

DOI: 10.11779/CJGE201805018

岩石颗粒与孔隙系统数字图像识别方法及应用

刘 春^{1,3}, 许 强², 施 斌¹, 顾颖凡¹

(1. 南京大学地球科学与工程学院, 江苏 南京 210023; 2. 地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室(成都理工大学), 四川 成都 610059;

3. 南京大学(苏州)高新技术研究院, 江苏 苏州 215123)

摘 要: 以砂岩薄片微观图像为例, 研究了岩石颗粒与孔隙系统数字图像识别、定量化和统计分析方法。通过多颜色分割和去杂等操作获得二值图像; 提出改进的种子算法来封闭特定直径的孔喉, 并自动分割和识别不同的孔隙和颗粒; 引入了概率统计的方法, 实现了由二维颗粒面积计算颗粒系统的三维分选系数; 使用概率熵和分形维数分别来描述颗粒和孔隙的定向性和形状复杂度的变化等。在理论研究基础上, 研发了孔隙(颗粒)及裂隙图像识别与分析系统(PCAS), 通过简单操作即可得到颗粒和孔隙各种几何参数和统计参数。实例中, 将 PCAS 应用于高孔隙度砂岩压密带微观形成机制研究。图像分析结果表明: ①颗粒和孔隙得到了准确地识别量化, 统计参数有效地描述和区分了不同的砂岩微观结构; ②与 V 型压密带相比, 产生平直型压密带的砂岩具有较大的孔隙度和平均孔隙面积, 以及较好的颗粒分选性。研究表明砂岩压密带形态与其微观结构紧密联系, 所采用的微观结构识别和分析方法可行。

关键词: 微观结构; 图像处理; 自动识别; PCAS; 砂岩

中图分类号: TU43

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2018)05-0925-07

作者简介: 刘 春(1984-), 男, 福建顺昌人, 副教授, 硕士生导师, 主要从事计算工程地质方面的教学和研究工作。E-mail: chunliu@nju.edu.cn。

Digital image recognition method of rock particle and pore system and its application

LIU Chun^{1,3}, XU Qiang², SHI Bin¹, GU Ying-fan¹

(1. School of Earth Sciences and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210023, China; 2. State Key Laboratory of Geo-hazard

Prevention and Geo-environment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China; 3. Nanjing University (Suzhou)

High-tech Institute, Suzhou 215123, China)

Abstract: The thin-section micro images of sandstone are used as an example to investigate the image recognition, quantification and statistical analysis methods for rock particle and pore system. A binary image is obtained by using multi-color segmentation and spot removal operations. An improved seed algorithm is proposed, by which the pore throats with certain diameter can be closed automatically so as to divide and identify different pores and particles. A probability statistical method is introduced to calculate a three-dimensional sorting coefficient based on two-dimensional particle areas. The probability entropy and fractal dimension are used to describe the directionality and the variation of shape complexity, respectively. On the basis of theoretical researches, the software "Pore (Particle) and cracks analysis system" (PCAS) is developed. In the example, PCAS is applied in the investigation of formation mechanism of compaction bands in porous sandstone. The image processing results show that: (1) The particles and pores are recognized and quantified accurately, and micro structures of different sandstone can be described and distinguished effectively by using the statistical parameters; (2) In comparison with that with chevron compaction bands, the host rock with straight compaction bands has greater porosity, average pore area and better grain sorting. The research indicates the formation of compaction bands in sandstone is closely related to the micro structures, and the recognition and the analysis methods of micro structures are reliable.

Key words: micro structure; image processing; automatic recognition; PCAS; sandstone

0 引 言

岩土体在宏观上表现为相对连续, 而在细微观上为一系列颗粒和孔隙组成结构系统。岩土体的宏观力

基金项目: 国家自然科学基金项目(41230636, 41302216); 国家杰出青年科学基金项目(41225011); 江苏省自然科学基金青年项目(BK20170393)

收稿日期: 2017-02-06

学性质与其颗粒的组成、形态、定向性、孔隙度、孔隙分布等微观特性紧密联系^[1]。通过量化岩土体颗粒与孔隙结构,可以更好地理解岩土体在各种应力-应变条件下宏观变形和破坏机理^[2]。

扫描电镜, CT 和薄片显微分析等技术为研究岩土体的内部结构提供了新的途径^[3-4]。对颗粒和孔隙的手动测量存在着有人工误差,低精度和低效率等缺点。数字图像处理技术已逐步应用于这些结构的识别和定量分析。由于其良好的结果、高效性和低消耗等特点,已被成功地应用于混凝土,岩石和土体等的微观结构研究^[5-6]。

