

砂岩显微图像分析方法及其工具实现

郝慧珍^{1,2} 姜枫³ 李娜³ 顾庆³

(南京大学软件学院 南京 210023)¹ (南京工程学院通信工程学院 南京 211167)²

(南京大学计算机科学与技术系 南京 210023)³

摘要 图像分析是研究砂岩薄片的重要手段。研究适用于砂岩薄片的图像分析的方法并进行工具实现,在岩石学研究、油气勘探等方面具有重要意义。文中设计开发了砂岩显微图像分析软件系统。首先,提出基于超像素分割和聚类的图像分割方法来分割砂岩薄片显微图像,形成只具有单一矿物成分的超像素;然后,以矿物显微图像作为训练数据,提取颜色和局部等特征参数来训练分类器分类超像素;最后,合并相邻超像素从而形成完整的矿物颗粒,并标定其类别成分。在对方法进行研究的基础上,进行软件设计实现,对砂岩薄片显微图像中的矿物组分和组构特征进行分析。对一些采自西藏的典型砂岩薄片显微图像的分析表明,该方法具有良好的实用价值,但还需要进一步完善和优化。

关键词 砂岩,显微图像,超像素,图像分割,分类,标记

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.11.008

Sandstone Microscopic Image Analysis Method and Tool Implementation

HAO Hui-zhen^{1,2} JIANG Feng³ LI Na³ GU Qing³

(Software Institute, Nanjing University, Nanjing 210023, China)¹

(School of Communication Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)²

(Department of Computer Science and Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China)³

Abstract Image analysis is an important method for studying sandstone. The research to develop methods which are suitable for sandstone microscopic image analysis and its implementation are valuable for both studying sandstone petrology and oil-gas exploration. This work developed a software system for sandstone microscopic image analysis. Firstly, superpixel segmentation method SLIC is adapted to segment microscopic images of sandstone which forms superpixels with only one mineral ingredient. Secondly, as the training data, the color and local features are extracted from micro-mineral images, and are used to train classifier to classify superpixels. Lastly, those adjective superpixels are merged to a whole mineral grain which is labeled with its category as a result. Based on this method, a set of tools were designed to perform mineral composition and texture analysis on the sandstone microscopic images. The analysis on microscopic images of sandstones from Tibet verified this method to be practical and useful. However, this developed software tool need to be further improved and optimized.

Keywords Sandstone, Microscopic image, Superpixel, Image segmentation, Classification, Annotation

1 引言

砂岩是重要的储集层岩类,具有独特的颗粒结构和微观孔隙结构,包含丰富的油、气、水资源,我国的大庆、胜利、大港、克拉玛依等油气田的主要储集层均为砂岩。对砂岩进行研究,确定砂岩类型,获取结构特征,在油气储集层探测和评估方面具有重要的应用价值。

对岩石进行矿物组成分析和组构识别是进行岩石学研究的主要手段。通过识别沉积岩薄片显微图像中主要成分的岩

石组构,可以获知沉积成岩环境与水动力条件^[1]。砂岩的主要矿物含量测定是通过统计图像中每种矿物的像元数量实现的,是岩石定名的基础^[2]。砂岩的孔隙度决定了石油、天然气和水储层的存储容量,是石油地质学家评价储层的主要指标^[3]。颗粒粒度分布是沉积环境解释、沉积动力学研究等的基础,利用粒度资料进行沉积物的结构分析能有效地判定沉积物的搬运方式,判别水动力条件,区分沉积环境类型,探讨沉积物的成因机制和古气候变化^[4]。岩石内部颗粒的形态特征在很大程度上影响着岩石材料的工程特性,如刚度、抗剪强

到稿日期:2016-10-11 返修日期:2016-12-05

郝慧珍(1974—),女,博士,主要研究方向为人工智能、计算机视觉, E-mail: haohuizhen@njit.edu.cn;姜枫(1980—),男,博士,副教授,主要研究方向为机器学习、计算机视觉, E-mail: ferrarimodena@sina.com;李娜(1991—),女,硕士,主要研究方向为图像处理、机器学习, E-mail: ln_nju@163.com;顾庆(1972—),男,博士,教授,主要研究方向为分布计算与并行处理、软件质量与软件测试, E-mail: guq@nju.edu.cn(通信作者)。

