

基于粒子群优化的岩石薄片三维图像重建

滕奇志* 唐 棠 李征骥 何小海
(四川大学电子信息学院 成都 610065)

摘 要: 基于 2 维图像的砂岩 3 维结构重建中, 确定 3 维结构的自相关函数分布是一个难题。基于傅里叶变换的重建方法利用经验公式确定重建 3 维结构的自相关函数, 但重建结果的误差较大。该文提出以 3 维结构的自相关分布作为粒子的位置, 以 3 维结构与 2 维图像统计特征的误差作为粒子的适应度, 用粒子群优化确定重建问题的最优解。与基于傅里叶变换重建算法相比, 该方法得到的重建结果统计特征与 2 维图像的相似度明显提高。与经典的模拟退火重建算法相比, 达到相同的重建效果, 基于粒子群优化的重建方法具有更高的效率, 具有良好的实际应用价值。

关键词: 图像处理; 3 维图像重建; 岩石薄片; 傅里叶变换; 粒子群优化; 模拟退火

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)08-1871-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01081

Three-dimensional Reconstruction of Sandstone Section Image Based on Particle Swarm Optimization

Teng Qi-zhi Tang Tang Li Zheng-ji He Xiao-hai

(School of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: In the progress of 3-Dimensional (3D) reconstruction from 2-Dimensional (2D) rock slice images, it is difficult to determine the auto-correlation function of the 3D microstructure. The reconstruction method based on the fast Fourier transforms uses empirical formula to predict the auto-correlation function of the 3D microstructure, but the reconstruction result has relative large error. Another reconstruction method based on Particle Swarm Optimization (PSO) to optimize the reconstruction progress is proposed in this paper. This method sets autocorrelation function of 3D microstructure as the position of particles, calculates fitness value as the error between 3D microstructure and 2D image. Compared with FFT reconstruction method, the similarity between reconstruction results and 2D image is greatly improved. Compared with simulated annealing method, the proposed method reaches similar reconstruction result. The reconstruction method based on PSO is more efficient and can be well applied to the image reconstruction.

Key words: Image processing; 3D image reconstruction; Rock slice; Fourier transforms; Particle Swarm Optimization (PSO); Simulated Annealing (SA)

1 引言

为了分析岩石的微观结构参数, 常用显微成像方式获得岩石薄片的 2 维图像并对其进行定量分析。随着分析技术的发展, 对岩石 3 维微观结构的研究越来越引起重视。由于岩石的硬度和致密性, 均匀连续切片基本不可行^[1]。CT(Computed Tomography)图像重建, 能根据接收的信号重建样本的 2 维剖面图像, 获得其 3 维序列图像, 但样本尺寸或分辨率受到局限, 且设备比较昂贵, 尚不能

在实验室普遍使用^[2]。因此人们致力于采用数学方法构建 3 维模型。

相对于砂岩的断层扫描图像序列, 其高分辨率 2 维显微图像的获取十分便利。因此考虑通过提取 2 维图像的统计特征, 在 3 维空间构建与 2 维图像具有相同特征、与真实 3 维结构具有相似特性的 3 维图像。同一幅 2 维图像的重建结果可能在视觉上有所差异, 但它们都具有相同的统计特征, 这是本文的重建算法与常规 CT 图像重建的显著区别。重建结果不仅便于研究人员直观认识砂岩的微观结构, 更具有 2 维图像缺乏的深度方向的连通性信息, 为砂岩渗流特性的研究提供平台。

2010-10-09 收到, 2011-04-19 改回

国家自然科学基金(60972130)资助课题

*通信作者: 滕奇志 qzteng@scu.edu.cn

国外有学者提出了一些基于 2 维图像的 3 维重建方法,较典型的有模拟退火算法^[3,4]和基于高斯随机场的重建方法^[5]。模拟退火(SA)算法可以引入多个统计特性,重建结果能准确反映 2 维图像的统计特征,但计算量大,耗时长。针对重建效率问题国内外学者开展了一系列工作^[6],本文作者也作了较深入的研究^[7,8],但在实际工作中重建大规模的 3 维结构仍然比较困难。而高斯随机场变换法利用 Wiener-Khinchin 定理,能在较短时间内重建与 2 维图像具有相同低阶统计特性的 3 维结构。该方法最早通过对随机高斯场进行线性变换实现,但在重建过程中,很难用数值模拟的方法确定线型变换过程中的系数,使得该方法在应用上受到了很大的限制。Liang 等人^[5]提出利用傅里叶变换(FFT)重建 3 维结构,不需要进行线性变换,但由于使用经验公式估计重建参数,重建结果与 2 维图像之间统计特征误差较大,文献[9]在其基础上作了进一步工作,但仍未解决这一问题。为此,本文提出一种新的重建方法,以 3 维结构与 2 维图像的自相关分布误差最小为目标,用粒子群优化(PSO)算法确定重建参数,提高重建结果的准确性。与模拟退火算法相比,达到相同的重建精度,需要的时间大大减少。

