原图($3\ 550\times3\ 550$)作为样本集,在对神经网络进行训练

时存在以下问题:
① 样本集制作困难,且人为标注单颗粒岩屑边界存在很多的粗大误差;
② 对设备性能要求极高,不符合实际工程应用的需求,比如Mask R-CNN网络处理 $3\ 584\times3\ 584$ 大小的砂样图像参数量在 $1\ 400\ M$ 左右;
③ 神经网络训练速度慢,预测时间长,准确率低,学到的特征少(Jin et al., 2022)。

针对以上问题,在制作初分割图像样本集之前,需要对高分辨率的砂样原图进行预处理。由于本文选取的神经网络模型对于输入图像的尺寸要求能够被 2^6 整除,并且保证图像不失真,所以预处理方式为:首先将 $3\ 550\times3\ 550$ 的砂样图像采用0值进行边缘填充,将其填充至 $3\ 584\times3\ 584$,再进行高宽7等分,所以每张砂样图像将被等分为49张 512×512 大小的图像,之后采用LabelMe标注工具进行人工标注。经过统计分析,此尺寸的大部分图像中岩屑颗粒数量未超过30,为留有一定余量且因为背景需要单独标记为一类,所以设为41分类最合理,并以rock01~rock41进行命名,部分岩屑颗粒标注图像如图3所示。

由于砂样图像在采集过程中岩屑颗粒分布散乱且拍摄角度存在多样性,加之对岩屑清洗程度差异,导致岩屑样本表面明暗程度不一致,同时制作岩屑样本的工作量较大,录井专业人员的标注数据较少,因此本文考虑采用旋转、噪音、镜像以及亮度变化等方法对岩屑样本进行扩增。从扩增后的样本集(共1 176张图像)中随机选择70%图像作为训练集(共824张图像),20%图像作为验证集(共235张图像),10%图像作为测试集(共118张图像)。

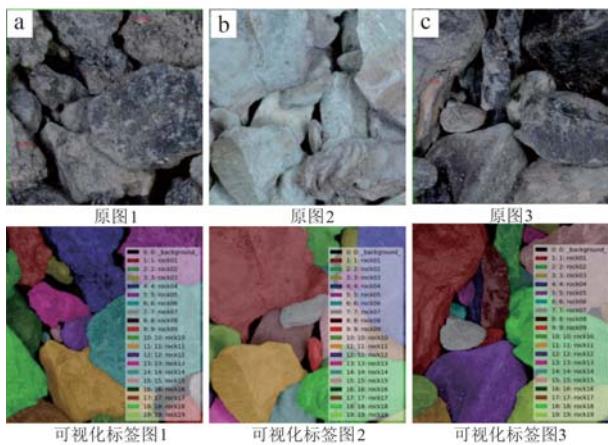


图 3 部分标签图像

Fig. 3 Partial label images

1.3 改进 Mask R-CNN 主干网络结构

现有的深度学习图像分割网络主要以 FCN、U-net DeepLabV3+、Mask R-CNN 等为主(He *et al.*, 2020), 其中 Mask R-CNN 相较于其他图像分割网络泛化能力较强, 可扩展性较强, 网络结构比较灵活便于完成不同的任务, 还能实现图像的像素级分割。但现有 Mask R-CNN 网络参数量大(宋玲等, 2021), 预测时间长, 精度不稳定, 本文考虑通过对 Mask R-CNN 的主干特征提取网络进行改进, 以提高初分割图像的获取速度, 而且能够基本满足精度的要求。现有的 Mask R-CNN 主干网络结构如图 4 所示, 目前由 Resnet101 作为主干网络, 包含 Conv block 与 Identity block 两个模块, 这两个模块均属于倒残差结构的神经网络, 其中 Conv block 模块用于改变图像的维度大小, 而 Identity block 模块用于加深网络的层数(Samir *et al.*, 2015)。由于网络层数深导致训练时间长, 预测时间慢, 参数量大, 并且 Resnet101 采取的普通卷积方式导致提取到岩屑的局部特征信息丢失严重。

针对上述问题, 本文采用轻量级特征提取模型

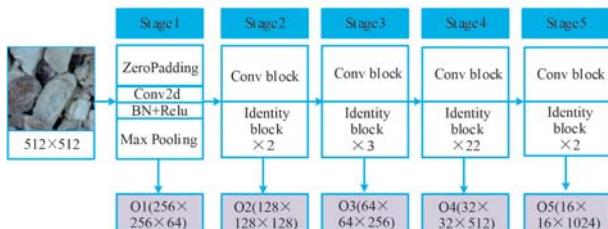


图 4 原主干网络结构

Fig. 4 Original backbone network structure

作为改进 Mask R-CNN 主干网络。其中, MobileNetV2 作为轻量级网络代表, 采用深度可分离卷积作为特征提取结构, 大幅减少了模型运算参数数量, 并保证了准确率。与 ResNet101 相比, MobileNetV2 具有层数较少、计算量少、内存占用少等优势, 是广泛应用的轻量级神经网络。采用深度卷积和逐点卷积拆分标准卷积的方式, 实现了卷积过程中通道信息和空间信息的分离映射, 从而实现轻量化效果(严开忠等, 2021)。与标准卷积相比, 深度可分离卷积引入了 1×1 卷积核, 从而大幅减少了模型的权重参数数量, 提升了模型的运算速度(胡亮等, 2022)。

改进网络基本结构如图 5 所示。对比图 5 和图 4 可知, 因为本文在预处理阶段, 已实现了输入网络的尺寸图像尺寸能够被 2^6 整除, 故改进结构中已将 ZeroPadding 进行删除, 并用 ConvD 和 Conv2d 组合替换掉原主干网络的 Conv block 与 Identity block, 定义 Conv2d 为标准卷积, 定义 ConvD 为深度可分离卷积。经过实验发现原网络参数量为 58.2 M, 改进的主干特征提取网络结构后的参数量为 24 M, 该改进方式极大降低了模型的参数量。

