

基于 PSO-GRG 的背散射模式扫描电镜的数字处理及应用

范卓颖¹, 林承焰¹, 于之深², 葛新民^{1,3}, 魏肃东⁴

(1. 中国石油大学地球科学与技术学院, 山东青岛 266580; 2. 渤海钻探工程公司测井分公司勘探开发测井作业部, 天津 300280;
3. 中国石油大学 CNPC 测井重点实验室, 山东青岛 266580; 4. 中海油田服务股份有限公司, 天津 300450)

摘要:根据背散射扫描电镜中灰度信息的多元高斯分布特征构造目标函数,应用粒子群-广义简约梯度(PSO-GRG)联合优化算法求解岩石不同成分的灰度阈值,结合形态学滤波和图像融合算法得到典型元素图,并定量计算矿物体积分数及孔隙度。结果表明:所得岩石成分信息与氦气法、X 衍射法所得结果一致性好,可靠性高;在取柱塞样品困难和样品规则度差的地区具有较好的推广性,可以为定量计算岩石成分信息提供新的手段,充分挖掘背散射模式扫描电镜图像中所蕴含的丰富地质信息。

关键词:背散射模式; 扫描电镜; PSO-GRG; 矿物体积分数; 孔隙度; X 衍射

中图分类号:P 631.84 **文献标志码:**A

引用格式:范卓颖, 林承焰, 于之深, 等. 基于 PSO-GRG 的背散射模式扫描电镜的数字处理及应用[J] 中国石油大学学报:自然科学版, 2015, 39(2): 9-15.

FAN Zhuoying, LIN Chengyan, YU Zhishen, et al. A new method of extracting mineral compositions and pore space from backscatter electron imaging of sandstone based on pso-GRG algorithm[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2015, 39(2): 9-15.

A new method of extracting mineral compositions and pore space from backscatter electron imaging of sandstone based on PSO-GRG algorithm

FAN Zhuoying¹, LIN Chengyan¹, YU Zhishen², GE Xinmin^{1,3}, WEI Sudong⁴

(1. College of Geosciences in China University of Petroleum, Qingdao 266580, China;

2. Exploration and Development Department of Logging Operation Wireline Logging Company, BHDC, Tianjing 300280, China;

3. CNPC Key Well Logging Laboratory in China University of Petroleum, Qingdao 266580, China;

4. China Oilfield Services Limited, Tianjing 300450, China)

Abstract: Based on the multi-Gaussian distribution of grey histograms in backscattering electron images, a hybrid method combining the particle swarm optimization and the generalized reduced gradient algorithms (PSO-GRG) was developed to solve the nonlinear objective function, aiming for obtaining the thresholding values of different constituents of the rock. Typical element skeletons were then obtained by morphological filtering-image fusion methods. Thus, volumes of these solid constituents and the porosity could be extracted conveniently. By comparing the calculation results with porosity of helium method as well as mineral content of X-ray diffraction, it shows that the calculation results are reliable. This method can be widely applied to identify the porosity and mineral components with hard-take or random-shape samples which fully takes the advantage of the rich geological information from backscattering electron imaging.

Keywords: backscattering; electron imaging; PSO-GRG; mineral content; porosity; X-ray diffraction

岩石的矿物组成及孔隙信息对地质和地球物理研究具有重要意义,是储层沉积、成岩作用及物性、

渗流等特征的重要表征参数。目前矿物组分及体积分数的主要测试方法有 X 衍射荧光分析技术

收稿日期:2014-09-11

基金项目:国家自然科学基金项目(41404086);中国博士科学基金项目(2014M560591);国家科技重大专项(2011ZX05020-008);国家重大科学仪器设备开发专项(2013YQ170463);中国石油天然气集团公司科学研究与技术开发项目(2012E-34-12)

作者简介:范卓颖(1987-),女,博士研究生,主要从事储层地质及油藏描述方面的研究。E-mail:114531680@qq.com。

(XRF)、X 衍射全岩分析技术(XRD)、电子探针技术(EPMA)等,孔隙度的测试分析仍以气测法和饱和液体法为主。近几十年来,扫描电镜在岩石特征分析中得到了广泛的应用,主要有二次电子扫描(SEM)、背散射电子扫描(BSE)等方式。随着背散射模式扫描电镜在地质研究中的广泛应用,通过对扫描电镜图像的处理分析可以得到矿物成份及体积分数、孔隙度、孔隙分布情况和骨架-孔隙的二维拓扑结构等信息。国外学者在该领域开展了大量研究,并取得了一定成果^[1-10]。目前在利用背散射模式扫描电镜处理及矿物和孔隙定量提取中,基于灰度特征的阈值分割仍是最常用和重要的方法,但阈值分割过程中面临着几个不可避免的问题,一是阈值很难通过自动计算得到,一般需要通过手工调整;二是通过阈值分割图像的边缘信息保留困难;三是对于信噪比低、分辨率低的扫描电镜照片,多种矿物间的灰度信息呈交互特征,无明显的阈值。这些问题都可能对目标提取及定量计算带来较大的误差。针对上述问题,笔者提出一套针对背散射模式电镜的自动阈值分割和目标提取的方法,从灰度图的多元高斯分布特征出发构建目标函数,应用 PSO-GRG 算法实现高斯特征参数的优化计算,根据矿物和孔隙在灰度图中的特征确定阈值实现扫描电镜的目标分割,同时结合形态学滤波算法和图像融合算法对阈值分割后的图像进行去噪和合成,得到高信噪比矿物-孔隙的元素图及各组分体积分数。