2 重建原理

重建的目的是构建与 2 维图像具有相同一阶和二阶统计特性的 3 维结构,该结构具有与真实结构表现相似的物理特性(主要指渗流特性)。重建的流程如图 1 所示,下面分别介绍其中的关键环节。

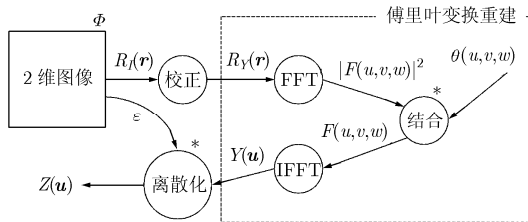


图 1 重建流程

2.1 一阶和二阶统计

2 维图像和 3 维结构由孔隙和颗粒构成,称为两种“相”,其相函数 $I(\mathbf{u})$ 表示为^[4]

$$I(\mathbf{u}) = \begin{cases} 1, & \mathbf{u} \in \text{孔隙} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中 \mathbf{u} 是表示 3 维结构中任意一点位置的矢量。孔隙度 ε 是 $I(\mathbf{u})$ 的一阶统计,表示岩石中孔隙所占体

积的比例^[4]。

$$\varepsilon = \langle I(\mathbf{u}) \rangle \quad (2)$$

自相关函数 $C(\mathbf{r})$ 是 $I(\mathbf{u})$ 的二阶统计,表示 2 维图像或 3 维结构中距离为 \mathbf{r} 的两点同时属于孔隙相的概率,也称为两点相关函数^[2]。

$$C(\mathbf{r}) = \langle I(\mathbf{u})I(\mathbf{u} + \mathbf{r}) \rangle, \quad 0 \leq C(\mathbf{r}) \leq \varepsilon \quad (3)$$

将 $C(\mathbf{r})$ 归一化为 $R_I(\mathbf{r})$, 使 $\lim_{r \rightarrow 0} R_I(\mathbf{r}) = 1$ ^[2],

$$R_I(\mathbf{r}) = \frac{\langle [I(\mathbf{u}) - \varepsilon][I(\mathbf{u} + \mathbf{r}) - \varepsilon] \rangle}{(\varepsilon - \varepsilon^2)} \quad (4)$$

本文假设 2 维图像和 3 维结构都是各向同性的均匀介质,其自相关函数只与 \mathbf{r} 的大小有关,与方向无关。因此 2 维图像的自相关函数可用 $R_I(\mathbf{r})$ 表示。自相关函数具有对称性,对大小为 $N \times N$ 的 2 维图像,只需计算 $0 \leq r \leq N/2$ 时的 $R_I(\mathbf{r})$ 。

2.2 自相关函数的扩展

重建的 3 维结构与 2 维图像具有相同的自相关函数,可将 2 维图像的自相关函数 $R_I(\mathbf{r})$ 扩展为 3 维自相关函数 $R_Y(i,j,k)$ ^[5]。

$$R_Y(i,j,k) = R_I(r) = R_I(\sqrt{i^2 + j^2 + k^2}) \quad (5)$$

其中 $0 \leq i \leq N_x/2, 0 \leq j \leq N_y/2, 0 \leq k \leq N_z/2, N_x, N_y, N_z$ 为分别 3 维结构的长、宽、高,3 维自相关函数的其余部分通过自相关函数的对称性获得。

2.3 通过傅里叶变换重建 3 维结构

Wiener-Khinchin 定理指出,随机过程 $f(t)$ 的自相关函数 $R(\mathbf{r})$ 与其功率谱 $|F(\mathbf{u})|^2$ 互为傅里叶变换对^[5]。

$$R(\mathbf{r}) \Leftrightarrow |F(\mathbf{u})|^2 \quad (6)$$

如果已知随机过程的自相关函数,可利用傅里叶变换得到具有相同自相关函数的随机过程。已知 3 维结构的自相关函数 $R_Y(i,j,k)$, 可以通过傅里叶变换,计算 3 维结构的功率谱 $|F(u,v,w)|^2$, 进而通过设置适当的辐角 $\theta(u,v,w)$, 构建该 3 维结构的傅里叶变换^[5]。

$$F(u,v,w) = |F(u,v,w)| e^{j\theta(u,v,w)} \quad (7)$$

最后由傅里叶反变换得到自相关函数为 $R_Y(i,j,k)$ 的 3 维结构 $Y(\mathbf{u})$ 。辐角 $\theta(u,v,w)$ 在 $[0, 2\pi)$ 间随机取值,满足一定的对称规则,保证 $F(u,v,w)$ 的傅里叶反变换 $Y(\mathbf{u})$ 属于实数域。