度、抗疲劳能力、耐久性、压缩性及渗透性等。通过数字图像技术对岩土内部不同介质的空间分布进行精确测量和数值表示,定量分析岩土内部结构并建立准确的结构性数学模型,是地质力学研究的前沿课题^[5]。

由于显微镜下岩石薄片中的主要矿物均无色透明且折光率相近,因此其灰度极其相近或者相同,图像反差很低或几乎无反差,除专家鉴定外,其他方法难于从图像上予以识别,这为大数据量砂岩骨架颗粒的定量研究带来了困难。计算机技术在地学研究中的不断发展,使得砂岩图像的准确分类成为了可能。砂岩薄片显微图像分析是基于砂岩薄片显微图像,采用超像素分割方法进行分割,提取矿物颗粒颜色、纹理等特征,进行必要的转换和选择;然后,获取图像中的矿物颗粒,分类识别砂岩中的 3 类主要成分;最后,基于矿物组分和结构特征,结合地质学命名原则,研究砂岩的分类和定名,识别岩性和成因。作为一种空间分布测量手段和数字表述方法,利用岩石样品图像进行自动分析在地球科学的纵深发展过程中越来越具有理论意义和实际应用前景。

2 国内外的研究现状

岩石的矿物组成分析是岩石薄片鉴定的重要基础。目前,在采用图像处理和机器学习技术对岩石薄片中的矿物进行分析并研究其组成方面,国内外研究者开展了一些探索性的工作,且已取得了初步的成果。Baykan 等人^[6]采用多层感知器神经网络来识别石英、白云母、黑云母和绿泥石等矿物。为准确识别颗粒的边界,Fuerten^[7]提出获取多个偏光角度成像的薄片图像组合,通过颜色比对来辨识颗粒的边界。在此基础上,Flesche 等人^[8]采用线性回归方法来解决陆源碎屑岩和碳酸盐岩中常见矿物的分类问题。Holden 等人^[9]检测像素的颜色、亮度、局部纹理等特征,对其加权平均后采用最大似然法和阈值法确定橄榄石感兴趣的区域,然后采用分水岭算法分割出含有多个橄榄石晶体颗粒的兴趣区域,并计算颗粒的大小和形状特征(包括面积周长、主轴、次轴和方向),同时对金伯利岩中橄榄石晶体粒度分布进行了定量分析。Lau-neau 等人^[10]获取岩石薄片的偏光图像,基于颜色特征,采用平行管道法识别花岗岩中的 6 种矿物。Marschallinger^[11]基于像素颜色特征,以岩浆岩中的花岗岩和石英正长岩、变质岩中的变辉长岩的显微薄片作为样本,采用最大似然法识别其中的钾长石、斜长石、石英和黑云母等矿物颗粒;其在后续工作中^[12],应用模糊分类技术计算隶属度,识别变云英闪长岩中的钾长石、斜长石、石榴石和绿帘石等矿物。Ross 等人^[13]采用遗传算法,结合决策树分类器,基于颗粒的颜色和纹理特征识别矿物类型。Thompson 等人^[14]综合多角度薄片图像,采用神经网络尝试识别石英、斜长石和黑云母等 10 类矿物。叶润青等人^[15]采用多尺度分割算法分割图像以获取颗粒,并提取颗粒的光谱和纹理特征,训练 6 种分类方法来识别矿物颗粒,并测定矿物含量。赵启明等人^[16]采用 Sobel 算子获取正交偏光图像的梯度图像,求取梯度图像中表示纹理特征的灰度共生矩阵,并计算其能量和相关性来构建石英、长石特征参数样本库,应用人工神经网络分类方法进行训练,计算待识别颗粒的特征参数并分类。

