

基于超像素标注的岩石薄片图像训练数据

程国建¹ 邓文华¹ 符宇龙¹

CHENG Guojian DENG Wenhua FU Yulong

摘要

图像标注在计算机视觉中起着至关重要的作用。鉴于岩石薄片图像的复杂性,长期以来,为岩石薄片图像手动创建语义标签是一项耗时、耗力的事。为了加快岩石薄片图像像素级标注速度,提出了一种基于超像素标注的方法生成岩石薄片图像的机器学习训练数据集。首先,使用超像素算法进行预分割处理;然后,进行区域合并,提取到岩石颗粒的边界;最后,通过交互式的标注工具,人为给岩石颗粒包含的超像素区域分配指定标签。结果表明,所提出的方法能够避免人为标注岩石颗粒的边界决策问题,可以对薄片图像进行快速标注并生成高质量的语义图像数据,推动岩石薄片图像在深度学习领域的研究。

关键词

图像标注; 岩石薄片图像; 语义标签; 像素级标注; 超像素分割

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.06.020

0 引言

观察和测量岩石薄片中的颗粒组成、孔隙度、渗透性以及裂缝等特征,可以帮助人们判断储层特征、储量分布以及稳定性,对评估油气储层的储集能力和产能潜力有重要意义,能够为油气田的开发和生产提供科学依据^[1]。传统上,对岩石薄片的分析高度依赖地质学者通过岩相显微镜进行视觉解释,这种方法不仅需要选定样本,而且非常耗时。随着显微图像采集技术^[2]、视觉图像分析和分割领域的快速发展,岩石薄片实现了图像数字化,而且在岩石薄片图像智能识别领域取得很大的进展^[3]。

在过去的十几年中,大量带标注的图像数据集、日益复杂的神经网络结构以及可用的大量计算资源使诸如图像分类、检测和语义分割等计算机视觉任务取得了巨大进步。在完全监督学习过程中,图像分割与标注的质量直接影响机器学习算法或深度神经网络模型的学习结果及预测精度。然而,缺乏高质量的图像分割和标注数据集,严重阻碍了岩石薄片图像在智能化识别和分割领域的应用。主要原因有两个方面:

(1) 相对于其他领域图像,岩石薄片图像更具专业性、多样性和复杂性,只有专家或有地质经验的学者,才能胜任岩石薄片图像的识别与标注工作;(2) 岩石薄片图像中存在数十个甚至上百个待分割的矿物颗粒对象,人工标注岩石薄片图像数据耗时、耗力,而且标注边界在一定程度上依赖于标注者的主观判断。

为加快标注速度,很多学者致力于将超像素作为图像处理的最小可解释单位。一方面是因为超像素是由相似纹理、

颜色、亮度等特征的相邻像素构成的有一定视觉意义的不规则像素块;另一方面,以无监督学习为基础的超像素分割算法避免了人为标注目标对象边界的决策问题,而且将超像素作为最小操作对象,显著减少了要标注的基元数量。

超像素的生成允许用户为每个超像素而不是每个像素分配标签。2018年,Wigness等人^[4]提出基于超像素标注图像数据的思想并开发相应的超像素标签接口。2022年,Yu等人^[5]提出一种人机协同管道,采用超像素分割作为边界提取器,使用标记工具对每个超像素进行标记。但是,超像素分割存在过度分割情况,即便把以像素为标注单位转换为以超像素为标注单位,工作量也仍然很大。

因此,本文提出基于超像素分割标注岩石薄片图像数据的方法。首先,采用非监督学习的超像素算法对岩石薄片图像进行预分割,避免了人工标注时的边界决策问题;然后,使用区域合并减少超像素个数;最后,使用标注工具人为给每个超像素分配标签。该方法提高了岩石薄片图像的标注效率,也缓解了地质科研人员的重复性劳动,降低了人工投入成本。