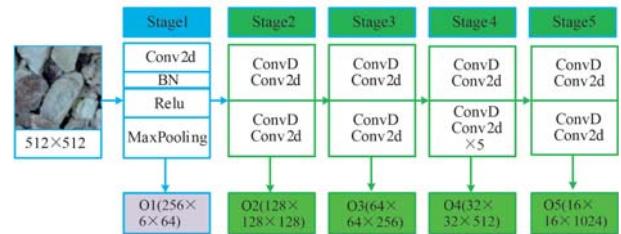
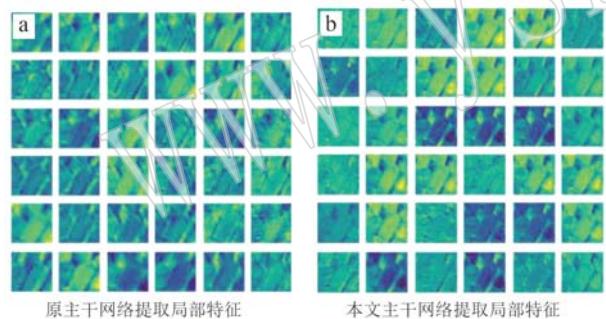
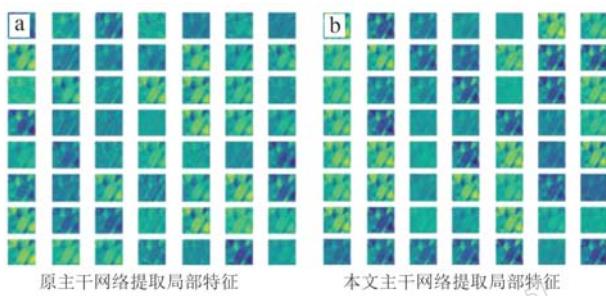
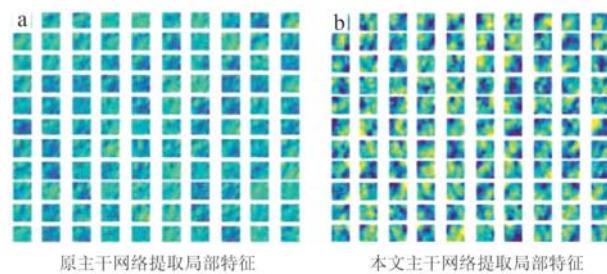
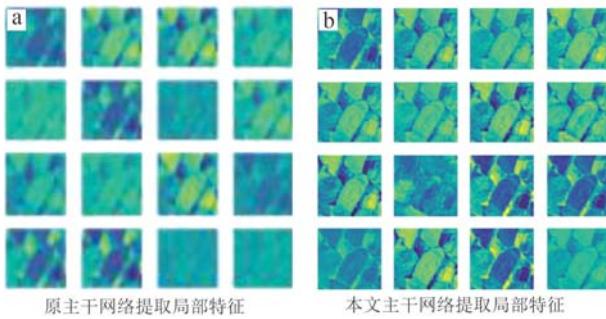


图 5 改进的主干网络结构

Fig. 5 Improved backbone network structure

为了验证本文改进主干特征提取网络的有效性, 本文进行了对比实验, 比较了 Mask R-CNN 原主干网络 ResNet101 和本文改进的主干网络在特征提取上的表现(胡云鸽等, 2020)。实验结果的局部特征信息对比如图 6~图 9 所示, 其中图 6 为浅层特征, 图 7~图 8 为中间层特征, 图 9 为深层特征。由图 6 对比可知, 浅层特征主要包括岩屑的直观细节信息, 边沿差别较大的特征会表现得极其明显, 本文改进的特征提取结构能够更加多地提取到单颗粒岩屑之间的位置和边沿信息。中间特征图像素值逐渐抽象, 包含岩屑颗粒表面特征的局部语义信息, 更多地表达岩屑的局部细节信息, 由图 7 和图 8 可知本文主干网络提取的局部语义信息均优于原主干网络。深层则是提取出更多的深层局部特征信息以及



组合的特征信息,从而表达全局语义信息。由图9对比可知,本文改进的主干特征提取网路在深层时候能够提取到更多的全局语义信息,而原网络全局语义信息基本已经丢失。

1.4 Mask R-CNN 整体结构优化

Mask R-CNN 由主干特征提取网络、特征融合模块(FPN)、区域建议网络(RPN)、特征匹配层(ROI Align)、分类回归网络和全卷积网络组成。区域建议网络可根据主干特征提取网络的结果对不包含岩屑的区域进行粗筛选,分类回归网络的作用是进行岩屑的分类预测,掩膜网络的作用是与分类回归网

络结合输出带标记的分割图。其中分类回归网络包含图像分类回归分支和目标检测分支,分类回归网络和掩膜网络均由全连接层组成。由图6~图9可知,改进特征提取网路提取的特征图不仅含有浅层特征,还含有深层特征,通过实际测试发现,若仅利用O2~O5作为最终的特征送入RPN区域建议网路进行训练,会导致岩屑图像中粘连严重部分的像素信息在下一个采样的流程中丢失,进而影响分割的精度。为了充分保留特征信息,以便于RPN区域建议网路进行学习更好的单颗粒信息,因此利用FPN特征融合结构融合浅层与深层特征图信息,以增强网路特征提取能力。对于本应用场景而言,即为融合不同分辨率图像下的不同特征。该方式有利于提取小颗粒岩屑的特征以及弱边沿信息,极大地提高初分割图像的准确率,具体融合过程如图10所示。

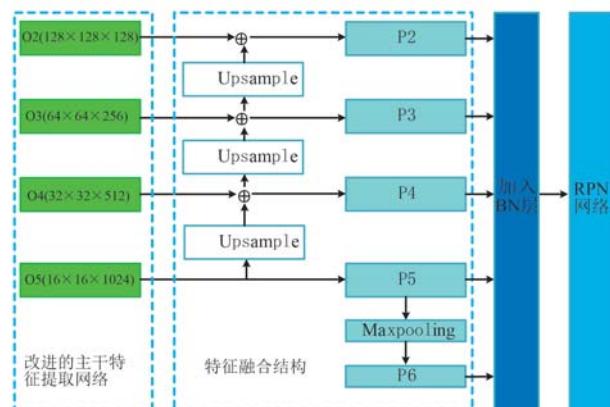


图 10 主干网络+FPN 特征融合结构

Fig. 10 Backbone network + FPN feature fusion structure

图10中,下一层特征图经过上采样与上一层特征图进行特征图的相加操作,得到特征图P2至P6。通过FPN融合之后的特征图P2~P6中包含很多通过卷积层丢失的细节信息(程飞,2022),提取到的

P2~P6 作为 RPN 网络的有效特征层。将有效特征层送入 RPN 区域建议网络和 ROI Align 进行初分割图像的学习, 其中 P6 仅用于训练 RPN 网络使用。