随着研究的不断深入,一些研究方法逐渐投入使用,并逐

渐形成独立的软件应用。Barraud^[17]使用开源软件包 ITK (Insight Segmentation and Registration Toolkit) 中的分水岭分割方法分割图像,然后使用 Arcgis 软件将分割后的颗粒结果转换为矢量格式,获取颗粒边界,再使用 Arcgis 和 Matlab 软件对石英岩、橄长岩图像中矿物颗粒的形状和优选方向进行分析。Tarquini 等人^[18]使用 GIS 软件 ArcView 实现岩石显微信息系统 (Microscopic Information System, MIS), 通过 AvenueTM 将基于 C++ 语言开发的区域生长分割算法嵌入 GIS 环境中,通过执行命令行将输入图像分割为区域图像,然后将区域图像转换为矢量格式,分析岩石中的矿物相。Yesil-oglu-Gultekin 等人^[19]采用 Matlab 脚本开发了一个计算机程序 TSecSoft,以岩石薄片偏光系列图像为输入,经过一系列图像预处理后采用 JSEG (Joint Systems Engineering Group) 图像分割法分割矿物颗粒,由用户对欠分割和过分割的颗粒进行合并或再分割,通过手工标定矿物类别来计算岩石图像中矿物的百分比。整体来看,使用遥感影像信息处理软件不仅依靠地物的光谱信息,还更多地利用了地物的几何形态和结构信息。由于矿物图像主要体现为光谱信息,几何和结构信息几乎没有具体的含义,因此遥感影像信息处理软件并不完全适用于岩石矿物的识别,也没有实现完全自动、独立于平台的矿物分析,故而开发一套自动、独立完整、能够准确且迅速进行矿物成分分析的软件系统具有重要的研究和实际应用价值。

3 砂岩显微图像分析方法

基于对砂岩薄片显微图像的分析,研究适用于砂岩图像的方法是进行砂岩显微图像分析的关键。砂岩显微图像分析的设计思路是采用基于图像分割和机器学习的方法,提取能够反映矿物主要特征图像并适于自动识别质量的特征,利用已被专家鉴定的矿物图像作为训练样本训练分类器,对分割后的砂岩图像颗粒进行自动分类识别。

3.1 框架结构

基于以上设计思路,本方法共包含 7 个模块:图像输入、矿物图像特征提取、分类模型训练、超像素分割、超像素分类、超像素合并以及结果数据输出。各模块之间的交互关系如图 1 所示。

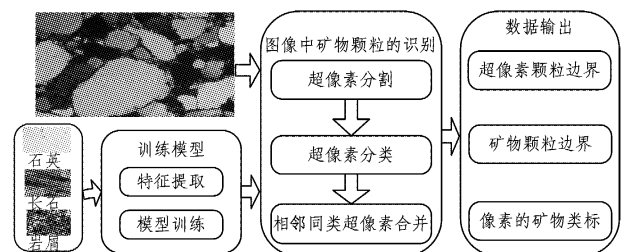


图 1 砂岩显微图像分析框架

3.2 超像素分割

每张砂岩显微图像中包含多种矿物,这些矿物特征各异,在处理时仅依靠单个像素所包含的信息无法充分进行表征,必须将矿物颗粒的所有像素作为整体观测才有意义。因此,本文是先使用 SLIC (Simple Line Iterative Clustering) 超像素分割方法将图像划分成多个由具有相似性质的像素组成的超像素;为了保证超像素边缘的平滑和精确性,一个超像素中尽

可能只包含一种矿物,在此基础上采用合并算法将过分割的超像素进行聚类合并,使得相邻的超像素聚合成矿物颗粒;最后,结合先验知识,对每个合并后的颗粒进行分类标记。

SLIC 超像素分割方法是 Achanta 等人^[20-21]提出的一种思想简单、实现方便的快速聚类算法。砂岩图像呈现明显的颗粒效果,这些颗粒对应于不同的矿物;颗粒边界比较明显,边界没有具体的形状特征;颗粒内比较均匀,具有一致的纹理特征。如果超像素个数设置得较为合理,则能够取得较好的分割效果,同时能解决颗粒分割后的完整性和颗粒之间粘连的问题。

SLIC 超像素分割方法将彩色图像转换为 CIELAB 颜色空间和 XY 坐标下的 5 维特征向量,然后根据这 5 维特征向量对图像像素进行局部聚类。该算法只需要指定超像素的个数,运行速度较快,能生成紧凑、近似均匀、边界贴合较好的超像素。具体实现描述如下。

1) 初始化种子点。假设图像有 N 个像素点,预分割为 K 个相同尺寸的超像素,每个超像素的大小为 N/K ,超像素的近似边长 $S = \sqrt{N/K}$,以 $S \times S$ 网格为基本单位,在每个网格中选择一点作为超像素中心;为了避免种子点处在图像边缘位置,对后续的聚类过程造成干扰,计算该邻域内所有像素点 3×3 邻域内的梯度值,并将种子点移到该邻域内梯度最小处。