1 超像素分割

任晓峰等人^[6]在2003年提出超像素概念,其核心思想是“高内聚,低耦合”,即超像素中的像素高度相似,而超像素与超像素之间差异越大越好,常被作为像素与图像之间的桥梁,广泛应用于图像预处理、分割以及目标识别等计算机视觉领域。目前最常用的超像素算法是简单线性迭代聚类(SLIC)^[7-10],它是一种基于空间距离和颜色相似性进行像素聚类的算法,能够感知地将局部相似的像素聚类在一起,形成可解释的局部区域。

1. 西安石油大学计算机学院 陕西西安 710065

1.1 简单线性迭代聚类算法

简单线性迭代聚类 (SLIC) 算法是在 CIELAB 颜色空间和 xy 坐标的 5 维向量下对图像像素进行局部聚类, 其中 l 表示图像亮度, a 表示从绿色到红色的分量, b 表示从蓝色到黄色的分量。其大致流程可分为以下几步。

(1) 输入待分割图像与超像素个数 K , 计算网格间隔 $s = \sqrt{N/K}$ 。

(2) 在规则的网格上初始化 K 个聚类中心 $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]^T$ 间隔 s 个像素采样。

(3) 使用式 (3) 计算每个像素的距离度量, 取最小值对应的聚类中心作为该像素点的簇。

(4) 迭代优化, 直至误差收敛。

其中, 该算法是在超像素中心周围的 $2S \times 2S$ 区域中搜索类似像素。距离度量公式为:

$$d_{lab} = \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2} \quad (1)$$

$$d_{xy} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (2)$$

$$D_s = \sqrt{\left(\frac{d_{lab}}{N_{lab}}\right)^2 + \left(\frac{d_{xy}}{N_{xy}}\right)^2} \quad (3)$$

式中: d_{lab} 和 d_{xy} 分别是颜色空间和坐标空间上的欧氏距离; D_s 表示距离度量, 以此判断将当前像素归为哪个簇; N_{lab} 和 N_{xy} 分别表示簇内最大的颜色距离和空间距离, 用来标准化颜色接近度和空间接近度。通常 N_{lab} 为固定常数 10, N_{xy} 为网络间隔 s 。SLIC 伪算法描述如表 1 所示。

表 1 SLIC 伪算法描述

Algorithm: SLIC Superpixel Segmentation

```

1 /* Initialization */
2 Initialize cluster centers  $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]^T$  by sampling pixels at regular grid steps  $S$ .
3 Move cluster centers to the lowest gradient position in a  $3 \times 3$  neighborhood.
4 Set label  $l(i) = -1$  for each pixel  $i$ .
5 Set distance  $d(i) = \infty$  for each pixel  $i$ .
6 repeat
7 /* Assignment */
8 for each cluster center  $C_k$  do
9 for each pixel  $i$  in a  $2S \times 2S$  region around  $C_k$  do
10 Compute the distance  $D$  between  $C_k$  and  $i$ .
11 if  $D < d(i)$  then
12 set  $d(i) = D$ 
13 set  $l(i) = k$ 
14 end if
15 end for
16 end for
17 /* Update */
18 Compute new cluster centers.
19 Compute residual error  $E$ .
20 until  $E \leq \text{threshold}$ 
    
```

本文岩石薄片图像来自亚琛工业大学, 对岩石薄片图像进行超像素处理示例, 如图 1 所示, 图 1 (a) 是像素大小为 2171×1551 的岩石薄片图像; 图 1 (b) 是超像素数量 K 为 200 时的分割图; 图 1 (c) 是超像素数量 K 为 500 时的分割图; 图 1 (d) 是超像素数量 K 为 800 时的分割图。