1 BSE 原理与样品处理测试

电子显微技术起源于 20 世纪 30 年代,通过高能电子束照射样品表面所产生的各种效应(图 1)进行成像分析,已广泛应用于材料、冶金、地质、生物医学、物理和化学等领域^[11]。扫描电镜技术是电子显微技术的一个重要分支,其具备分辨能力强、放大倍数高、景深长和视野大等优点。如图 2 所示,高能电子束照射到固体样品上产生多种信号,扫描电镜最常用的两种信号是二次电子和背散射电子。二次电子是由样品表面的核外电子从入射电子中吸收了足够能量而逃逸的,能量分布为 0 ~ 50 eV,峰值约为 4 eV;背散射电子是入射电子在样品中受原子核卢瑟福散射后,被原子反射出样品表面的那部分电子,能量损失很小(一般大于 50 eV)。与二次电子相比,背散射模式扫描电镜的逸出深度小(小于 1 μm),且侧向扩展大,采样体积大(一般为 50 ~ 200 nm),可得到清楚的样品元素分布和形貌特征(图 3)^[11-12]。

为了得到能反映岩石中的矿物和孔隙信息,在实验前需要对样品进行特殊处理,以去除样品表面

形态对成像的影响。首先将样品注入环氧树脂并在高温下使其固结,进而分别应用物理抛光(传统的磨片法)和离子抛光(喷碳法),保证样品表面的光滑性,同时使得样品端面具有导电性。

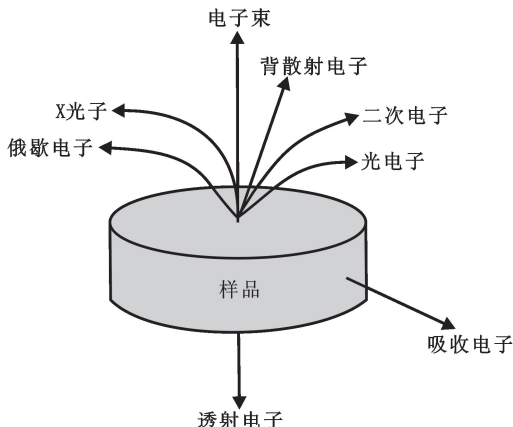


图 1 高能电子与样品作用示意图

Fig. 1 High energy electron effect diagram

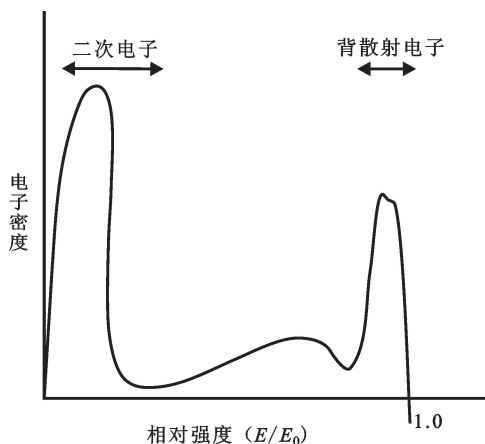


图 2 样品表面电子能量分布

Fig. 2 Surface electron energy distribution

对处理后的样品应用背散射探头进行扫描,即可得到扫描电镜图像。扫描电镜输出的是灰度图,灰度级别与原子密度成正比。由于矿物和孔隙在原子密度上存在差异,因此可根据灰度图的特征进行矿物和孔隙的识别。图 4 是一块砂岩样品的扫描电镜照片,由于环氧树脂的原子密度最低,在灰度图中色度最暗,黑灰色代表黏土,中灰色代表石英,较亮色代表长石,亮色代表重矿物。值得注意的是,当岩石中含两种原子密度相近的矿物时,用扫描电镜的灰度特征进行矿物识别就显得非常困难。图 5 是该样品背散射电镜的灰度分布频率曲线(加速电压为 20 keV,放大倍数为 2000,物镜距离为 5 mm,倾角为 0°,水平场宽为 12 μm)。从图中很明显地看出其灰度分布频率统计呈三峰形态,分别代表孔隙、石英和长石,黏土的密度介于孔隙和石英间,灰度处于孔隙峰和石英峰间,密度大于长石的统称为重矿物,分布在长石峰后。