2) 相似度衡量。在每个区域中心的 $2S \times 2S$ 邻域内,计算像素与种子点之间表示颜色和空间距离的相似程度。

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \quad (1)$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (2)$$

$$D = \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2} \quad (3)$$

其中, d_c 表示颜色距离, d_s 表示空间距离, N_c 表示最大颜色距离, N_s 表示最大空间距离。

由于每个像素点都会被多个种子点搜索到,因此每个像素点有多个与周围种子点的距离值,将最小值距离对应的种子点标签赋给该像素。

3) 计算剩余误差。重新计算分割出的中心像素,并计算新旧两区域中心的剩余误差,不断迭代该过程,直到误差收敛。

对矿物识别结果的好坏与训练获得的模型密切相关。训练模型包括特征提取和模型训练两部分。特征提取部分主要对石英、长石、岩屑 3 种主要矿物图像提取颜色和局部二值特征;模型训练采用监督分类方法进行训练。

3.3 训练矿物识别模型

岩石显微薄片图像中,光学特征是岩石显微薄片图像自动分类效果的重要影响因素。岩石显微薄片图像的特征抽取和选择需要结合地质学中矿物识别的光学特征,主要从砂岩显微薄片图片中提取 3 个 HSV 颜色通道,并计算每个颜色通道的均值、方差、变化范围等特征,同时提取灰度图中的局部二值特征,计算局部二值特征的直方图特征,用于矿物图片分类和矿物颗粒的识别。

以人工的方式对砂岩图片中的每个矿物颗粒进行手工分割,同时由专家对砂岩图片进行命名标注并对分割获得的矿物进行分类标注。以这些带标注的图像作为训练样本,分别训练支持向量机、随机森林、高斯朴素贝叶斯、决策树、神经网络、AdaBoost 等分类器,并进行十折交叉验证分割训练集与验证集。根据 3 类矿物的分类准确率确定分类器类别,同时根据准确率的最高值确定分类器模型参数,并将其保存后作为测试用分类器。测试图片数据与训练数据完全不重合。根据对标注矿物进行分类取得的准确率实验结果,选择了逻辑回归分类器对测试图像进行分类,使用不同的颜色灰度对图片中的矿物颗粒进行显式类别标记。

3.4 超像素合并

对砂岩图像进行超像素分割后形成特征基本一致的超像素,使用训练好的模型对这些超像素进行分类,生成带有 3 类矿物类标的 3 类超像素;接着对具有相同类标的超像素进行合并,从而生成簇,它们对应于完整且独立的矿物颗粒。

3.4 超像素合并

合并的执行过程是一个簇区域不断扩张的过程,具体实现描述如下:

1) 给定一个超像素集合 D , 迭代查找 D 中每个对象 p 的邻域,如果邻域对象与 p 具有相同的类标,则将这些同类的对象进行合并,并将集合内的所有对象都标记为同一簇;

2) 如果颗粒面积小于给定值,则将其视为噪音并合并;

3) 继续检查 D , 重复步骤 1)、步骤 2), 直至所有对象都归入某个簇。

4 工具实现

以 Windows 7 作为开发平台,采用 Python 作为开发工具,通过对砂岩薄片显微图像进行分析研究,提取能够反映矿物主要光学特征描述并适于自动识别的特征。利用已被专家鉴定的矿物图像作为训练样本来训练分类器,对砂岩图像进行自动分类识别,并用测试样本进行系统测试。

4.1 砂岩显微图像的采集制备

将制好的岩石薄片置于显微镜载物台上,采用 100 倍(10 倍物镜 \times 10 倍目镜)的放大倍数进行薄片观察,并选择最佳观察视域。图像采集系统由透射偏光显微镜和数字相机组成,采用多个旋转角度获取载物台上的岩石薄片的显微图像,包括单偏光图像和正交偏光图像。在抓取图像前需要对相机进行一系列的校正,如曝光方式、曝光时间、对比方式等的调整,以使相片达到最好的效果。数字图像储存在硬盘中,为节省计算机系统空间,采用 JPG 格式保存图片。

4.1.1 砂岩显微图像数据库

图像数据库将图像数据及其相关信息存储在一起,并对它们进行有效的管理,以保证数据的一致性、完整性,并支持各种应用。构建存储砂岩图像的数据库系统用于存储有类别标记的图像数据,图片单独存放在固定文件夹里,数据库表中对应的字段仅保存图片的路径和名字,具备存储量小、访问速度快、实现简单、容易扩展的优点。