将全卷积网络定义为初分割图像预测网络。ROI Align 一般有两种结构, 一种是获得 7×7 大小的特征图, 另一种是获得 14×14 大小的特征图。为了使得特征图中能够保留更多的细节信息, 也使获取到的初分割图像更加准确, 本文使用 ROI Align 获得 14×14 大小的特征图。另一方面, 由于本研究的重点在岩屑颗粒图像分割, 所以对于分类回归网络中的目标检测结构进行删减, 并对 Mask R-CNN 的损失函数进行优化。原 Mask R-CNN 损失函数包含类别损失、回归框损失、初分割预测网络损失, 将这些损失函数求和就是整体误差, 用来训练评估模型(司晨冉等, 2020), 保留初分割图像预测网络的损失和类别(cls)损失, 如式(1)所示。

$$L_{\text{loss}} = L_{\text{cls}} + L_{\text{mask}} \quad (1)$$

式中, L_{loss} 为损失函数, L_{cls} 为类别预测损失函数, L_{mask} 为初分割图像预测损失函数。

为了提升网络的收敛效率并防止过度拟合现

象, 将 Batch Normalize(BN) 层添加至图 10 的 P2~P6 之后的卷积层中。BN 层能够对网络输入特征向量进行归一化处理, 从而使得代入参数对网络产生的影响降低。BN 层输出连接 RPN 区域建议网络, 区域建议网络运用主干特征提取网络获得的有效特征层, 来筛选出包含岩屑颗粒目标信息的区域。RPN 由 3×3 的卷积和两个 1×1 卷积组成, 3×3 卷积通过增加局部上下文信息的方式从而提高特征图的判别力, 其中一个 1×1 卷积用于预测是岩屑还是背景, 另一个计算针对原图坐标的偏移量, 以获得精确的目标候选区域。然后, 将带有建议框的特征层与主干特征提取网络获得的有效特征层传入 ROI Align 模块进行感兴趣区域的对齐。最后, 将局部特征传入分类回归网络和初分割图像预测网络。分类回归网络主要用于计算回归边框损失进行参数优化, 初分割图像预测网络进行初分割图像的计算, 其计算结果再结合分类回归网络的参数优化结果, 得到单颗粒岩屑图像初分割结果。改进后的网络结构图如图 11 所示。

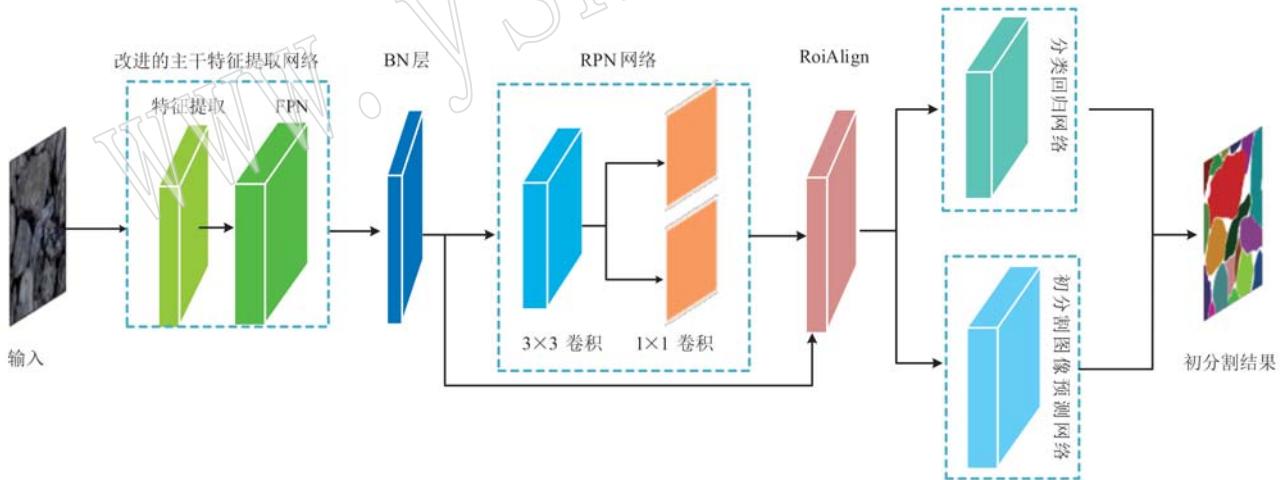


图 11 改进后的 Mask R-CNN 网络结构
Fig. 11 Improved Mask R-CNN network structure

1.5 网络训练和初分割结果

分别采用 ResNet50、ResNet101 和 MobileNetV2 作为主干网络进行对比实验, 学习率设置为 0.0001, batch_size 设为 145 时, 模型损失下降最优。将网络的准确率、模型内存大小作为网络的性能评价指标, 通过初分割的准确率(P)和初分割召回率(R)作为分割结果的评价指标。测试集由岩屑录井专家建立的待分析的 100 张图像组成, 单张岩屑图像中包含

岩屑颗粒个数在 40 左右。初分割准确率和召回率评估图像分割准确率的计算公式如下:

$$P = T_{\text{TP}} / (T_{\text{TP}} + T_{\text{TN}}) \quad (2)$$

$$R = T_{\text{TP}} / (T_{\text{TP}} + F_{\text{FN}}) \quad (3)$$

式中, T_{TP} 代表岩屑颗粒被准确分割的个数, T_{TN} 为将背景误认为是岩屑颗粒的个数, F_{FN} 为将前景误认为是背景的个数。分别采用 3 种不同的主干特征提取网络进行初分割图像提取的测试实验, 实验结果中

各参数对比如表1所示。由表1可知,MobileNetV2对比ResNet50和ResNet101,初分割图像召回率(R)提升到96.11%,参数量和消耗时间大幅缩减。利用