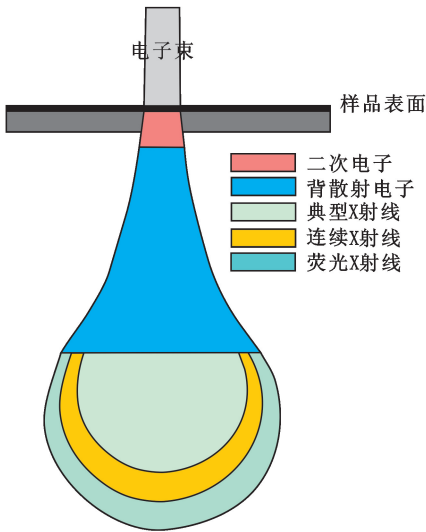


图 3 电子束作用体积和激发信号深度分布
(扫描电镜信号产生)

Fig. 3 Interaction volume of electron beam
and distribution of excited signal

(Signal generation in scanning electron microscope)

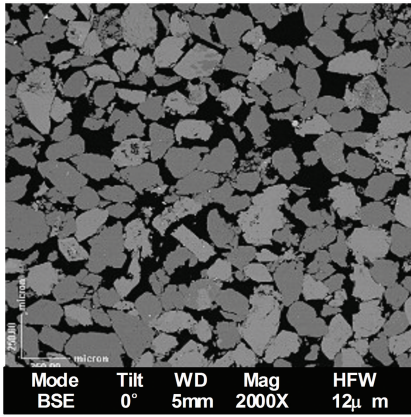


图 4 砂岩背散射模式扫描电镜照片

Fig. 4 Backscattering electron photo of sandstone

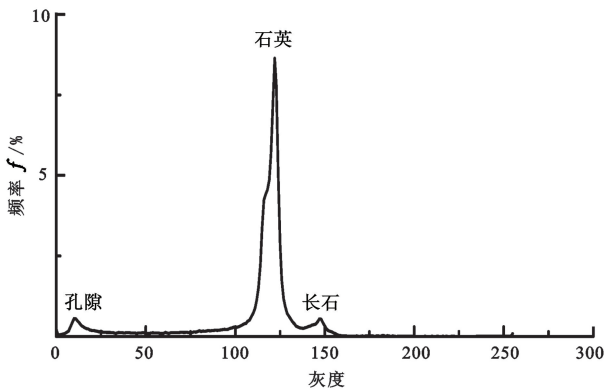


图 5 砂岩背散射模式扫描电镜的灰度分布

Fig. 5 Gray distribution of backscattering
electron imaging of sandstone

2 基于 PSO-GRG 的阈值确定及图像分割

由图 5 可知,砂岩在 BSE 中的灰度分布可近似为多个高斯峰组合。根据高斯函数的特征可将灰度峰表示为

$$G(g,u,\sigma)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}e^{\frac{1}{2}\left(\frac{g-u}{\sigma}\right)^2}. \quad (1)$$

式中, g 为灰度值; u 为均值; σ 为方差。

对于呈三峰分布的 BSE 而言,可构建目标函数

$$\min \sum_{g=0}^{255} (f(g) - a_{\varphi}G(g,u_{\varphi},\sigma_{\varphi}) - a_{QZ}G(g,u_{QZ},\sigma_{QZ}) - a_{FS}G(g,u_{FS},\sigma_{FS}))^2. \quad (2)$$

式中, a_{φ} 、 a_{QZ} 、 a_{FS} 为孔隙、石英和长石的相对体积分数; u_{φ} 、 u_{QZ} 、 u_{FS} 为孔隙、石英和长石的灰度均值; σ_{φ} 、 σ_{QZ} 、 σ_{FS} 为孔隙、石英和长石的灰度方差。

由图像及高斯函数性质将孔隙、黏土、石英、长石、重矿物等按灰度特征进行定量计算,它们的灰度域^[11]分别为

$$f(x,y) \in \varphi \Rightarrow 0 \leq f(x,y) < u_{\varphi} + 4\sigma_{\varphi}, \quad (3)$$

$$f(x,y) \in CL \Rightarrow u_{\varphi} + 4\sigma_{\varphi} \leq f(x,y) < u_{QZ} - 4\sigma_{QZ}, \quad (4)$$

$$f(x,y) \in QZ \Rightarrow u_{QZ} - 4\sigma_{QZ} \leq f(x,y) < u_{QZ} + 4\sigma_{QZ}, \quad (5)$$

$$f(x,y) \in FS \Rightarrow u_{QZ} + 4\sigma_{QZ} \leq f(x,y) < u_{FS} + 4\sigma_{FS}, \quad (6)$$

$$f(x,y) \in HM \Rightarrow u_{FS} + 4\sigma_{FS} \leq f(x,y) \leq 255. \quad (7)$$