砂岩图像数据库是对岩石样品和对应的单片光和正交偏光图像总体特征的描述,主要包含两类信息,一类为岩石样品的描述,另一类为岩石样品对应图像的描述。岩石样品描述包括样品编号、样品类型、取样位置、取样时间、层位、岩性、放大倍数、形貌特征;岩石样品图像描述信息包括与图像相关的各种属性,如图像编号、图像名称、图像类别、图像描述及存储路径。在岩石和矿物数据储备方面,完成了 279 张采自西藏地区的砂岩薄片图像采集工作,已提取了部分图像特征,并建

立了数据库。每张图像都由一个独立的砂岩薄片采集而来,没有重复。所有砂岩薄片图像分为 3 类:长石砂岩、石英砂岩和岩屑砂岩,图像规格为 1280×1024 pixel。

矿物图像数据库包括由人工标定的砂岩主要矿物图像块,描述信息主要包含矿物名称和类别,共完成了 964 张矿物图像的采集标定工作,其中 381 张为石英矿物图像,271 张为长石矿物图像,312 张为岩屑图像。由于图片中矿物颗粒大小不一致,因此图像的尺度并不完全一致。

4.1.2 特征知识库

图像是由具有颜色、纹理、形状等特征的高度结构化的数据组合而成的。特征知识库中存放的是一系列描述与研究领域有关的图像结构特征和关系等方面的知识,是指导系统进行图像分析和理解的依据。本系统以砂岩薄片显微图像为研究对象,主要矿物成分为石英、长石和岩屑。构造砂岩图像知识库,主要描述砂岩中 3 种主要矿物成分的光学属性特征(见表 1),对应于各矿物成分的识别特征,包括矿物名称、颜色、晶形、干涉色、解理、消光类型等。针对这些特征建立模型,为计算机自动识别矿物构建理论和应用基础。

表 1 砂岩 3 类成分的主要光学属性描述

矿物成分	晶形	干涉色	解理	消光类型
石英	β 型六方双锥(柱面短),六边形;α 型长柱状,常见粒状	一级黄白	无解理,显微图像中表现为颜色均匀一致	柱状晶形平行消光,常有波状消光
长石	板状、柱状、条状或方形	一级灰白-灰白-黄白	完全解理,显微图像中表现为具有条形纹理	根据长石类型不同,消光类型也不同
岩屑	没有固定晶形特征	岩屑成分多样,颜色随成分变化	显微图像中表现为石英和长石中颗粒中间空隙部分,颜色和纹理不均匀	没有固定消光特征

4.2 砂岩显微图像分析系统的实现

为了验证所提算法的有效性和通用性,运用 SLIC 超像素分割和超像素聚合算法,分别对数据集中的砂岩图像进行分割、分类合并和成分标定。下面以几幅不同类型的含有较多边缘信息的图像为例来介绍图像的分割、合并、标注。

4.2.1 超像素分割

首先,采用 SLIC 超像素分割方法对砂岩图像进行分割操作,分割结果如图 2 所示。图 2 中左边大图为结果,右下角小图为原始图像,超像素由具有边界的多边形表示。