训练好的网络模型进行图像初分割,结果如图12所示,图中红色线框表示3种主干模型初分割结果中的误分割对比。

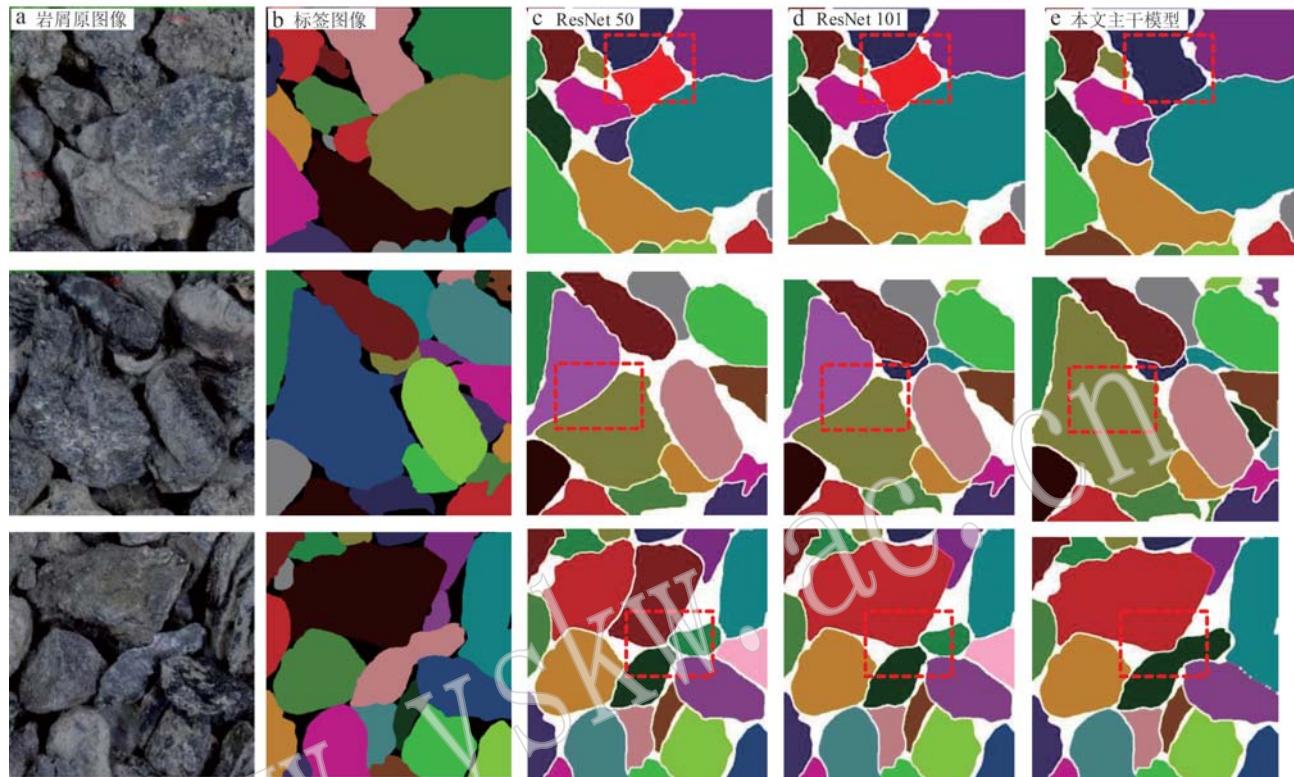


图12 初分割图像获取结果

Fig. 12 Initial segmentation image acquisition results

表1 测试集准确率和模型性能对比

Table 1 Comparison of test set accuracy and model performance

主干模型	测试样本数量/张	P/%	R/%	参数量/M	耗时/s
ResNet50	100	98.6	88.67	58.2	185
ResNet101	100	98.9	89.78	64.1	130
MobileNetV2	100	98.7	96.11	24	20

2 岩屑图像融合和分水岭精确分割

2.1 基于像素点的图像融合算法

为了保留小颗粒岩屑图像,同时保持原有分割的大颗粒岩屑分割结果不受影响,以获取准确的分水岭分割结果,本文提出基于像素点的图像融合算法,在初分割图像中添加小颗粒岩屑图像。具体而言,将经过Mask R-CNN分割网络得到的初分割图像与原图像进行融合。在保留初分割结果的基础上,

融合过程中关注两图像中背景区域的差异,对有明显差异的背景区域,利用原图对初分割图像进行修正,不仅使原图像中表面纹理结构杂乱的粘连岩屑颗粒成为单一像素的图像,并且能将误分割的小颗粒岩屑通过原图像得到保留(Madarász *et al.*, 2021)。

融合算法具体实现过程以图13为例,先对图a进行Mask R-CNN网络分割得到图b;再对图b进行边沿检测,得到的边沿检测结果为B_canny,以此来保留岩屑的边沿特征;然后采用连通域像素点坐标值提取的方式,同步遍历图a和图b,当遍历到图b中的连通域 D_i 时,记录对应的像素坐标值 x ,并将a中对应位置的像素值改为 m ;同时判断不同岩屑颗粒所形成的不同连通域边沿,如果存在边沿附近像素差值小于6的像素点,将其归入该连通域内,输出一个新的初分割图像c;再将图像c与图像a相加(司晨冉, 2019)。此时相加的结果图像中有3种像素值分别是大颗粒岩屑的像素值 m 、背景像素值0

和小颗粒岩屑的像素值 n ;接着将相加结果图像中像素值非 0 和非 m 的部分更改为 m ,且将该图与 B_canny 相加,最终得到融合图像 d。其中示意图中 m 的值为 129,而红色框则表示了融合算法保留的初分割图像中未提取到的部分小颗粒岩屑。

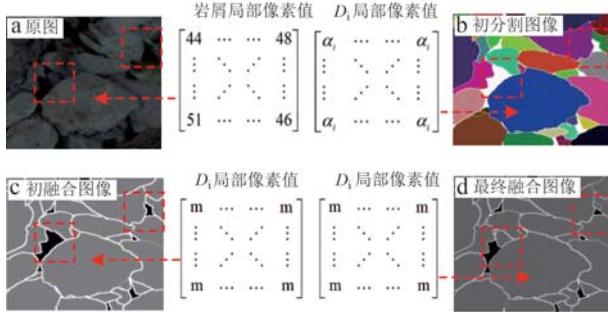


图 13 融合算法示意图

Fig. 13 Schematic diagram of fusion algorithm

为了验证图像融合算法的有效性,随机选取部分岩屑颗粒图像用 Mask R-CNN 网络分割出初步结果(图 14c),然后将它们接着进行融合处理,最终得到结果(图 14d)。可以看出,在 Mask R-CNN 网络获得的初分割图像中,部分小颗粒岩屑未能被准确分割;利用融合算法处理后,图 14d 相较于图 14b,标注的小颗粒岩屑被保留了下来,从而证明该算法不仅可以解决由于人为制作样本造成的误差,也可以解决由于神经网络学习导致的小岩屑颗粒误差,从红色框内的局部区域对比中也可以证明,图像融合算法对小颗粒岩屑具有较高的处理效果。