式(2)是一个带约束的非线性最优化问题,待求参数有 9 个。将扫描电镜照片的目标分割转换为对约束非线性优化问题的求解。求解该问题的方法有广义既约梯度法、罚函数法、闸函数法、乘子法等,但这些方法都容易陷入局部极小,所得的解非全局最优。寻找一种合适的优化方法对式(2)进行求解以保证解的稳定性和收敛性,是扫描电镜图像分割和成分提取的关键。

粒子群算法 (particle swarm optimization) 是一种较新的全局优化算法,源于对鸟群捕食行为的模拟。从随机解出发,通过群体中个体之间的协作和信息共享不断迭代得到最优解,并应用适应度评价解的质量。设优化问题的模型^[13-14]为

$$f(x) = \sum_{P=P_1}^{P_n} (f(P) - a_1G(P,u_1,\sigma_1) - a_2G(P,u_2,\sigma_2) - a_3G(P,u_3,\sigma_3))^2. \quad (8)$$

式中, $f(x)$ 为 D 维空间某一区域 S 上的实函数; $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_D)^T$ 表示自变量。

设种群规模为 N , $\mathbf{x}_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iD}^t)^T$ 和 $\mathbf{v}_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{iD}^t)^T$ 分别为第 i 个粒子在第 t 代的位置

和速度, $\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})^T$ 为第 i 个粒子迄今为止的最优位置, $\mathbf{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})^T$ 为粒子群迄今为止的最优位置, 则 PSO 算法的基本迭代公式为

$$\mathbf{v}_i^{t+1} = w \cdot \mathbf{v}_i^t + c_1 r_1 (\mathbf{p}_i^t - \mathbf{s}_i^t) + c_2 r_2 (\mathbf{p}_g^t - \mathbf{s}_i^t), \quad (9)$$

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + \mathbf{v}_i^{t+1}. \quad (10)$$

式中, $i=1, 2, \dots, N$; w 为惯性权重; t 为迭代次数; c_1 、 c_2 为加速因子, 是非负常数; r_1 和 r_2 是介于 $[0, 1]$ 的随机数。当 w 为 0 时粒子的飞行速度只取决于粒子当前的位置、历史最好位置和粒子群的历史最好位置, 对速度无记忆性。位于全局最好位置的粒子将保持静止, 其他粒子将趋向于它本身最好的位置和全局最好位置的加权中心, 即此时粒子群将全局收敛于当前的最好位置:

$$\mathbf{s}_i^{t+1} = \mathbf{s}_i^t + c_1 r_1 (\mathbf{p}_i^t - \mathbf{s}_i^t) + c_2 r_2 (\mathbf{p}_g^t - \mathbf{s}_i^t). \quad (11)$$

PSO 在计算初期具有较强收敛性, 在计算后期容易出现算法“惰性”, 使计算过程存在早熟收敛, 局部搜索能力不足等缺陷^[9]。为改进算法的精度和收敛能力, 本文中将传统广义简约梯度算法 (GRG) 引入, 提出基于 PSO-GRG 混合的最优化算法。GRG 在约束非线性最优化中具有收敛速度快、计算精度高等优点, 但它受初始搜索方向的影响较大, 初值选取不合适容易陷入局部最优解或计算结果不收敛。本文中首先应用 PSO 对模型进行优化求解, 并将得到“近似最优解”作为 GRG 初值, 解决 GRG 算法中初始搜索方向选取困难的问题。

广义简约梯度法是目前求解约束非线性优化问题的有效方法之一。通过引入松弛变量将不等式约束变为等式约束, GRG 求解非线性约束问题可归纳为如下形式^[15-18]:

$$\begin{aligned} \min & F(\mathbf{X}) \quad \mathbf{X} \in \mathbf{R}^n, \\ \text{s. t. } & \mathbf{H}(\mathbf{X}) = \mathbf{0}, \\ & \mathbf{L} \leq \mathbf{X} \leq \mathbf{U} \quad (\mathbf{L}, \mathbf{U} \in \mathbf{R}^n). \end{aligned} \quad (12)$$

式中, $\mathbf{H}(\mathbf{X}) = [h_1(\mathbf{X}), h_2(\mathbf{X}), \dots, h_m(\mathbf{X})]^T$; $\mathbf{L} = [l_1, l_2, \dots, l_n]^T$; $\mathbf{U} = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ 。

将 $\mathbf{X}$ 分解成基向量和非基向量两部分, 即 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_B, \mathbf{X}_N]^T$ ($\mathbf{X}_B$ 为 m 维基向量, $\mathbf{X}_N$ 为 $n-m$ 维非基向量)。根据隐函数的基本原理将 $\mathbf{X}_N$ 写为 $\mathbf{M}(\mathbf{X}_B)$, 因此目标函数可转化为

$$F(\mathbf{X}) = F(\mathbf{X}_B, \mathbf{M}(\mathbf{X}_B)). \quad (13)$$

目标函数的简约梯度可写为

$$\nabla f(\mathbf{X}_N^k) = \left[\frac{\partial f(\mathbf{X}_N^k)}{\partial x_{m+1}^k}, \frac{\partial f(\mathbf{X}_N^k)}{\partial x_{m+2}^k}, \dots, \frac{\partial f(\mathbf{X}_N^k)}{\partial x_n^k} \right]^T = [r_1, r_2, \dots, r_{n-m}]^T. \quad (14)$$