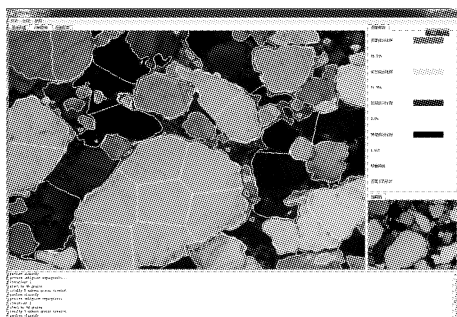


图 2 石英砂岩超像素分割结果

从超像素分割后的效果图可以看出,分割能够将具有相似特征的区域分割成单个超像素,不同特征的区域基本被分

割成不同的超像素,分割边界基本贴合颗粒边界并完全闭合,有助于接下来对相似超像素进行分类合并。

4.2.2 超像素分类合并

对图 2 类砂岩图像分割所得的超像素进行分类和合并,获取的颗粒边界结果如图 3 所示,颗粒边界由边界线表示。

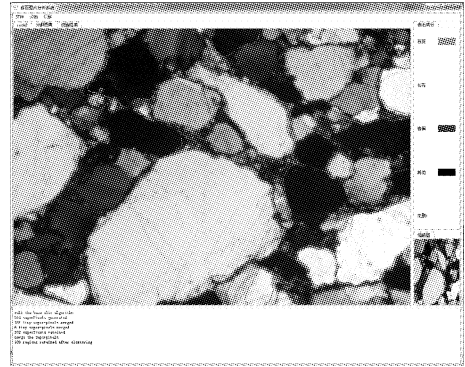


图 3 石英砂岩超像素分类合并结果

从图 3 中可以看出,其准确地对分割结果进行了合并,有效地实现了同类矿物的聚合,能够正确地检测出有效矿物颗粒边缘。但是,由于是基于分类结果进行合并,因此如果分类错误,会对合并产生一定的影响;另外,由于对较小的颗粒进行了直接合并,少部分小颗粒出现漏检,岩屑部分也没有明显地表示成颗粒,部分颜色比较深的石英未能被有效地分割。

4.2.3 矿物类别识别

运用训练好的分类器对分割后的矿物颗粒进行分类识别和灰度标注,石英标注为中等灰度,长石标注为浅色灰度,岩屑标注为深色灰度,最后统计各类矿物的比例,得到 3 类矿物颗粒分布图分析结果,如图 4 所示。

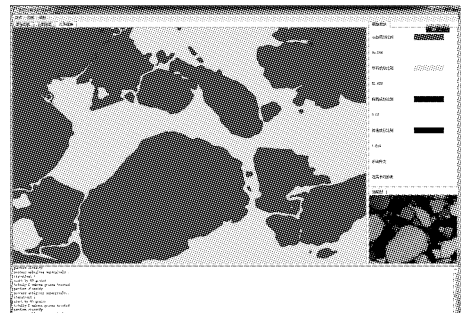


图 4 石英砂岩分类标注结果

测试图片中的主要矿物成分为石英和长石,根据图 4 分类标注可以看出,分类结果基本反映了矿物所占比例和位置,但是较小的岩屑部分并没有被完全识别出来。根据图像分析可以看出,部分岩屑部分没有分割成独立的超像素,在合并阶段有些岩屑被并入邻域的其他颗粒中。

5 性能评价

目前,矿物识别相关的研究工作主要集中于不同矿物颗粒分割和矿物识别的方法性研究^[10-11,13,17]。设计和实现岩石矿物识别软件,实现简单、方便、独立、有效的矿物识别应用软件,成为人工智能在地学领域应用的主要目标。根据该目标,主要从有效性和实用性上对砂岩显微图像分析方法和工具进行评价。

5.1 矿物含量准确性评价

由于实验图像矿物颗粒数量少,因此采用人工标记的岩石矿物图像作为分类精度评价的参考数据。通过目视判别和手工圈定的方式将图像分为石英、长石、岩屑3类矿物成分,并界定了矿物颗粒的边界,识别结果如图5(a)所示,手工标注如图5(b)所示,中等灰度区域表示识别结果为石英,浅色灰度区域表示识别结果为长石,深色灰度区域表示识别结果为岩屑。

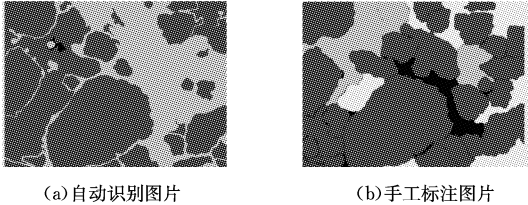


图5 石英砂岩分类效果

采用每类矿物所占图片的面积比衡量每类矿物颗粒的分类效果,如表2所列。由表可知,3种矿物含量的分类准确率分别是石英92%、长石42%和岩屑17%,所提方法能有效识别出石英和长石,但对岩屑的识别率比较低。由分类准确率可以看出,方法的分类效果并不理想,距离实际应用尚有较大距离。

表2 3类矿物分类准确性评价

矿物类别	石英	长石	岩屑
矿物含量	53.274	46.142	0.584
分类准确率/%	92	42	17

误差的原因:1)颗粒之间的填充物在自动标注上没有标示,在手工标注的图片中表示为白色;2)石英和长石的颜色、纹理等基本没有区别,有很多长石没有显示双晶,比如钾长石,即有明显有绢云母、蚀变的长石,人工主要依靠双晶、蚀变等特征,但双晶、蚀变等计算机技术还没有实现;3)长石和石英本身就是岩屑的主要成分,计算机较难对岩屑内的长石、石英与单独颗粒的长石、石英进行区分;4)薄片下矿物颗粒经常重叠在一起,边界本身就不清晰且不连续;矿物颗粒中的微裂缝引起双折射,进一步模糊颗粒边界;矿物颗粒的颜色不均、纹理缺乏规律,需要进一步结合矿物的光学性质改进矿物颗粒分割技术。