2.2 单颗粒岩屑的分水岭分割

经过本文融合算法处理后,图像中包含3种像

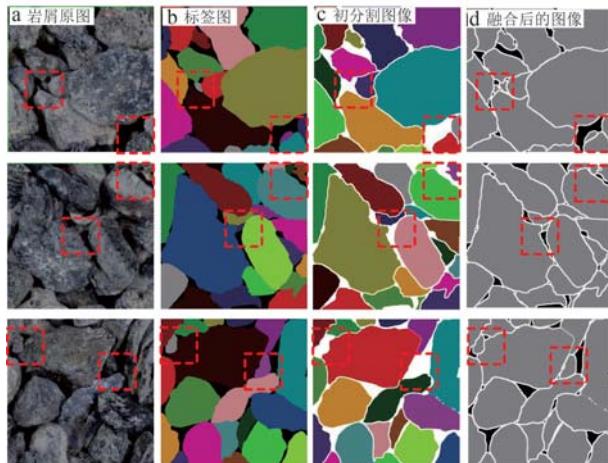


图 14 岩屑图像融合算法结果对比

Fig. 14 Comparison of cutting image fusion algorithm results

素值,分别代表岩屑颗粒内部、边沿和外部的像素。使用该融合算法处理后的图像可以避免分水岭算法在颜色和边沿区别不明显时的误分割问题。分水岭算法核心原理是在极小值点处注入水,然后随着注水的深入,每个极小值点逐渐向外扩散,并且一直持续到两个水盆地汇合的地方,这个地方形成了分水岭的边界。但是由于岩屑图像中存在个别大颗粒岩屑,大颗粒岩屑会产生多个极小值点,每一个极小值点就会分割出一个岩屑轮廓,即增加一个单颗粒岩屑图像,因此如果直接在极小值点使用传统的分水岭算法,可能会导致过度分割,即将一个独立的岩屑颗粒被误分割成多个区域。故本文采取极值点合并的方式改进分水岭算法,有效减少极值点数量,减少误分割的岩屑数量。具体方法首先对优化二值图做距离变换,得到极值点灰度图像,求取极值点图像的像素最大值和像素最小值;然后根据各极点像素值大小分层,同一层包含相同像素值大小的极值点,像素集合 S 为各层极值点像素集合;遍历集合 S ,利用不同大小的结构元素对各层极值点进行形态学膨胀操作;最后将各层计算结果叠加在一起。合并前后结果对比如图 15 所示,修正前的岩屑距离图像如图 15a 所示,修正后的岩屑距离图像如图 15b 所示,红框内的部分为修正前后的极值点,深蓝色为背景区域。通过极值点校正后,单目标颗粒上多极值点能够根据颗粒大小自适应膨胀融合。

极值点合并后,再对岩屑图像进行分水岭变换操作。本文进行分水岭分割的具体过程如下:先进行前景标记,将图像中岩屑颗粒外侧的全部像素标记为背景,然后再进行前景标记,对形态学处理后的图像进行二值化和距离变换(王洪元等, 2010),将区域极小值点采用极值点校正的方式进行合并,对合并后的图像标记为前景,再通过前景标记和背景标记进行分水岭变换以获得最终的分割结果(臧丽日等, 2022)。

为了评估本文提出的改进分水岭算法(Meiburguer et al., 2021)的实际效果,选取经图像融合算法处理后的图像作为输入,比较传统分水岭算法、控制标记符分水岭算法和本文改进分水岭算法的三者的分割效果。图 16 中,a 图指的是砂样的局部原图,b 图指的是经过图像融合算法处理之后的图像,c 图、d 图和 e 图分别指的是应用传统分水岭分割算法、控制标记符分水岭分割算法和本文改进分水岭分割算法的分割结果,红色框内表示部分误分割。c图说明

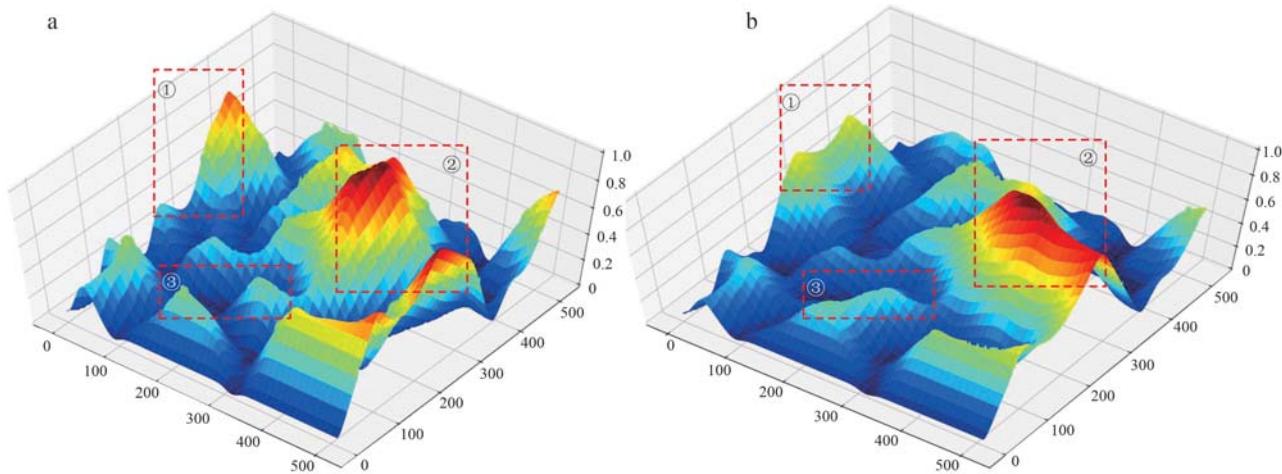


图 15 岩屑图像极值点修正
Fig. 15 Extreme point correction of cuttings image

了直接在极小值点上应用传统的分水岭算法容易产生大量的误分割,不能很好地区分单颗粒岩屑的位置信息。d 图表明控制标记符分水岭算法虽然对较小的颗粒能很好的进行划分,却也误分了部分较大的颗粒。而 e 图说明了本文改进分水岭算法更为有效,不仅能将单颗粒以不同像素点进行识别,而且能够高度明显地分辨出单颗粒。测试计算 200 张砂样局部原图以及改进分水岭算法处理之后的标记结果,本文分水岭分割标记正确率达到 97%,由此可见,本文改进的分水岭算法具有较强的有效性和实用性。

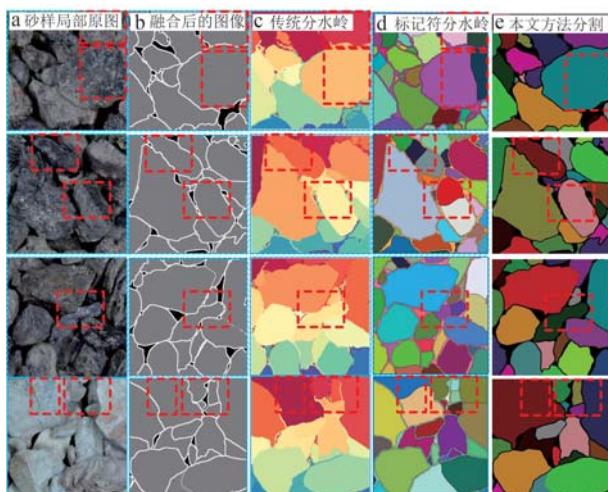


图 16 分割结果对比

Fig. 16 Comparison of segmentation results

3 图像拼接及现场应用

3.1 基于坐标点的图像拼接算法

在 1.2 节中对完整砂样图像进行了等分处理,该处理会破坏部分岩屑的完整性。为了保证岩屑图像的完整性,方便与砂样原图进行结合后完成单颗粒提取,也便于后续对完整颗粒形状进行识别分析,本文提出基于坐标点的图像拼接算法,将图像等分过程中被分离的单颗粒图像进行拼接复原。坐标点拼接算法首先提取被标记的单颗粒岩屑在等分线的坐标点,然后进行相同或相近坐标点的判定,如果判定出在拆分线两侧的连通域具有相近的坐标点,则进行连通域合并处理。