定义 $\mathbf{S}^k = [s_1, s_1, \dots, s_{n-m}]^T$, 使得

$$\mathbf{X}_N^{k+1} = \mathbf{X}_N^k + a \mathbf{S}^k. \quad (15)$$

再令 $\mathbf{Y}_0 = \mathbf{X}_B^k$, 则可得迭代公式

$$\mathbf{Y}^{c+1} = \mathbf{Y}^c - [\nabla_B \mathbf{H}(\mathbf{Y}_0, \mathbf{X}_N^{k+1})]^{-1} \mathbf{H}(\mathbf{Y}^c, \mathbf{X}_N^{k+1}), \quad c=1, 2, \dots, P. \quad (16)$$

当 $\mathbf{H}(\mathbf{Y}^c, \mathbf{X}_N^{k+1}) = \mathbf{0}$ 时迭代停止, 所得 $\mathbf{Y}^{c+1}$ 即为最优解。

综上所述, 基于 PSO-GRG 最优化方法的计算步骤为: ①给定粒子种群规模 m , 加速因子 c_1 、 c_2 , 权重因子 w 和搜索空间维数 D , 最大迭代次数 N , 最小适应值 $f_{\min}$; ②计算粒子适应值; ③寻找满足最小适应值函数的粒子, 并将其作为 GRG 的初始值; ④应用 GRG 优化目标函数, 得到高斯函数的权重、峰值和标准差等; ⑤求解后根据式 (3) ~ (7) 得到孔隙、黏土、石英、长石、重矿物的阈值。⑥根据阈值进行图像分割, 并定量计算各组分体积分数。

图 6 为岩心的最优化结果, 计算平均绝对误差为 3.23%, 精度较高。经分析可得孔隙、石英和长石的峰位分别为 11.28、120.68 和 144.96, 标准差分别为 2.42、3.96 和 6.08, 因此可得到该岩心扫描电镜中孔隙的灰度域为 $[0, 30]$, 黏土的灰度域为 $[30, 105]$, 石英的灰度域为 $[105, 137]$, 长石的灰度域为 $[137, 169]$, 重矿物的灰度域为 $[169, 255]$ 。通过 PSO-GRG 算法, 扫描电镜中各组分的灰度阈值可方便获得。

3 基于形态学的图像滤波和合成

利用得到岩石中孔隙、黏土及矿物的灰度阈值, 对其进行多次阈值分割和融合处理可得二维元素图。阈值分割容易给图像带来噪声, 应用形态学滤波以提高图像的信噪比。形态学滤波是建立在结构论和拓扑学基础上的分析法, 采用结构单元对信号匹配达到提取信号、抑制噪声的目的, 包括腐蚀和膨胀、开运算和闭运算等。腐蚀和膨胀是形态学滤波的两个基本算子, 其他运算均建立在它们的基础上^[19]。腐蚀与膨胀算子由结构元素的性质和操作次数决定。设 X 为图像集合, B 为结构元素, 腐蚀是用结构元素 B 对图像集合的所有像素作平移, 但仍包含在图像集合 X 内所有点 x 的集合。腐蚀算法可描述为

$$\mathbf{X} \ominus \mathbf{B} = \{x | \mathbf{B} + x \subseteq \mathbf{X}\}. \quad (17)$$

膨胀是腐蚀的对偶运算, 用结构元素 B 对图像集合 X 的所有像素作平移, 并对平移结果作并运算。膨胀算法可描述为

$$X \oplus B = \{B+x \subseteq A\}.$$
 (18)

完整的形态学滤波包括开运算和闭运算。开运算是指图像集合 X 先与结构元素 B 作腐蚀运算,然后对腐蚀运算结果与结构元素 B 作膨胀运算,可表示为

$$X \circ B = (X \ominus B) \oplus B.$$
 (19)

闭运算与开运算相反,是指图像集合 X 先与结构元素 B 作膨胀运算,然后对膨胀运算结果与结构元素 B 作腐蚀运算,可表示为

$$X \cdot B = (X \oplus B) \ominus B.$$
 (20)