中国较早开始了岩土体的数字图像处理技术的研究。如吴义祥^[7]研制了一套土体微观结构图片计算机定量分析系统,可获得一些土体微观结构的基本要素。施斌等^[8]使用 Videolab 图像分析系统,对黏性土的 SEM 图像进行了定量处理。涂新斌等^[9]运用 Qwin 系统,获得了颗粒个体数字特征和颗粒总体数字特征这两大分析参数,对风化花岗岩的微观结构进行了定量分析。王宝军等^[10]利用 ARCGIS 软件获得图片中多边形的等效面积和周长,并计算黏性土微观结构的分形维数。李建胜等^[4]通过显微 CT 扫描、数字图像处理和三维重构实现了岩石类材料三维孔隙结构的初步分析。赵岩等^[11]采用 ImageJ 对泥石流固体颗粒进行定量分析,对固体颗粒粒径及圆度提取效果较好。张吉群等^[12]提出了一套分析岩石图像中孔隙结构的方法,获取孔隙率、喉道半径、配位数等孔隙结构参数。

这些软件和方法的基本思想是对图像进行二值化,并对二值图中孤立区域(颗粒或孔隙)进行识别和量化。在颗粒和孔隙图像处理和分析中还存在以下关键问题亟待解决:①孔隙相互连接形成孔隙系统,应如何自动地识别孔喉,并区分不同孔隙和颗粒;②微观孔隙和颗粒表现为多尺度的不均一性,基本的几何参数(如平均面积,平均形状系数)无法全面反映

不同尺度颗粒和孔隙几何形态的变化特征,需要引入合适的统计参数来量化岩石微观孔隙和颗粒系统的几何变化。

针对这些问题,本文提出了一整套岩石微观结构数字图像定量分析方法,包括孔隙和颗粒数字图像分割识别、几何测量和统计方法。基于这些方法,自主研发了孔隙(颗粒)及裂隙图像识别与分析系统(PCAS),将其应用于高孔隙砂岩微观结构定量研究中,探索砂岩压密带形成的微观机制,并为岩石微观结构定量分析研究提供了一个高效可行的方案。

1 孔隙与颗粒系统识别

本文进行识别分析的砂岩样品采自于美国内华达州 Valley of Fire 国家公园,为侏罗纪风成砂岩。砂岩孔隙度较高(24%~32%),主要成分为石英砂(90%以上),并含有少量的长石。图 1(a)为砂岩薄片局部显微镜图像。图中蓝色部分为注入的环氧树脂,代表孔隙;而颗粒则表现为白色到浅黄色。其相关制备和获取方式请见本文实例部分。本节将以图 1(a)为例,介绍孔隙和颗粒系统的计算机数字图像识别方法,其数字图像处理和识别均通过 PCAS 软件实现。

1.1 砂岩薄片图像二值化

彩色图像每一个像素的颜色由红绿蓝(RGB)3个颜色分量确定,每个分量取值范围为0~255。图像中的孔隙和颗粒可以根据它们不同的颜色区分开来。选取孔隙的某一像素点特征颜色值 $X(RGB)$ 为参照,对于图像中任一像素点,计算其颜色值 $P(RGB)$ 与特征颜色在 RGB 颜色空间中距离:

$$d = |P - X| \quad (1)$$

如果 d 小于给定的阈值 T ,则当前像素点被识别为孔隙,反之则被识别为颗粒。图 1(a)的彩色图像通过二值化即得到图 1(b)的黑白二值图像,其中黑

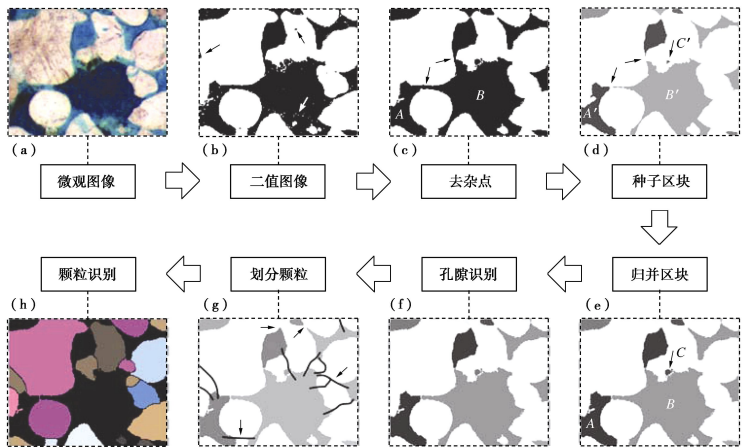


图 1 砂岩微观孔隙和颗粒系统图像识别简要流程图

Fig. 1 Flow chart of image recognition of sandstone micro pore and particle system