以图 17 为例,4 张经过分水岭标记之后的图像

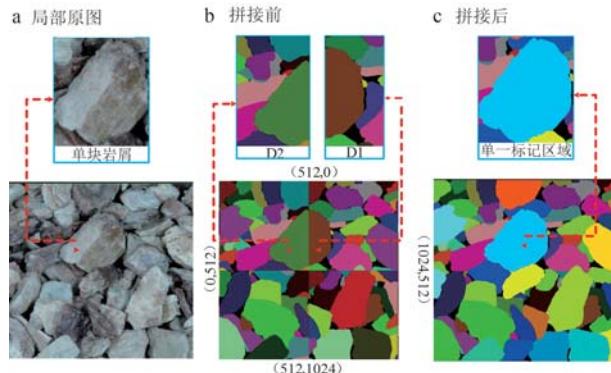


图 17 拼接算法示意图

Fig. 17 Schematic diagrams of splicing algorithm

直接进行拼接,采用以下步骤:首先通过OpenCV提取b图的连通域边界的坐标,将提取到的每一个连通域 D_i 的边界坐标值存在列表 x_i 中,每一个连通域的像素值存在列表 m_i 中,例如连通域 D_1 的坐标值全部存入 x_1 中,对应的像素值为 m_1 ,连通域 D_2 的坐标值全部存入 x_2 中,对应的像素值为 m_2 。然后记录下b图的两条等分线上点的坐标,将这些坐标存在列表 y 中,然后用列表 y 对每一个 x_i 中的坐标值进行筛选。如果横坐标或者纵坐标的值不在列表 y 的坐标中,那么剔除该坐标值。对 x_i 中的坐标值进行排序,只保留最大坐标值和最小坐标值(徐圣滨等,2023),然后对 x_i 和 x_{i-1} 进行相减,在返回的结果中进行判断。如果 x_i 和 x_{i-1} 差值结果中横纵坐标值均小于5,那么可以认为两个连通域属于同一个颗粒,直接将两个连通域 D_i 和 D_{i-1} 的像素值改为 $m_i \pm 5$ 。以上步骤进行循环处理,直到所有的连通域全部处理完成,处理之后的局部图像如图c所示。对比图a和图c,可以看出执行完拼接算法之后,标记图中的单颗粒岩屑图像基本被复原为完整的岩屑颗粒图像。

随机选取20张 3550×3550 大小的砂样图像进行测试,人工预先对砂样原图进行颗粒计数,然后与拼接算法得到的连通域 D_i 个数进行对比。采用 D_i 个数与颗粒总数的比值定义准确率。表2为部分分割测试结果,平均分割准确率在96.77%左右。

表2 部分分割测试实验结果

Table 2 Partial segmentation test experimental results

岩屑图像	颗粒总数	D_i 的个数	差值	准确率/%	平均准确率/%
1	550	533	17	96.9	
2	575	556	19	95.6	
...	96.77
19	612	592	20	96.7	
20	605	589	16	97.4	

3.2 单颗粒岩屑图像提取

在分割标记图中,将各岩屑颗粒图像质心点位置排序,在列表中记录每一单颗粒标记在纵横轴上的最大、最小坐标以及构成该单颗粒标记的所有像素点坐标。以第n个单颗粒图像标记为例,其记录坐标分别为 $x_{n-min}, x_{n-max}, y_{n-min}, y_{n-max}$ 和 (x_{n-i}, y_{n-i}) ,对应像素值为 $D(x_{n-i}, y_{n-i})$,将记录下的坐标在对应的砂样原图中进行坐标信息匹配,对匹配部分进行截

取,如果标记图中像素值等于 $D(x_{n-i}, y_{n-i})$,则截取图像中对应像素点的像素值不变,否则将截取图像中对应像素点的像素值变为黑色背景,等效完成了单岩屑颗粒图像的分割提取。砂样图像中n个颗粒进行n次分割提取,以同样方式全部完成处理后,新生成n幅单颗粒岩屑图像,等效完成原砂样图像中单颗粒岩屑分割。

3.3 现场应用

本文设计内容以砂样分割软件形式在多个油气区块进行了多井次的应用。在四川盆地川西坳陷新场构造带的新盛某井、丰谷某井等井场,地层结构较复杂,在沙溪庙、须家河等地层交界面较多,且易发生井壁失稳等风险,需要录井人员密切关注井壁及返出岩屑的状况,并快速获取砂样岩性成分、返出岩屑颗粒的大小形状等参数。传统岩屑录井方式无法满足上述需求,故在钻进过程中,利用本软件进行辅助分析。

该软件自动从最新采集的砂样图像中提取单颗粒岩屑图像。经过长时间多图应用测试可知,该系统对每张 3550×3550 分辨率图片的处理时间约为25 s左右,正确标记分割率均高于96%。系统输出的结果如图18所示,由图中单颗粒提取图可知,提取的单颗粒岩屑图像完整且轮廓清晰,细节信息保留完整,能有效支撑后续岩屑岩性的识别分析,也为颗粒的大小及形状参数精确评价提供了必要条件。为了保证系统的流畅性,设置每30 s系统自动读取一张待测图片进行岩屑分割处理。

4 结论

针对岩屑录井过程中砂样组分分析精度差、岩性识别不准确而人工筛选岩屑效率低、不稳定且耗费人力等特点,本文提出了一种新的砂样图像分割提取方法。该方法能在岩屑颗粒高度密集且混杂堆叠的砂样图像中,实现较高精度的单颗粒岩屑图像分割提取,有利于通过单颗粒识别的方式确定砂样成分,大幅提高颗粒密集砂样岩性分析的精度和效率。现场应用表明,设计的模型计算参数少,加载图片时间快,分割精度高达96.77%,时间为25 s/张图片。相较于传统方法,该方法的模型更轻量和精准,能够更好地满足油气开发阶段在测算油藏层构造变化、查找潜在沉积物源及储层动态变化等方面的需求。

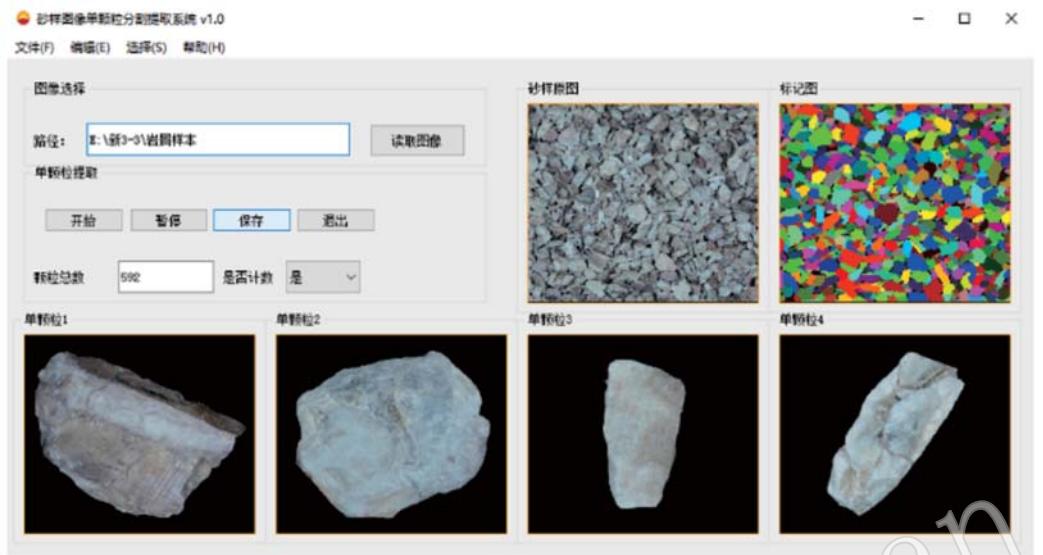


图 18 砂样图像单颗粒分割提取软件示意

Fig. 18 Schematic diagram of single particle segmentation and extraction software for sand sample image