5.2 专家评价

砂岩显微图像分析是一个跨越地质学与计算机科学的前沿选题,具有很大的挑战性。本文开发的针对砂岩研究的工具实现,为岩石显微图像分析研究迈出了非常重要的一步,具有重要的意义。根据地质专家的反馈意见,工具很好地实现了矿物的分割和合并,完全实现了根据自动识别的矿物含量进行统计、展示等功能;能够有效识别石英,但长石与岩屑由于本身光学特征多变,分类准确率有待提高。

结束语 砂岩薄片显微图像分析方法和系统实现把数字图像技术和人工智能有机地结合在一起,能够自动识别岩石矿物组分,分析结构构造,有效地对砂岩显微图像进行自动的矿物识别和标记,快速对砂岩显微图像进行自动鉴定与分析,可以有效地提升工作效率。所提方法的优点是对彩色图像直接进行处理,规避了对单色图像或者以往对灰度图像预处理

和后续候选区域提取过程中出现的信息损失,更好地保留和利用了图像的有效信息;缺点是由于岩屑中的颗粒比较小,分割结果并不理想。

下一步将结合地质学家的需求和光性鉴定特征,针对岩屑开展针对性的工作,改进完善岩屑部分的特征表述,提高分析性能。

参考文献

- [1] 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: 649-659.
- [2] LEI B J, QUE H P. A review and new proposal of sandstone classification[J]. Journal of Southwest Petroleum Institute, 2002, 24(5): 11-14. (in Chinese)
雷卞军, 阙洪培. 砂岩分类新方案[J]. 西南石油学院学报, 2002, 24(5): 11-14.
- [3] HARALICK R M, SHANMUGAM K. Computer classification of reservoir sandstones[J]. IEEE Transactions on Geoscience Electronics, 1973, 11(4): 171-177.
- [4] JI C J, YI H S, XIA G Q. Image analysis technique applied to the clastic rock granularity analysis[J]. Geological Science and Technology Intelligence, 2012, 31(3): 23-26. (in Chinese)
季长军, 伊海生, 夏国清. 图像分析技术在碎屑岩粒度分析中的应用[J]. 地质科技情报, 2012, 31(3): 23-26.
- [5] XU W J, YUE Z Q, HU R L. Current status of digital image based quantitative analysis of internal structures of soils, rocks and concretes and associated numerical simulation[J]. Journal of Engineering Geology, 2007, 15(3): 289-313. (in Chinese)
徐文杰, 岳中琦, 胡瑞林. 基于数字图像的土、岩和混凝土内部结构定量分析和力学数值计算的研究进展[J]. 工程地质学报, 2007, 15(3): 289-313.
- [6] BAYKAN N A, YILMAZ N. Mineral identification using color spaces and artificial neural networks[J]. Computers & Geosciences, 2010, 36(1): 91-97.
- [7] FUETEN F. A computer-controlled rotating polarizer stage for the petrographic microscope[J]. Computers & Geosciences, 1997, 23(2): 203-208.
- [8] FLESCHE H, NIELSEN A A, LARSEN R. Supervised mineral classification with semiautomatic training and validation set generation in scanning electron microscope energy dispersive spectroscopy images of thin sections[J]. Mathematical Geology, 2000, 32(3): 337-366.
- [9] HOLDEN E J, MOSS S, RUSSELL J K, et al. An image analysis method to determine crystal size distributions of olivine in kimberlite[J]. Computational Geosciences, 2009, 13(3): 255-268.
- [10] LAUNEAU P, CRUDEN A R, BOUCHEZ J L. Mineral recognition in digital images of rocks: a new approach using multi-channel classification [J]. The Canadian Mineralogist, 1994, 32(4): 919-933.
- [11] MARSCHALLINGER R. Automatic mineral classification in the macroscopic scale[J]. Computers & Geosciences, 1997, 23(1): 119-126.