色代表孔隙, 而白色代表颗粒。在实际应用中, 可选取多个特征颜色进行二值化, 并对结果做并运算。对于蓝色铸体薄片图像, 根据其孔隙和颗粒的平均颜色差异, T 值取 60 时可得到较好的分割结果。

1.2 图像去杂

由于样品中杂质和图像噪声等原因, 二值图像中通常含有较多杂点。如图 1(b) 中箭头所示, 在孔隙中(黑色)存在着白色杂点, 在颗粒(白色)中存在着黑色杂点。开运算是一种常用去除杂点方法^[12]。但是这种方法会在纤细处分离物体, 同时平滑物体边界^[13], 影响定量分析结果的准确性。因此, 本研究中通过查找二值图像中所有的独立区块, 计算各区块的面积并去除面积较小的杂点。

图像中独立的孔隙和杂点, 可以通过经典的种子算法来识别^[14]。识别出图像中各独立区块后, 计算每个区块的面积, 当区块面积小于给定最小孔隙阈值 T_A 时, 则将其识别为杂点并去除。由于孔隙是由一系列的像素组成(如图 2), 当像素点太少时, 其不能代表真实的孔隙形态, 并可能影响孔隙和颗粒分布规律的分析。通过去杂操作限定了供分析的最小区块, 可以消除这些影响, 并在二值图像中保留有效的孔隙和颗粒信息。对于孔隙和颗粒图像识别, T_A 值通常取 30~100 像素。

1.3 孔隙系统识别

在去杂操作过程中, 已经通过种子算法得到了图像中各个独立区域的像素集合。但是, 如图 1(c) 中所示, 两个孔隙之间可能通过细小通道(即孔喉)连接, 采用传统种子算法无法正确地区分图中 A 和 B 两个孔隙。因此, 本研究提出一种改进的种子算法, 通过封闭特定直径的孔喉, 实现孔隙的自动分割和识别。算法的基本思想是: 对图像做腐蚀运算, 以消除孔隙间的细小连接, 然后识别出各个种子孔隙, 再将被腐蚀掉的像素归并到种子孔隙上, 得到实际的孔隙。

图 2 给出新算法的示意图。图中灰色方块代表原始孔隙像素, 孔隙 A 和 B 之间通过直径为两像素的孔喉连接。孔隙的分割和识别可分为 3 个步骤: ①首先对孔隙区块进行腐蚀运算^[13]。如图 2, 黑实线区域内为原始的孔隙, 通过两像素的腐蚀运算, 孔隙边界向内收缩两个像素(图 2 亮灰色区域)。通过此操作, 消除了孔隙间通道, 得到了两个独立的种子区块 A' 和 B' (黑虚线内)。②采用经典的种子算法^[14]识别出种子区块 A' 和 B' , 并记录下来。③将被腐蚀掉的像素归并到相连接的最近种子区块上, 并识别出两个孔隙。

如图 1(d)~(e) 所示, 采用这种改进的种子算法, 有效地封闭了孔隙间的通道(图 1(d)), 实现了孔隙的分割和识别(图 1(e))。但是, 在腐蚀运算

中, 孔隙边缘的突起可能保留为细小的种子区块(如图 1(d) 中 C 点), 并在归并运算中被识别为独立的小孔隙。因此, 在以上操作完成后, 需计算各区块的面积, 将小于最小孔隙阈值的区块(如孔隙 C) 归并到邻近的大孔隙中(孔隙 B), 得到最终的孔隙识别结果(图 1(f))。