多组分阈值分割后的形态学滤波和图像合成可分步进行:①根据阈值进行孔隙和骨架的分割得到孔隙-骨架二值图,再进行形态学滤波并将滤波后

的灰度值进行重新定义,令孔隙灰度值为 25,骨架灰度值为 0;②根据阈值进行黏土的提取和滤波并将滤波后的灰度值进行重新定义,令黏土灰度值为 140;③根据阈值进行长石的提取和滤波并将滤波后的灰度值进行重新定义,令长石的灰度值为 180;④根据阈值进行重矿物的提取和滤波并将滤波后的灰度值进行重新定义,令重矿物的灰度值为 255;⑤根据融合算法进行合成,即可得到具有特定灰度值的含孔隙、黏土、石英、长石和重矿物拓扑结构的图像。图像融合算法可见文献[11]。依次将孔隙、黏土、长石和重矿物的信息加入图像中。本算法的技术流程如图 7 所示。

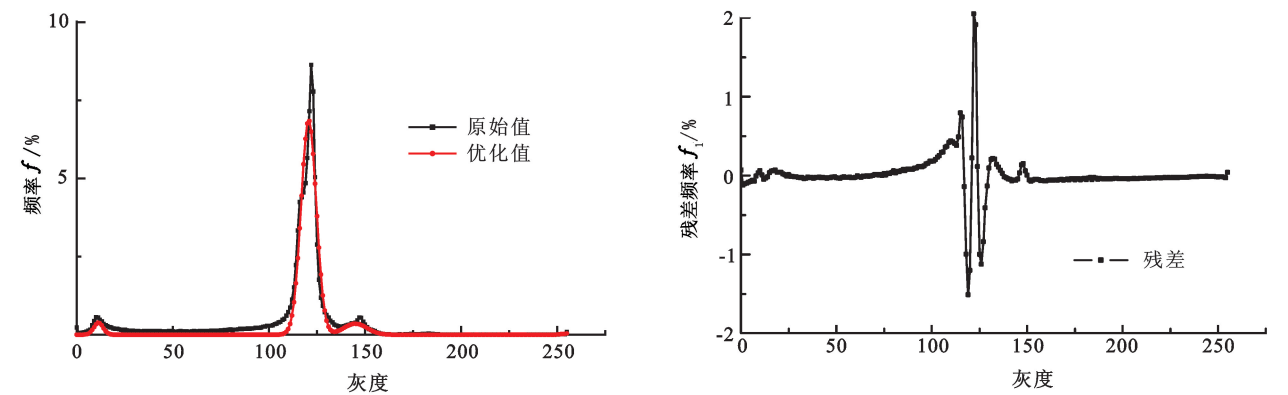


图 6 砂岩背散射模式扫描电镜优化处理结果

Fig. 6 Processing results of optimization sandstone backscattering electron imaging

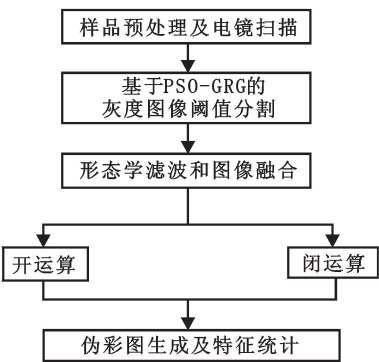


图 7 处理计算流程

Fig. 7 Processing flow chart of calculating

4 样品的处理与效果验证

为了验证算法效果,对非均质性相对较弱的鄂尔多斯盆地某地区的延长组低渗透砂岩共 29 块样品进行处理。首先将每块样品分为 3 份,一份柱塞样用于孔隙度测量,一份薄片状用于扫描电镜分析,一份碎样用于 X 衍射实验。其次,对样品进行洗油、洗盐和烘干等预处理,并分别开展实验测试。孔

隙度采用氦气法测试得到,测量设备为 Corelab 公司产的 CMS-300 型仪器;背散射模式的扫描电镜采用美国 FEI 公司的 QANTAN200 型仪器采集得到,在实验之前需要进行磨面、抛光等处理;X 衍射实验所采用设备为荷兰帕纳科公司所产的 X' Pert PROMPD 仪器。

图 8 是实验样品的处理成果图。如图所示,通过 4 次合成具有灰度特征的背散射模式扫描电镜被转换为含孔隙、黏土、石英、长石和重矿物的元素图,对元素图色度值进行统计得到不同组分所占的比例后即可进行孔隙和矿物体积分数的定量计算。

X 衍射所得矿物体积分数为质量百分比,而背散射模式扫描电镜所得矿物体积分数为体积百分比。为了便于对比,对骨架部分进行归一化处理。若从扫描电镜中提取的矿物体积分数为 $V_{minerali}$,孔隙度为 φ ,则归一化后的矿物体积分数可记为

$$V_{minerali}^{normalized} = \frac{V_{minerali}}{100-\varphi}.$$
 (21)