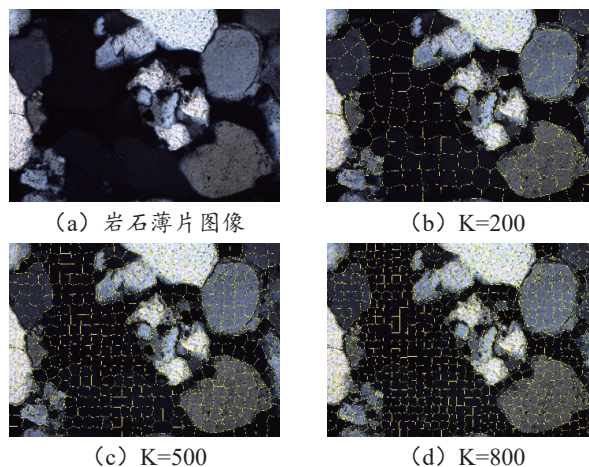


图 1 岩石薄片图像超像素处理示例

超像素算法可以有效地分割薄片图像数据, 这是生成机器学习使用的训练数据集的重要步骤。但是, 超像素分割图像过程中存在两种情况, 即过度分割和欠分割。过度分割是指单个目标区域被分割为多个超像素的结果, 欠分割是指单个超像素包含多个待分割目标。随着超像素个数的增多, 提取的矿物边界越真实, 往往越伴随着过度分割的情况, 所以, 需要对超像素分割的结果进行合并处理。

1.2 区域合并

在区域合并之前, 需要构建区域之间的相邻关系以及区域距离, 以便寻找最优的合并区域。用于记录区域邻接关系的数据结构被称为区域邻接图^[11] (region adjacency graph, RAG)。如图 2 所示, 两个相邻超像素的平均颜色判断相似性, 线条颜色越亮, 相似性越低, 如果相邻的超像素具有相同的平均颜色, 则连接线段为黑色。

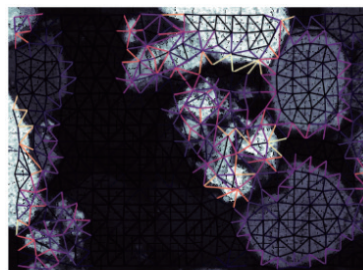


图 2 岩石薄片图像超像素区域邻接图

对于一个有 K 个区域的初始分割结果, 采用无向图 $G = (V, E)$ 对其邻接关系进行记录, 其中 $V = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ 是所有 K 个顶点的集合, E 是所有边界的集合。然后, 再根据相邻

区域在图中对应的节点权重大小判断是否进行合并，每合并一次，均会减少一个节点以及对应的边，形成新的邻接图。其中，构建相邻区域关联节点的尺度集描述如表 2 所示。由于图像分割的结果在空间上一定是相互连通的，因此区域邻接图 RAG 上只存在唯一的一个连通成分，即任意两个节点之间一定能够找到一条通路（边缘集合），使之相互连通。

表 2 构建相邻区域关联节点的尺度集

输入：含有 K 个节点的 RAG
迭代：for $i = 0$ to $(k-1)$
在 $(K-i)$ 个节点的 RAG 中寻找最小权重边缘；
合并对应的区域
更新 RAG
往尺度集中插入一个基本单元
输出：尺度集结构

图 3 是岩石薄片图像使用不同阈值对超像素分割结果进行超像素合并的示例，其中超像素个数为 1000。可以看出，随着阈值越来越大，超像素合并结果越趋向真实边界，当然，阈值并不是越大越好。

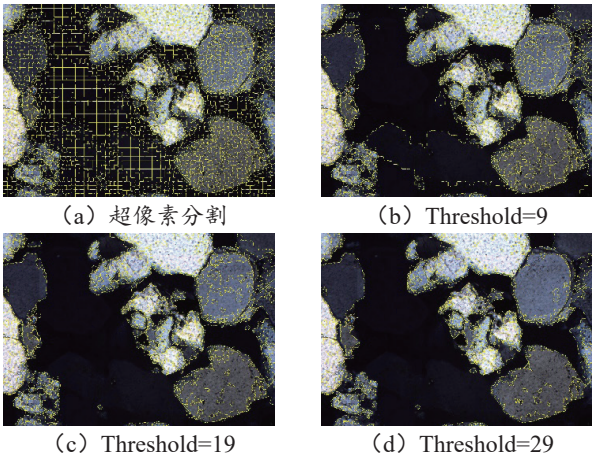


图 3 不同阈值对超像素分割结果进行区域合并示例

2 超像素标注

创建高质量的训练数据集是机器学习的关键部分。随着计算机视觉技术应用的增加，需要大量的训练数据以供机器学习，其中数据的采集和标注就要占人工智能和机器学习项目 80% 的时间。数据标注是把需要机器识别和分辨的数据贴上标签，然后让计算机不断地学习这些数据的特征，最终实现计算机能够自主识别^[12]。