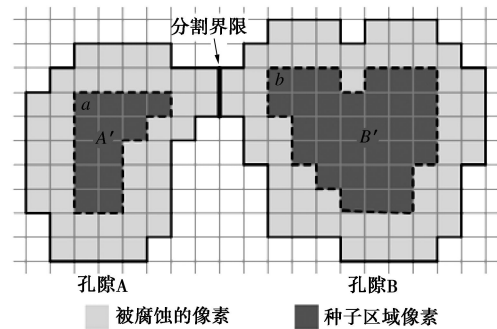


图 2 改进的种子算法

Fig. 2 Improved seed algorithm

1.4 颗粒系统识别

颗粒通过联结形成骨架网络, 其图像处理的基本思想与孔隙识别类似。对二值图像进行反像操作后, 即可通过上节中孔隙识别的方法来分割和识别颗粒。这种方法可以将联结小于一定宽度两个颗粒分开, 如图 1(g) 中灰度箭头所指联结。但是, 岩石中的颗粒在成岩过程中经历了压实、胶结和结晶等作用, 部分颗粒联结紧密, 粒间分界线通常不明显, 难以通过二值图像和逻辑运算来自动分割和识别。如图 1(g) 中黑色箭头所指联结, 两颗粒几乎完全胶结, 需要通过手动操作来分割不同颗粒。根据图 1(a) 中颗粒形态, 颜色和纹理等特征区分出不同颗粒, 在孔隙识别结果图中用单像素的曲线划出颗粒间的边界(图 1(g) 中黑色曲线)。然后对图 1(g) 进行二值化, 将白色区域识别为颗粒。由于颗粒已经进行了分割, 通过与孔隙识别相同的步骤即可完成颗粒的识别, 得到图 1(f) 的颗粒识别结果图。图中不同颜色的区块代表不同颗粒。

2 几何参数和统计参数

通过以上数字图像识别技术, 可以区分出砂岩薄片图像中的每一个孔隙和颗粒。通过进一步的矩阵计算, 即可得到孔隙和颗粒系统的各类几何参数和统计参数。

2.1 基本几何参数

图像中的孔隙和颗粒由一系列的像素组成, 面积则定义为其区块像素的个数。周长可通过累积区块边界像素的距离得到。区块形状的复杂性可通过形状系数(f_r)来描述, 其由区块的面积 S 和周长 C 计算得

到^[5]

$$f_f = 4 \cdot \pi \cdot S / C^2 \quad (2)$$

形状系数表征区块边界圆度, 值在 0 到 1 之间。

对于正圆形和正方形, 其形状系数分别为 1 和 0.785。

区块的长度、宽度和方向可以通过 Feret 直径来定义^[5]。Feret 直径定义为两条与区块以一定角度相切的平行直线间的距离。区块的长度、宽度分别定义为最大 Feret 直径和最小 Feret 直径, 而区块的方向即定义为最大 Feret 直径的方向。

2.2 统计参数

微观图像中通常包含大量孔隙和颗粒(图 4(a)), 可通过统计参数来量化其结构特性。例如常规的孔隙率, 平均面积和平均形状系数等, 这些统计参数反映了孔隙和颗粒系统平均的特性, 而无法体现孔隙、颗粒间的差异性。本研究提出采用分选系数, 概率熵和分形维数等参数, 来表征孔隙和颗粒在粒径, 定向性和形状上的变化规律。这些统计参数与岩石的力学性质(如强度, 各向异性)具有潜在的联系。

(1) 颗粒分选系数

分选系数 S_c 用于表征岩石颗粒的均匀程度, 其定义为粒径累积分布曲线上累积重量 75% 所对应的颗粒直径 d_{75} 与累积重量为 25% 所对应的直径 d_{25} 比值:

$$S_c = d_{75} / d_{25} \quad (3)$$

当 S_c 接近 1 时, 颗粒直径趋于一致, 随着 S_c 减小, 岩石颗粒的均匀性降低, 分选性变差。

分选系数计算依赖于粒径累积分布曲线, 即需要所有颗粒的质量和粒径值。通过数字图像识别技术, 已经得到各颗粒切片的二维面积和长宽。岩石颗粒是三维的物体, 当薄片切面穿过颗粒的边缘时, 其在薄片上所表现出来的粒径比其实际粒径小很多^[15]。因此, 即使对于分选非常好的岩石, 其薄片平面图像中仍然会有一定量的小颗粒。假定颗粒形态近球形, 切面穿过颗粒不同位置, 并得到一定粒径的概率近似符合特定的函数。结合这种概率分布函数, 可以从二维的颗粒粒径分布反算出三维粒径分布函数。本研究中采用 Pareschi 等提出的“退褶法”^[16], 根据二维颗粒的粒径累积分布曲线转化计算出其三维的粒径分布, 进而得到分选系数。

(2) 概率熵

概率熵 (H) 描述了颗粒或孔隙系统的定向性, 其定义为^[17]

$$H = -\sum_{i=1}^n P_i \lg_n(P_i) \quad (4)$$

式中, P_i 为方向在特定区间内的颗粒百分含量, 例如当 $i=1$ 时, 则介于 $0^\circ \sim 10^\circ$ 间。在本研究中, $n=18$, 即方向区间 $0^\circ \sim 180^\circ$ 分为 18 个部分。概率熵的值