图 9 是处理结果。从图中可知,根据 PSO-GRG

算法和形态学滤波-图像合成所得元素图的统计得到的孔隙度和矿物体积分数与氦气法、X 衍射法所得结果一致性强,平均相对误差分别为 9.3%、

13.1%、4.02%、10.52% 和 14.2%,矿物体积分数与孔隙度的预测精度较高,取得了较好的应用效果。

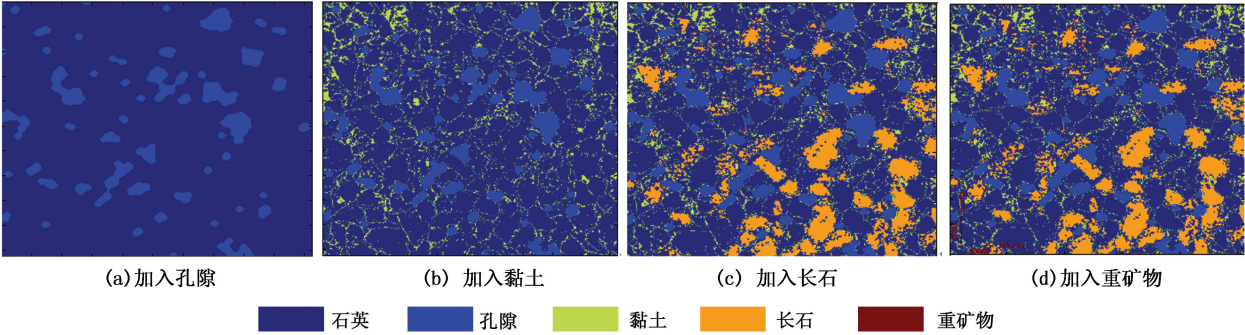


图 8 不同组分的背散射模式扫描电镜图像合成过程

Fig. 8 Synthesis process of different components of BEI

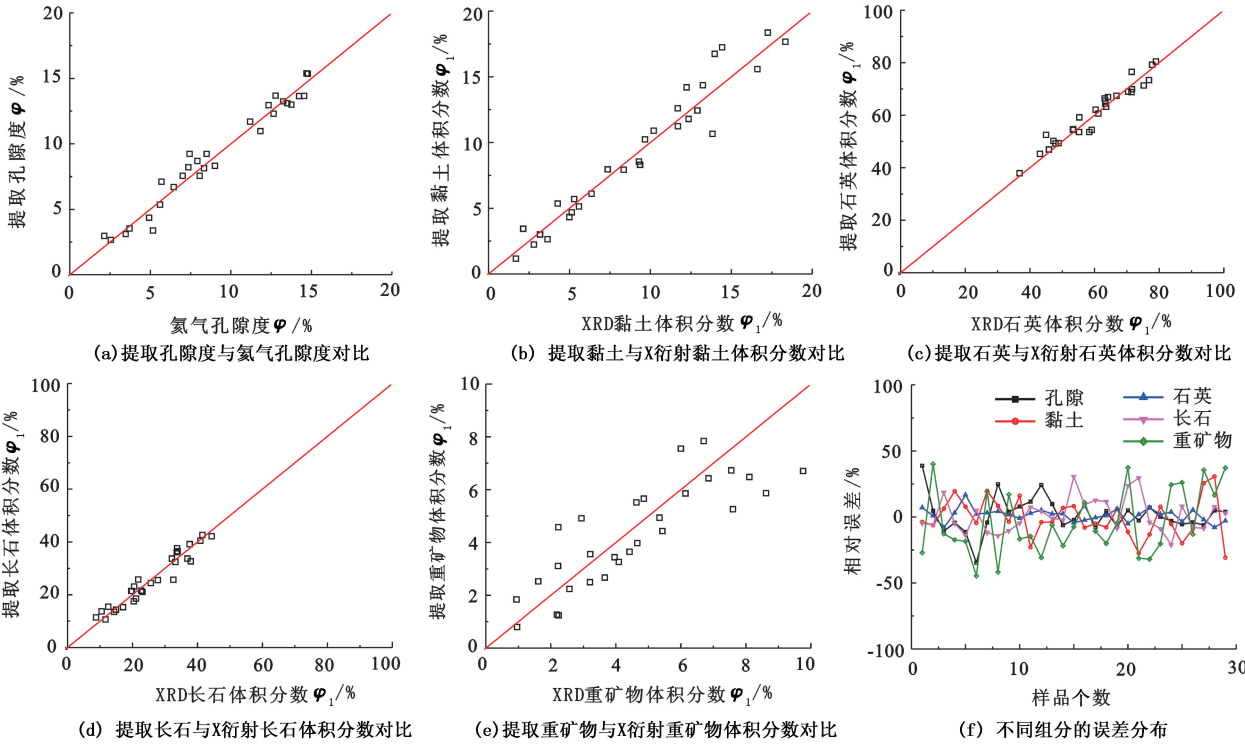


图 9 提取的孔隙度、矿物体积分数与测试结果对比

Fig. 9 Comparison of porosity, mineral content extracted with test results

5 结 论

(1) BSE 图像的灰度分布呈多元高斯函数特征,应用 PSO-GRG 算法对构建的目标函数进行优化求解,具有较强的收敛性和稳定性。

(2) 在各组分灰度域定量确定的基础上,应用形态学滤波和图像融合算法能得到高信噪比的元素图,应用灰度统计得到的孔隙度和矿物体积分数与氦气法孔隙度和 X 衍射所得矿物体积分数具有良好的对应性。