2.4 离散化

根据 Wiener-Khinchin 定理,由傅里叶反变换得的 3 维结构 $Y(\mathbf{u})$, 是服从正态分布的连续实数,其分布函数如式(8)所示。为了使重建结果的孔隙度与 2 维图像一致,并采用与相函数一样的方式表示重建结果中的孔隙和颗粒,Adler 等人^[10]采用式(8)得到离散 $Z(\mathbf{u})$ 。

$$P(Y(\mathbf{u}) = x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-x^2/2} dx \quad (8)$$

$$Z(\mathbf{u}) = \begin{cases} 1, & P(Y(\mathbf{u})) \leq \varepsilon \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

2.5 自相关函数的校正

式(9)中的离散化是非线性变换, Adler 等人^[10]给出了 $Y(\mathbf{u})$ 和 $Z(\mathbf{u})$ 的自相关函数 $R_Y(\mathbf{r})$ 和 $R_Z(\mathbf{r})$ 之间的关系如式(10), 根据式(10)及 C_m 的定义可推导出式(11)及式(12)。

$$R_Z(\mathbf{r}) = \sum_{m=0}^{\infty} C_m^2 R_Y^m(\mathbf{r}) \quad (10)$$

$$R_Z(\mathbf{r}) = \sum_{m=0}^{\infty} \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot m!} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\varepsilon - 1}{\sqrt{\varepsilon(1-\varepsilon)}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \cdot \left[(-1)^m \exp\left(\frac{x^2}{2}\right) \frac{d^m}{dx^m} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \right] dx \right]^2 \cdot R_Y^m(\mathbf{r}), \quad P(g) \leq \varepsilon \quad (11)$$

或

$$R_Z(\mathbf{r}) = \sum_{m=0}^{\infty} \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot m!} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\varepsilon}{\sqrt{\varepsilon(1-\varepsilon)}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \cdot \left[(-1)^m \exp\left(\frac{x^2}{2}\right) \frac{d^m}{dx^m} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \right] dx \right]^2 \cdot R_Y^m(\mathbf{r}), \quad P(g) > \varepsilon \quad (12)$$

由式(11)和式(12)可知 $R_Z(\mathbf{r})$ 与 $R_Y(\mathbf{r})$ 的关系仅与孔隙度 ε 有关, 文献[10]中给出了不同孔隙度下 $R_Z(\mathbf{r})$ 与 $R_Y(\mathbf{r})$ 的关系图示。

重建的目的是使离散结果 $Z(\mathbf{u})$ 的自相关函数 $R_Z(\mathbf{r})$ 与 2 维图像的自相关函数 $R_I(\mathbf{r})$ 相同, 因此重建时不能直接扩展 2 维图像的自相关函数 $R_I(\mathbf{r})$, 而应根据式(10)中关系得到 $R_Y(\mathbf{r})$ 。再按式(5)将 $R_Y(\mathbf{r})$ 扩展为 $Y(\mathbf{u})$ 的自相关函数 $R_Y(i, j, k)$ 。

2.6 存在问题

基于傅里叶变换的重建算法解决了基于高斯随机场重建方法中的瓶颈问题。但式(11)及式(12)中给出的是 $R_Y(\mathbf{r})$ 与 $R_Z(\mathbf{r})$ 关系的近似, 采用该方法估计 $R_Y(\mathbf{r})$ 会造成重建 3 维结构与 2 维图像两点相关函数之间存在较大的误差。导致重建结果的多方面参数特性与 2 维图像吻合较差, 无法真实地重现出 3 维物体的结构空间。

3 基于粒子群优化的 3 维重建

针对上面提到的傅里叶变换算法的不足, 本文作者提出应用粒子群优化算法确定适当的 $R_Y(\mathbf{r})$, 使重建 3 维结构 $Z(\mathbf{u})$ 与 2 维图像的自相关分布 $R_I(\mathbf{r})$ 更接近。粒子群优化(Particle Swarm Optimization,