域在 0 和 1 之间变化, 当 $H=0$ 时, 所有颗粒在同一方向上, 当 $H=1$ 时, 颗粒在各个方向上均匀分布。随着概率熵的增加, 定向性减弱, 颗粒方向趋于随机。

(3) 分形维数

分形维数用来描述区块和轮廓的自相似性^[6, 18], 通常反映了不同测量尺度下(如面积), 长度(如周长)的变化速率。本研究提出采用面积周长法分形维数 D_f 来反映颗粒(或孔隙)复杂度随其面积的变化规律^[10]。分形维数与颗粒的周长面积的关系可表示为

$$\lg C = D_f / 2 \cdot \lg S + c_1 \quad (5)$$

式中, C 为周长, S 为面积, c_1 为常数。将面积和周长投到双对数表上, 数据点呈简单的线性关系, 采用最小二乘法得到拟合线的斜率, 即为 $D_f/2$ 。

将式(2)代入式(5), 可得到形状系数、面积和分形维数的关系:

$$f_f = a \cdot S^{1-D_f} \quad (6)$$

式中, a 为一常数。可以看到, 面积周长法分形维数描述了面积变化时, 颗粒形态复杂度的变化速率。当 D_f 为 1 时, f_f 始终不变, 即不同大小的颗粒具有相近的形态复杂度; 当 D_f 为 2 时, $D_f/2=1$, 面积和周长具有相同的指数, 颗粒轮廓表现出二维特性。根据公式(5), 当面积由 S 增加到 $2S$ 时, 周长同样也由 C 增加到 $2C$ 。当 $1 < D_f < 2$ 时, 颗粒形状系数的下降速率随着分形维数的增加而增加, 且颗粒轮廓的复杂度也显著增加。

3 高孔隙度砂岩微观结构定量分析

3.1 样品采集和制备

如图 3 所示, 在构造压应力的作用下, 砂岩中形成了由 V 型向平直型变化的压密带^[19]。由于应力条件在几十厘米尺度上难以有较大变化, 推断压密带形态转化与砂岩微观结构和力学性质的变化有关。在图中 S1 至 S4 四点处通过手持钻机取样, 其中 S1, S2 包含 V 型压密带, 而 S3, S4 包含平直型压密带。在实验室内对样品抽真空并注入蓝色的环氧树脂。样品固化后, 垂直于压密带制作薄片。通过显微镜拍照获取了一系列的砂岩微观结构图像。图 4(a) 和 4(d), 为样品 S2 和 S3 的薄片图像, 分别为 V 型和平直型。

3.2 数字图像识别

基于上文所述原理, 研发了孔隙(颗粒)及裂隙图像识别与分析系统(PCAS)。由图 4(a) 可以看到, 孔隙中环氧的颜色从浅蓝变化到深蓝, 并在局部出现绿色调。因此, 在图像二值化过程中, 需选取浅蓝, 正蓝, 深蓝和绿色调的 4 个特征颜色。在 PCAS 中选定特征颜色后, 设定阈值 60, 点击“Segment”, 自动

表 1 S1—S4 点孔隙和颗粒系统统计参数

Table 1 Statistical parameters of pores and particles at points S1—S4									
统计参数	孔隙度 /%	孔隙平均 面积/ μm^2	孔隙平均 形状系数	孔隙分 形维数	颗粒平均 面积/ μm^2	颗粒平均 形状系数	颗粒概 率熵	颗粒分 形维数	颗粒分选 系数
S1(V 型)	26.90	8273	0.421	1.270	14400	0.650	0.991	0.976	1.472
S2(V 型)	29.28	9225	0.436	1.262	13464	0.634	0.987	0.942	1.430
S3(平直型)	30.51	13916	0.20	1.280	19443	0.620	0.988	0.948	1.412
S4(平直型)	32.03	15981	0.416	1.289	17742	0.647	0.987	0.967	1.315
S1, S2 平均	28.09	8749	0.428	1.266	13932	0.642	0.989	0.959	1.451
S3, S4 平均	31.27	14949	0.418	1.284	18592	0.633	0.988	0.958	1.363