本文使用的标注工具是改进自文献 [2] 使用的 Bokeh 开源 Python 库开发的 Jupyter 工具。该标注工具以交互方式将标签分配给图像中的像素，界面包含一个用于在左侧显示的查看器和一个显示标记结果的输出窗口。在标注图像过程中，用户在给超像素分配标签时可以选择指定区域进行缩放。对于不同类型的岩石颗粒，用户可以使用不同的颜色标签进行标注。

图 4 是该标签工具对岩石薄片图像进行超像素分割和人工标注结果图，图 4 (a) 是基于 SLIC 算法超像素数量为 1000 分割后区域合并的结果图；图 4 (b) 为语义分割；图 4 (c) 为实例分割；图 4 (d) 为全景分割。

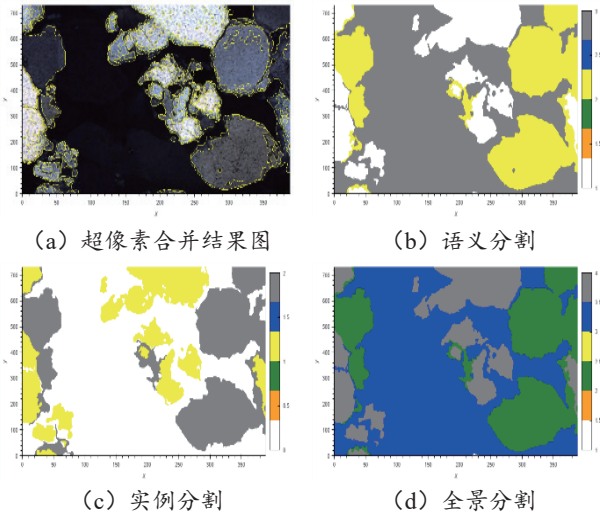


图 4 超像素标注岩石薄片图像生成标注图像

该标注工具可以在像素级分割图像中的对象和边界，生成计算机视觉领域不同任务的语义分割、实例分割和全景分割图像数据集。它能极大地提高岩石薄片图像标注的效率，为后期创建大规模高质量的岩石薄片图像标注数据集奠定了基础，推动岩石薄片图像的研究走向数字化、智能化、自动化^[13]。

3 总结

结果表明，本文方法利用无监督的超像素分割，可以消除识别和勾勒图像中不同区域的手动注释工作，能够快速完成图像的超像素标注，生成高质量、高精度并可用于机器学习任务（如语义分割、对象检测和场景理解）的训练数据集。该方法可以推动岩石薄片图像分割和标注走向规范化，加快实现对岩石薄片图像的智能化识别和自动化分析。

参考文献：

[1] 黄玲玲. 基于聚类的岩石薄片图像分割方法研究 [D]. 焦作：河南理工大学, 2022.

[2] 陈世松, 冉飞, 樊仁杰. 岩石薄片全视域多维数字化图像采集技术研发及应用 [J]. 录井工程, 2023, 34(2): 77-82.

[3] 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+6.

[4] WIGNESS M B. Superlabel: a superpixel labeling interface for semantic image annotation [EB/OL]. (2018-09-01) [2024-02-20]. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:69319542>.