- [12] MARSCHALLINGER R, HOFMANN P. The application of object based image analysis to petrographic micrographs [M]// *Microscopy: Science, Technology, Applications and Education*, 2010; 1526-1532.
- [13] ROSS B J, FUETEN P, YASHKIR D Y. Edge detection of petrographic images using genetic programming[C]// *Proceedings of the 2nd Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2000; 658-665.
- [14] 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.
- [15] YE R Q, NIU R Q, ZHANG L P. 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. (in Chinese)
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.
- [16] ZHAO Q M, WANG R, TENG Q Z, et al. Particle composition analysis based on rock slice orthogonal polarization sequence diagram[J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2015(2): 285-290. (in Chinese)
赵启明, 王睿, 滕奇志, 等. 基于岩石薄片偏光序列图的颗粒成分分析[J]. *太赫兹科学与电子信息学报*, 2015(2): 285-290.
- [17] BARRAUD J. The use of watershed segmentation and GIS software for textural analysis of thin sections[J]. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 2006, 154(1): 17-33.
- [18] TARQUINI S, FAVALLI M. A microscopic information system (MIS) for petrographic analysis [J]. *Computers & Geosciences*, 2010, 36(5): 665-674.
- [19] YESILOGLU-GULTEKIN N, KECELI A S, SEZER E A, et al. A computer program (TSecSoft) to determine mineral percentages using photographs obtained from thin sections [J]. *Computers & Geosciences*, 2012, 46(3): 310-316.
- [20] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. Slic superpixels [R]. *Cole Polytechnique Fédéral de Laussanne (EPFL)*, 2010.
- [21] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, 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.
- [22] ALIGHOLI S, KHAJAVI R, RAZMARA M. Automated mineral identification algorithm using optical properties of crystals[J]. *Computers & Geosciences*, 2015, 85: 175-183.
- [23] BEGGAN C, HAMILTON C W. New image processing software for analyzing object size-frequency distributions, geometry, orientation, and spatial distribution [J]. *Computers & Geosciences*, 2010, 36(4): 539-549.
- [24] BANDYOPADHYAY S K, PAUL T U. Segmentation of brain tumour from MRI image-analysis of K-means and DBSCAN clustering[J]. *International Journal of Research in Engineering and Science*, 2013, 1(1): 48-57.
- [25] BIRANT D, KUT A. ST-DBSCAN: An algorithm for clustering spatial-temporal data[J]. *Data & Knowledge Engineering*, 2007, 60(1): 208-221.
- [26] ESTER M, KRIEGEL H P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]// *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)*. 1996; 226-231.
- [27] GUO L. Rock mechanical analysis research based on polarization image [D]. Chengdu: Sichuan University, 2013. (in Chinese)
郭亮. 基于偏光图像的岩石粒度分析研究[D]. 成都: 四川大学, 2013.
- [28] HUANG Y D, LI P J, LI Z X. The application of geostatistical image texture to remote sensing lithological classification[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2003, 15(3): 45-49. (in Chinese)
黄颖端, 李培军, 李争晓. 基于地统计学的图像纹理在岩性分类中的应用[J]. *国土资源遥感*, 2003, 15(3): 45-49.
- [29] KOVESI P. Image segmentation using SLIC Superpixels and DBSCAN clustering[OL]. <http://www.peterkovesi.com/projects/segmentation>.
- [30] PENG B, ZHANG L, ZHANG D. A survey of graph theoretical approaches to image segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(3): 1020-1038.
- [31] PENG Y Y, LI S C, CHEN M Y, et al. A Retrieval Method for Identification of Nonopaque Mineral Thin Section through Computer[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2006, 36(S1): 238-240. (in Chinese)
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, 36(S1): 238-240.
- [32] 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.
- [33] 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.
- [34] 王德滋, 谢磊. 光性矿物学[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 97-138.
- [35] ZHANG D, ISLAM M M, LU G. A review on automatic image annotation techniques [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(1): 346-362.
- [36] ZHAO M. Rock thin section micro-image graphic technique and its application in reservoir evaluation [J]. *Mud Logging Engineering*, 2007, 18(3): 13-16. (in Chinese)
赵明. 岩石薄片显微图像技术在储集层评价中的应用[J]. *录井工程*, 2007, 18(3): 13-16.
- [37] PETERNELL M, KRUEHL J H. Automation of pattern recognition and fractal-geometry-based pattern quantification, exemplified by mineral-phase distribution patterns in igneous rocks [J]. *Computers & Geosciences*, 2009, 35(7): 1415-1426.