完成二值化。对于图像中每一个像素,如果其在 RGB 颜色空间中与任一特征颜色的距离小于 60,则将其划归为孔隙,反之则为颗粒。

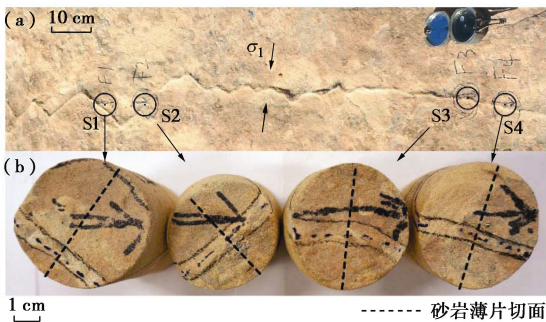


图 3 砂岩压密带野外照片和钻取的砂岩样品

Fig. 3 Field photo of compaction bands in sandstone and drilled samples of sandstone

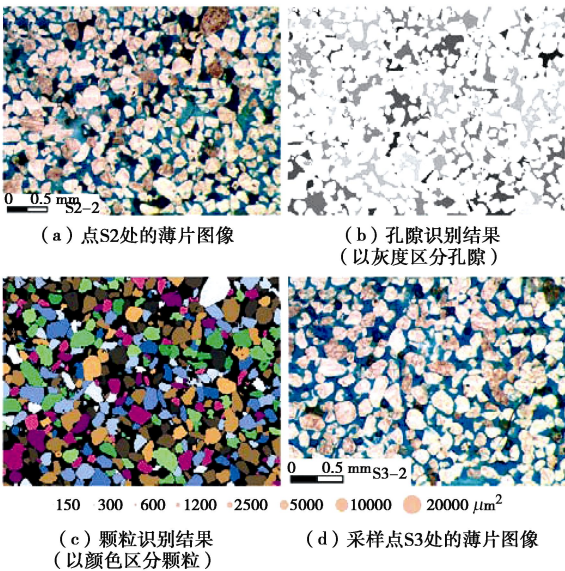


图 4 图像

Fig. 4 Images

在获得二值图像后,在软件中设定最小孔隙阈值 T_A 和孔喉封闭半径 r ,两个参数,点击“Auto analysis”。软件自动去除杂点,封闭半径小于 r 的孔喉,并区分各个孔隙,得到孔隙系统的各类几何参数和统计参数。在本研究中 T_A 取 50 像素,而 r 取 2 像素。由于图像

的分辨率为 $2.679\ \mu\text{m}/\text{pixel}$,当孔隙间的通道直径小于 $10.7\ \mu\text{m}$ 时,孔喉被封闭并区分出两个独立孔隙。通过以上简单操作,实现了孔隙系统的自动识别和定量分析。

得到孔隙识别图后,在绘图软件中划出较宽颗粒联结(图 1(g)所示)。采用孔隙分析类似的操作,即可完成颗粒分析。如图 4(b)、(c)所示,使用 PCAS 有效地区分了不同的孔隙和颗粒。

为研究图 3 中 S1—S4 点砂岩微观结构的差异,选取各样品压密带外原岩区域的显微图像进行处理。由 PCAS 分析得到的面积和长度均以像素来计,需通过图像分辨率转换为实际值。例如,实际面积 S' 和实际长度 C' 可由像素面积 S 和像素长度 C 转化得到:

$$S' = S / P^2 \quad , \quad (7)$$

$$C' = C / P \quad , \quad (8)$$

式中, P 为图像的分辨率,在本文中为 $0.3733\ \text{pixel}/\mu\text{m}$ 。通过以上转换即可得到各几何参数的实际值。限于篇幅,表 1 仅给出了部分统计参数。

3.3 结果分析

从表 1 可以看出,从 S1—S4,砂岩的孔隙度和平均孔隙大小逐渐增加。平直型压密带的原岩孔隙率平均比 V 型压密带高出 2.18%,孔隙和颗粒面积则平均高出约 $6200\ \mu\text{m}^2$ 和 $4660\ \mu\text{m}^2$ 。而对于同一类型的样品(如 S1, S2),其平均颗粒和孔隙面积相近。各样品的孔隙形状系数、颗粒形状系数和分形维数没有明显的差异和规律。说明样品具有类似的微观结构复杂度,在一定程度上反映其具有类似的沉积和埋藏条件。颗粒概率熵均接近于 1,无明显定向性,这与砂岩为风成成因以及砂粒磨圆度较高有关。样品 S3 和 S4 的分选系数较 S1 和 S2 低,表明平直型样品的原岩具有较好的砂粒分选性。统计参数表明:不同形态压密带的原岩微观结构存在着差异,包括孔隙率、孔隙大小、颗粒大小和分选性。