[5] YU J, FLORIAN W, SIMON V, et al. Superpixel segmentations for thin sections: evaluation of methods to enable the

(下转第 102 页)

- work with channel refinement for multispectral remote sensing images[J].IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2021,59(3):2535-2549.
- [17]YU Y, LIU H, FU M, et al.A two-branch neural network for non-homogeneous dehazing via ensemble learning[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops,[v.1].Piscataway:IEEE,2021:193-202.
- [18]SUN H, LUO Z, DONG R, et al.Partial siamese with multiscale Bi-Codec networks for remote sensing image haze removal[J].IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2023, 61:1-16.
- [19] 孙航, 方帅领, 但志平, 等. 层级特征交互与增强感受野双分支遥感图像去雾网络 [J]. 遥感学报, 2023,27(12):2831-2846.
- [20]XU Z, WU K, HUANG L, et al.Cloudy image arithmetic:a cloudy scene synthesis paradigm with an application to deep-learning-based thin cloud removal[J].IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2022,60:1-16.
- [21]MA X, WANG Q, TONG X.A spectral grouping-based deep learning model for haze removal of hyperspectral images[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2022, 188: 177-189.
- [22]LI W, LI Y, CHEN D, et al.Thin cloud removal with residual symmetrical concatenation network[J].ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing,2019,153(Jul.):137-150.
- [23]LIN D, XU G, WANG X, et al.A remote sensing image dataset for cloud removal[EB/OL].(2016-01-03)[2024-02-26]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1901.00600>.
- [24]ZHENG Z, REN W, CAO X, et al.Ultra-high-definition image dehazing via multi-guided bilateral learning[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, [v.1].Piscataway:IEEE,2021:16180-16189.
- [25]LIU X, MA Y, SHI Z,et al.GridDehazeNet:attention-based multi-scale network for image dehazing[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision.Piscataway: IEEE, 2019: 7313-7322.
- [26]DONG H, PAN J, XIANG L, et al.Multi-scale boosted dehazing network with dense feature fusion[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, [v.1]. Piscataway:IEEE,2020:2154-2164.
- [27]ZHANG L, WANG S.Dense haze removal based on dynamic collaborative inference learning for remote sensing images[J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2022, 60:1-16.

【作者简介】

梁星(1989—),男,湖北当阳人,硕士,讲师,研究方向:遥感图像处理、人工智能等。

(收稿日期: 2024-04-08)

(上接第 95 页)

- generation of machine learning training data sets[J]. Computers&geosciences, 2023,170(Jan.):105232.1-105232.15.
- [6]REN X, MALIK J.Learning a classification model for segmentation[C]//Computer Vision, 2003. Proceedings,vol.2. Piscataway:IEEE,2003:10-17.
- [7]ZHANG A, REN W, LIU Y, et al. Lightweight image super-resolution with superpixel token interaction[C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision(ICCV). Piscataway: IEEE, 2023:12682-12691.
- [8]ACHANTA R, SHA A K, SMITH A, et al.SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J].IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [9] 侯志强, 赵梦琦, 余旺盛, 等. 基于 SLIC 与分水岭算法的彩色图像分割 [J]. 光电工程, 2019, 46(6):78-86.
- [10] 蒋丽维, 刘迪, 张洋, 等. 基于超像素图像分割算法的碳酸盐岩鲕粒特征提取方法 [J]. 石油地球物理勘探, 2023, 58(S1): 44-48.
- [11]TREMEAU A, COLANTONI P. Regions adjacency graph applied to color image segmentation[J].IEEE transactions on image processing, 2002,9(4):735-744.
- [12]ZHUANG L, KAIMING H. A decade's battle on dataset bias:are we there yet?[EB/OL].(2024-03-13)[2024-03-20]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.08632>.
- [13] 刘合. 油气勘探开发数字化转型人工智能应用大势所趋 [J]. 石油科技论坛, 2023,42(3):1-9.

【作者简介】

程国建(1964—),男,陕西西安人,博士,教授,研究方向:机器学习、机器视觉与模式识别、大语言模型、智能数字油田等。

邓文华(1999—),通信作者(email: dengwhwj@qq.com),男,陕西宝鸡人,硕士研究生,研究方向:人工智能、机器视觉与模式识别、智能数字油田等。

(收稿日期: 2024-03-25)