该方法的应用具有广泛的前景。例如,在油气勘探过程中,可使用该方法提取岩屑图像,进而对沉积盆地的沉积环境进行分析,了解沉积的物质来源、改变过程及分布规律,揭示沉积作用对储层质量的影响。同时,该方法可以应用于其他领域的图像分割和识别,具有一定的拓展性和应用前景。

References

- Baklanova O E, Baklanov A and Shvets O Y. 2015. Methods and algorithms of computer vision for automated processing of mineral rocks images[C]//SACI 2015-10th Jubilee IEEE International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics, 449~454.
- Cao D P, Ji S Q, Cui R G, et al. 2022. Multi-task learning for digital rock segmentation and characteristic parameters computation [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 208(PB) : 109202.
- Cheng Fei. 2022. Design and Implementation of Small Target Detection-method in Long-range Image [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 1 ~ 93 (in Chinese with English abstract).
- Hamitouche I and Jonic S. 2022. DeepHEMNMA: ResNet-based hybrid analysis of continuous conformational heterogeneity in cryo-EM single particle images[J]. Frontiers in Molecular Biosciences, 9: 965645.
- He K M, Gkioxari G, Dollar P, et al. 2020. Mask R-CNN[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 42(2) : 386~397.
- Hu Liang, He Xiaohai, Qing Linbo, et al. 2022. Design of lightweight network based on YOLOv4 object detection algorithm[J]. Intelligent Computer and Applications, 12(1) : 164~167 (in Chinese with English abstract).
- Hu Yunge, Cang Yan and Qiao Yulong. 2020. Design of intelligent pig counting system based on improved instance segmentation algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 36(19) : 177~183 (in Chinese with English abstract).
- Jin Lu and Zhang Shouming. 2022. Research on retinal vessel segmentation based on U-Net network improved algorithm[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 33(8) : 887~896 (in Chinese with English abstract).
- Jin Y, Suzuki G and Shioya H. 2022. Detecting and visualizing stops in dance training by neural network based on velocity and acceleration [J]. Sensors, 22(14) : 5 402.
- Karimpouli S and Tahmasebi P. 2019. Segmentation of digital rock images using deep convolutional autoencoder networks[J]. Computers and Geosciences, 126: 142~150.
- Madarász L, Köte A, Hambalkó B, et al. 2021. In-line particle size measurement based on image analysis in a fully continuous granule manufacturing line for rapid process understandingand development[J]. International Journal of Pharmaceutics, 612: 121 280~121 280.
- Meiburger K M, Salvi M, Rotunno G, et al. 2021. Automatic segmentation and classification methods using optical coherence tomography angiography(OCTA): A review and handbook[J]. Applied Sciences, 11(20) : 9 734.

- Pan Keyu, Lu Zhengdong, Tang Ming, et al. 2020. Discussion on cuttings identification methods and its application on sys formation in Sichuan Basin[J]. Drilling & Production Technology, 43(S1): 24~26, 34, 2(in Chinese with English abstract).
- Qin Benxue, Shen Jianghai, Ma Bingpeng, et al. 2022. Semantic segmentation of rock debris image based on Debseg-Net[J]. Science Technology and Engineering, 22(29): 12 927~12 935(in Chinese with English abstract).
- Samir K, Idir B, Serra R, et al. 2015. Genetic algorithm based objective functions comparative study for damage detection and localization in beam structures[J]. Journal of Physics: Conference Series, 628(1): 012035.
- Shen Qingbo, Wu Wei, Yang Xiaoming, et al. 2009. Detritus image segmentation using watershed transformation[J]. Journal of Computer Applications, 29(10): 2 859~2 861(in Chinese with English abstract).
- Si Chenran. 2019. Research on Image Segmentation of Rock Particles in Rockfill Dam Mining[D]. Tianjin: Tianjin University, 1~78 (in Chinese with English abstract).
- Si Chenran, Wang Renchao, Di Kuo, et al. 2020. A rock particle image segmentation method based on Mask R-CNN and Watershed Algorithm [J]. Water Resources and Power, 38(11): 129~132, 128(in Chinese with English abstract).
- Song Ling and Xia Zhimin. 2021. Research on improved Mask R-CNN network model for human keypoint detection[J]. Computer Engineering and Applications, 57(1): 150~160(in Chinese with English abstract).
- Sun Kui. 2022. Logging identification method of complex lithology in buried hill based on the improved KNN Algorithm[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 29(3): 18~27(in Chinese with English abstract).
- Ting G, Weixing W, Wei L, et al. 2017. Rock particle image segmentation based on improved normalized cut[J]. International Journal of Control and Automation, 10: 271~286.
- Wang Hongyuan, Yuan Chunwan and Zhao Lei. 2010. License plate location method based on prior knowledge and marker-watershed algorithm [J]. Journal of Changzhou University(Natural Science Edition), 22(3): 64~68(in Chinese with English abstract).
- Wang Qian, Wang Zhengyong, Fan Yanjun, et al. 2014. Image segmentation of cutting grains based on edge flow and region merging[J]. Journal of Sichuan University(Natural Science Edition), 51(1): 111~118(in Chinese with English abstract).
- Wu Xiaohong and Luo Daisheng. 2010. The core image segmentation based on integration of multi-scale edgeflow and normalized cut[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 21(3): 461~464, 469(in Chinese with English abstract).
- Xia Wenhe, Xie Wanyang, Tang Yindong, et al. 2023. Research on intelligent and efficient lithology recognition method based on image features of returned cuttings[J]. Oil Geophysical Prospecting, 58(3): 495~506(in Chinese with English abstract).
- Xu Shengbin, Li Lihua, He Xiaohai, et al. 2023. Core image stitching algorithm based on Laplacian Pyramid Fusion[J]. Computer Systems & Applications, 32(2): 316~321(in Chinese with English abstract).
- Yan Kaizhong, Ma Guoliang, Xu Lisong, et al. 2021. Improved YOLOv3 based target detection Algorithm for airborne platform[J]. Electronics Optics & Control, 28(5): 70~74(in Chinese with English abstract).
- Yang Zhihong, He Shizhong, Feng Wei, et al. 2021. Intelligent identification of wear particles based on Mask R-CNN network and application [J]. Tribology, 41(1): 105~114(in Chinese with English abstract).
- Zang Liri, Yang Shuwen, Shen Shunfa, et al. 2022. A registration algorithm of images with special textures coupling a watershed with mathematical morphology[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 34(1): 76~84(in Chinese with English abstract).
- Zhang Xin, Zhang Dong, Yang Zhuo, et al. 2020. Grain segmentation and pore identification of multi-angle cross-polarized microscopic images[J]. Acta Petrologica et Mineralogica, 39(1): 120~128(in Chinese with English abstract).
- ### 附中文参考文献
- 程 飞. 2022. 远距离图像中的小目标检测方法设计与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 1~93.
- 胡 亮, 何小海, 卿粼波, 等. 2022. 基于 YOLOv4 目标检测算法的轻量化网络设计[J]. 智能计算机与应用, 12(1): 164~167.
- 胡云鸽, 苍 岩, 乔玉龙. 2020. 基于改进实例分割算法的智能猪只盘点系统设计[J]. 农业工程学报, 36(19): 177~183.
- 金 鹭, 张寿明. 2022. 基于 U-Net 网络改进算法的视网膜血管分割研究[J]. 光电子·激光, 33(8): 887~896.
- 潘柯宇, 卢正东, 唐 明, 等. 2020. 四川盆地 SYS 构造录井岩屑识别方法探讨及应用[J]. 钻采工艺, 43(S1): 24~26, 34, 2.
- 覃本学, 沈疆海, 马丙鹏, 等. 2022. 基于 Debseg-Net 的岩屑图像语义分割[J]. 科学技术与工程, 22(29): 12 927~12 935.
- 沈清波, 吴 炜, 杨晓敏, 等. 2009. 分水岭变换在岩屑图像分割中的应用[J]. 计算机应用, 29(10): 2 859~2 861.
- 司晨冉. 2019. 堆石坝开采料岩石颗粒图像分割研究[D]. 天津: 天津大学, 1~78.
- 司晨冉, 王仁超, 邸 阔, 等. 2020. 一种基于 Mask R-CNN 和分水岭算法的岩石颗粒图像分割方法[J]. 水电能源科学, 38(11):