图 5 给出了 4 个采样点的孔隙和颗粒面积分布图。其横坐标为面积(对数坐标),纵坐标为特定面积区间内的孔隙或颗粒个数,如图 5(a) 左边第一个点代表

面积在 $359\sim 718\text{ }\mu\text{m}^2$ (即 $50\sim 100$ 像素) 之间孔隙个数, 而第二个点面积区间为 $718\sim 1436\text{ }\mu\text{m}^2$, 依此类推。可以看到, V 型样品砂岩具有较多小孔隙 (小于 $80000\text{ }\mu\text{m}^2$) 和较多的小颗粒 (小于 $30000\text{ }\mu\text{m}^2$)。同时, S1, S2 点和 S3, S4 点的数据点分别聚集在 V 型和平直型均值附近。可见同一类型样品具有相近的孔隙和颗粒面积分布, 而不同类型的样品则具有明显的差异, 这与表 1 部分统计参数的规律是一致的, 证明砂岩压密带形态与其原岩微观结构有密切的联系。

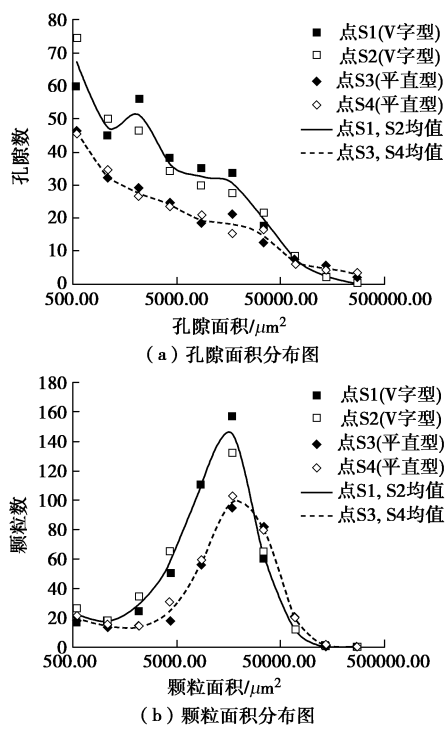


图 5 孔隙面积分布图和颗粒面积分布图

Fig. 5 Distribution of pore area and distribution of particle area

4 结 论

本文提出了一整套用于岩石微观孔隙和颗粒系统数字图像识别、定量化和统计分析方法, 研发了相应软件 (PCAS), 并应用于高孔隙度砂岩微观结构分析和压密带形成微观机制研究, 得到了以下结论:

- (1) 采用改进的种子算法, 可以有效地封闭特定直径的孔喉, 能够实现孔隙和较小联结颗粒的自动分割和识别。
- (2) 在平均面积, 平均形状系数等常规统计参数基础上, 提出了采用分选系数、概率熵和分形维数来统计分析颗粒 (或孔隙) 的分选性、定向性和复杂度的变化。这些统计参数能有效地反映岩石微观结构的特征和差异性。
- (3) 基于本文理论研发的 PCAS 软件具有简单快捷的特点, 确定最小孔隙阈值和孔喉封闭半径两个参

数后, 点击 “Auto analysis” 即可自动完成孔隙系统的识别, 得到各类几何参数和统计参数。而胶结颗粒的识别需要借助手工分割, 还有待于进一步的自动化改进。

(4) 与 V 型压密带相比, 产生平直型压密带的砂岩具有较高的孔隙度和平均孔隙面积, 以及较好的分选性。高孔隙度砂岩宏观上不同形态的压密带与其微观结构密切相关, 其具体机理还有待于进一步的试验研究。

参考文献:

[1] 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. (XU Wen-jie, YUE Zhong-qi, HU Rui-lin. 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))

[2] 彭瑞东, 杨彦从, 鞠 杨, 等. 基于灰度 CT 图像的岩石孔隙分形维数计算[J]. 科学通报, 2011, 56(26): 2256 - 2266. (PENG Rui-dong, YANG Yan-cong, JU Yang, et al. Computation of fractal dimension of rock pores based on gray CT images[J]. Chinese Sci Bull, 2011, 56(26): 2256 - 2266. (in Chinese))

[3] TOMIOKA S, KOZAKI T, TAKAMATSU H, et al. Analysis of microstructural images of dry and water-saturated compacted bentonite samples observed with X-ray micro CT[J]. Applied Clay Science, 2010, 47(1): 510 - 512.