(3) 本文中提出的方法应用于 BSE 图像的处理能得到精度较高的孔隙和矿物等的二维拓扑信息,还能得到岩石的矿物和孔隙组分的定量信息,有利于取心困难、无规则样品井段岩石孔隙度和矿物体积分数的计算,具有一定的推广性和应用性。

参考文献:

[1] FRANCUS P. An image-analysis technique to measure grain-size variation in thin sections of soft clastic sediments [J]. Sedimentary Geology, 1998, 121 (3/4): 289-298.

- [2] WILSON W, MADISON J D, SPANOS G. Determining phase volume fraction in steels by electron backscattered diffraction[J]. Scripta Materialia, 2001, 45(12): 1335-1340.
- [3] CEREPI A, HUMBERT L, BURLOT R. Petrophysical properties of porous medium from petrographic image analysis data[J]. Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects, 2001, 187-188: 233-256.
- [4] KAREN L S. Backscattered electron imaging of cementitious microstructures: understanding and quantification[J]. Cement and Concrete Composites, 2004, 26(8): 935-945.
- [5] MARTIN K, HEAD M K, BUENFELD N R. Measurement of aggregate interfacial porosity in complex, multi-phase aggregate concrete: binary mask production using backscattered electron, and energy dispersive X-ray images[J]. Cement and Concrete Research, 2006, 36(2): 337-345.
- [6] WONG H S, HEAD M K, BUENFELD N R. Pore segmentation of cement-based materials from backscattered electron images[J]. Cement and Concrete Research, 2006, 36(6): 1083-1090.
- [7] MARTÍNEZ-MARTÍNEZ J, BENAVENTE D, GARCÍA DEL CURA M A. Petrographic quantification of brecciated rocks by image analysis: application to the interpretation of elastic wave velocities[J]. Engineering Geology, 2007, 90(1/2): 41-54.
- [8] FANDRICH R, YING G U, BURROWS D, MOELLER K. Modern SEM-based mineral liberation analysis[J]. International Journal of Mineral Processing, 2007, 84(1/2): 310-320.
- [9] KLAVER J, DESBOIS G, JANOS L, et al. BIB-SEM study of the pore space morphology in early mature Posidonia Shale from the Hils area, Germany[J]. International Journal of Coal Geology, 2012, 103: 12-25.
- [10] KÖSE C, ALP I, IKIBAS C. Statistical methods for segmentation and quantification of minerals in ore microscopy[J]. Minerals Engineering, 2012, 30: 19-32.
- [11] FENS T W. Petrophysical properties from small rock samples using image analysis techniques[M]. Delft, the Netherlands: Delft University Press, 2000.
- [12] NICHOLS G. Applications of cathodoluminescence spectroscopy and imaging in the characterisation of pharmaceutical materials[J]. European Journal of Pharmaceutical Sciences, 2012, 45(1/2): 19-42.
- [13] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. Perth, Australia: IEEE Publisher, 1995.
- [14] 李智强, 范宜仁, 邓少贵, 等. 基于随机粒子群的 Newton-SVD 方法的电测井反演[J]. 计算物理, 2010, 27(1): 115-120.
- LI Zhiqiang, FAN Yiren, DENG Shaogui, et al. Inversion of electrical logging by Newton-SVD with stochastic particle swarm[J]. Chinese Journal of Computational Physics, 2010, 27(1): 115-120.
- [15] VALLIAPPAN S, TANDJIRIA V, KHALILI N. Design of raft-pile foundation using combined optimization and finite element approach[J]. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics, 1999, 23(10): 1043-1065.
- [16] LASDON L S, WAREN A D, JAIN A, et al. Design and testing of a GRG code for nonlinear optimization[J]. ACM Tran Math Software, 1978(4): 34-50.
- [17] OZGUR Y. A comparative study on optimization methods for the constrained nonlinear programming problems[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2005(2): 165-173.
- [18] 杨玉良, 秦俊奇, 狄长春, 等. 基于 GRG 算法的火炮射击模拟系统冲击参数优化研究[J]. 火炮发射与控制学报, 2011, 33(4): 17-20.
- YANG Yuliang, QIN Junqi, DI Changchun, et al. Optimization research on impact parameters of gun firing simulator based on GRG Algorithm[J]. Journal of Gun Launch & Control, 2011, 33(4): 17-20.
- [19] 肖启芝, 许凯, 关泽群, 等. 一种形态学滤波结构元的选择方法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(21): 49-51.
- XIAO Qizhi, XU Kai, GUAN Zequn, et al. Structuring elements selection in morphology filter[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(21): 49-51.

(编辑 徐会永)