- 129~132, 128.
- 宋玲, 夏智敏. 2021. 人体关键点检测的 Mask R-CNN 网络模型改进研究[J]. 计算机工程与应用, 57(1): 150~160.
- 孙岿. 2022. 基于改进 KNN 算法的潜山复杂岩性测井识别方法[J]. 特种油气藏, 29(3): 18~27.
- 王洪元, 袁春婉, 赵磊. 2010. 基于先验知识和标记分水岭的车牌定位算法[J]. 常州大学学报(自然科学版), 22(3): 64~68.
- 王倩, 王正勇, 范艳军, 等. 2014. 基于边缘流和区域合并的岩屑颗粒图像分割[J]. 四川大学学报(自然科学版), 51(1): 111~118.
- 吴晓红, 罗代升. 2010. 融合边缘流和归一化割的岩心图像分割[J]. 光电子·激光, 21(3): 461~464, 469.
- 夏文鹤, 谢万洋, 唐印东, 等. 2023. 基于砂样图像特征的岩性智能高效识别方法[J]. 石油地球物理勘探, 58(3): 495~506.
- 徐圣滨, 李立华, 何小海, 等. 2023. 基于拉普拉斯金字塔融合的岩心图像拼接算法[J]. 计算机系统应用, 32(2): 316~321.
- 严开忠, 马国梁, 许立松, 等. 2021. 基于改进 YOLOv3 的机载平台目标检测算法[J]. 电光与控制, 28(5): 70~74.
- 杨智宏, 贺石中, 冯伟, 等. 2021. 基于 Mask R-CNN 网络的磨损颗粒智能识别与应用[J]. 摩擦学学报, 41(1): 105~114.
- 臧丽日, 杨树文, 申顺发, 等. 2022. 耦合分水岭与形态学的特殊纹理影像配准算法[J]. 自然资源遥感, 34(1): 76~84.
- 张欣, 张栋, 杨倬, 等. 2020. 基于正交偏光序列消光特征的岩石薄片颗粒分割与孔隙提取[J]. 岩石矿物学杂志, 39(1): 120~128.

2022 年度部分地质学类中文期刊主要计量指标一览表

序号	刊名	影响因子	总被引频次	他引率	综合评价总分
1	中国科学 地球科学	2.303	6 206	0.94	77.9
2	地学前缘	2.239	7 156	0.96	76.8
3	岩石学报	2.621	12 858	0.79	73.1
4	地质学报	2.652	8 765	0.86	69.5
5	地球科学进展	1.676	3 786	0.96	65.1
6	地球科学	3.086	7 084	0.76	64.4
7	矿物学报	0.914	1 643	0.94	59.2
8	沉积学报	2.169	3 528	0.93	57.2
9	中国地质	2.646	5 210	0.85	55.5
10	地球学报	2.310	3 035	0.86	53.2
11	大地构造与成矿学	1.953	2 158	0.95	52.8
12	矿床地质	2.007	3 490	0.87	52.5
13	地质论评	2.294	3 984	0.81	51.4
14	水文地质工程地质	2.051	2 514	0.86	50.6
15	吉林大学学报地球科学版	2.072	3 395	0.88	49.9
16	地质通报	1.639	5 214	0.93	49.6
17	地球科学与环境学报	1.722	1 015	0.95	47.6
18	现代地质	1.193	2 387	0.89	44.9
19	矿物岩石地球化学通报	1.417	1 816	0.92	44.8
20	岩石矿物学杂志	1.647	1 695	0.89	44.6
21	古地理学报	1.821	1 903	0.89	44.4
22	地质力学学报	2.484	1 494	0.75	43.6
23	地质科学	1.340	1 798	0.91	42.3
24	地质科技通报	2.308	2 616	0.73	41.7
25	岩矿测试	2.164	1 643	0.78	41.5
26	高校地质学报	0.846	1 781	0.97	41.0
27	地球化学	0.596	1 873	0.98	40.5
28	第四纪研究	2.391	3 107	0.61	39.9
29	地层学杂志	0.975	869	0.91	37.8
30	矿物岩石	0.775	923	0.90	35.1
31	物探与化探	1.101	2 363	0.86	33.6
32	地质与勘探	1.639	2 313	0.72	33.6
33	地质与资源	1.330	835	0.78	27.2
34	西北地质	1.107	1 378	0.76	26.5

本表数据引自《2023年版中国科技期刊引证报告(核心版)自然科学卷》(中国科学技术信息研究所编), 以综合评价总分排序。