[4] 李建胜, 王 东, 康天合. 基于显微 CT 试验的岩石孔隙结构算法研究[J]. 岩石工程学报, 2010, 32(11): 1703 - 1708. (LI Jian-sheng, WANG Dong, KANG Tian-he. Algorithmic study on rock pore structure based on micro-CT experiment[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2010, 32(11): 1703 - 1708. (in Chinese))

[5] SEZER G İ, RAMYAR K, KARASU B, et al. Image analysis of sulfate attack on hardened cement paste[J]. Materials & Design, 2008, 29(1): 224 - 231.

[6] LIU C, SHI B, ZHOU J, et al. Quantification and characterization of microporosity by image processing, geometric measurement and statistical methods: Application on SEM images of clay materials[J]. Applied Clay Science, 2011, 54(1): 97 - 106.

[7] 吴义祥. 工程黏性土微观结构的定量评价[J]. 地球学报, 1991, 12(2): 143 - 151. (WU Yi-xiang. Quantitative approach on micro-structure of engineering clay[J]. Acta

- Geoscientica Sinica, 1991, **12**(2): 143 - 151. (in Chinese))
- [8] 施 斌, 李生林, TOLKACHEV M. 黏性土微观结构 SEM 图像的定量研究[J]. 中国科学: 技术科学, 1995, **25**(6): 666 - 672. (SHI Bin, LI Sheng-lin, TOLKACHEV M. Quantitative research on SEM image of the microstructure of cohesive soil[J]. Science in China(Series A), 1995, **25**(6): 666 - 672. (in Chinese))
- [9] 涂新斌, 王思敬, 岳中琦. 香港风化花岗岩细观结构研究方法[J]. 工程地质学报, 2003, **11**(4): 428 - 434. (TU Xin-bin, WANG Si-jin, YUE Zhong-qi. Methods for study of microstructure of weathered granite, HongKong[J]. Journal of Engineering Geology, 2003, **11**(4): 428 - 434. (in Chinese))
- [10] 王宝军, 施 斌, 刘志彬, 等. 基于 GIS 的黏性土微观结构的分形研究[J]. 岩土工程学报, 2004, **26**(2): 244 - 247. (WANG Bao-jun, SHI Bin, LIU Zhi-shan, et al. Fractal study on microstructure of clayey soil by GIS[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2004, **26**(2): 244 - 247. (in Chinese))
- [11] 赵 岩, 郑娇玉, 郭 鹏, 等. ImageJ 软件在泥石流固体颗粒分析中的应用[J]. 兰州大学学报: 自然科学版, 2015, **51**(6): 877 - 881. (ZHAO Yan, ZHEN Jiao-yu, GUO Peng, et al. Applications of the ImageJ software in analysis of solid grains in a debris flow gully[J]. Journal of Lanzhou University (Natural Sciences), 2015, **51**(6): 877 - 881. (in Chinese))
- [12] 张吉群, 胡长军, 和冬梅, 等. 孔隙结构图像分析方法及其在岩石图像中的应用[J]. 测井技术, 2015, **39**(5): 550 - 554. (ZHANG Ji-qun, HU Chang-jun, HE Dong-mei, et al. Image analysis method of pore structure and its application in rock image[J]. Well Logging Technology, 2015, **39**(5): 550 - 554. (in Chinese))
- [13] GONZALEZ, WOODS R C, RICHARD E. Digital image processing[M]. 2nd ed. New Jersey: Upper Saddle River, 2002.
- [14] YU W W, HE F, XI P. A rapid 3D seed-filling algorithm based on scan slice[J]. Computers & Graphics, 2010, **34**(4): 449 - 459.
- [15] HARRELL J. A visual comparator for degree of sorting in thin and plane sections[J]. Journal of Sedimentary Research, 1985, **54**(2): 276 - 292.
- [16] PARESCI M T, POMPILIO M, INNOCENTI F. Automated evaluation of volumetric grain-size distribution from thin-section images[J]. Computers & Geosciences, 1990, **16**(8): 1067 - 1084.
- [17] 施 斌. 黏性土击实过程中微观结构的定量评价[J]. 岩土工程学报, 1996, **18**(4): 57 - 62. (SHI Bin. Quantitative assessment of changes of microstructure for clayey soil in the process of compaction[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 1996, **18**(4): 57 - 62. (in Chinese))
- [18] COX M R, BUDHU M. A practical approach to grain shape quantification[J]. Engineering Geology, 2008, **96**(1/2): 1 - 16.
- [19] EICHHUBL P, HOOKER J N, LAUBACH S E. Pure and shear-enhanced compaction bands in aztec sandstone[J]. Journal of Structural Geology, 2010, **32**(12): 1873 - 1886.