PSO)算法是一种迭代寻优算法, 由于其概念简单, 易于实现, 近年来被广泛用于解决各种优化问题^[11,12]。

将粒子群优化算法引入高斯随机场重建法的目的是找到连续高斯场 $Y(\mathbf{u})$ 的适当的自相关分布 $R_Y(\mathbf{r})$, 使重建 3 维结构与 2 维图像的自相关分布更接近。

3.1 粒子编码

群体中粒子个数为 n , 每个粒子的位置对应于一组 $R_Y(\mathbf{r})$, 粒子搜索空间的维数 D 与 $R_Y(\mathbf{r})$ 中 r 的范围相同。对粒子 i , 其位置 $ax_i \in R^D$, 速度 $v_i \in R^D$, $i = 1, 2, \dots, n$ 。 $ax_i(j)$ 和 $v_i(j)$ 是粒子 i 第 j 维的位置和速度, $j = 1, 2, \dots, D$ 。 \hat{P}_i 是粒子 i 搜索发现的最优位置。 \hat{g} 是整个种群中所有粒子发现的最优位置。按照两点相关函数非负的限制, 及归一化后两点相关函数的范围, 设置 $ax_{\min}=0$, $ax_{\max}=1$, 速度限制设为 $v_{\min}=-1$, $v_{\max}=1$ 。

3.2 粒子群初始化

一般采用随机初始化方法, 使每个粒子的位置和速度在 $[ax_{\min}, ax_{\max}]$ 和 $[v_{\min}, v_{\max}]$ 之间均匀分布。本文作者在研究中发现, 与随机产生的粒子位置相比, 用式(10)估计的粒子位置具有相对较低的适应值, 因此以式(10)估计的结果作为初始种群中的一个粒子的位置, 其余粒子的初始位置随机产生。

3.3 适应度计算

根据两点相关函数仅与距离 r 相关, 与方向无关的性质, 将 ax_i 映射到 3 维空间, 得到自相关函数 $R_i(x, y, z)$ ^[5]。

$$R_i(x, y, z) = ax_i \left(\sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \right), \quad 0 \leq x \leq N/2, \quad 0 \leq y \leq N/2, \quad 0 \leq z \leq N/2 \quad (13)$$

其中 N 为 3 维结构的长、宽、高。根据两点相关函数的性质, 3 维自相关函数的其余部分通过自相关函数的对称性获得。根据 Wiener-Khinchin 定理, 可根据 2.3 节和 2.4 节中的方法重建 3 维结构。

为了度量按照粒子 i 的位置 ax_i 重建的 3 维结构 $Z_i(\mathbf{u})$ 与 2 维图像的统计特征的不同, 适应度函数定义为 $Z_i(\mathbf{u})$ 的自相关函数 $R_i(\mathbf{r})$ 与 2 维图像两点相关函数 $R_I(\mathbf{r})$ 之间的误差为

$$f(ax_i) = \sum_r [R_i(\mathbf{r}) - R_I(\mathbf{r})]^2 \quad (14)$$

适应度越小说明重建结果与 2 维图像的自相关函数分布越相似。

3.4 更新粒子状态

初始化种群后, 设置 $\hat{P}_i = ax_i$, $\hat{g} = \min_{x_i} f(ax_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$ 。在 t 次迭代中, 对每个粒子 i , $i = 1, 2, \dots,$

n , 并引入惯性权值 ω 后, 其位置和速度更新为

$$ax_i(t) = ax_i(t-1) + v_i(t) \tag{15}$$

$$v_i(t) = \omega v_i(t-1) + c_1 r_1 \cdot (\hat{P}_i - ax_i(t-1)) + c_2 r_2 \cdot (\hat{g} - ax_i(t-1)) \tag{16}$$

其中 c_1 和 c_2 分别为局部和全局加速因子, 用于调整 \hat{P}_i 和 \hat{g} 的影响强度。 r_1 和 $r_2 \in R^D$, 是 $[0,1]$ 之间均匀分布的随机数。 ω 是惯性权重, ω 值较大时, 全局寻优能力强, 局部寻优能力弱, ω 较小则反之。 如果 $f(ax_i) < f(\hat{P}_i)$, 则更新局部最优位置 $\hat{P}_i = ax_i$ 。 如果 $f(ax_i) < f(\hat{g})$, 则更新全局最优位置 $\hat{g} = ax_i$ 。

根据大量的实验发现, 动态地调整 ω 能获得比固定值更好的寻优结果, 本文中令 ω 按照凹函数递减:

$$\omega = (\max \omega - \min \omega)(CL / ML)^2 + (\max \omega - \min \omega)(2 \cdot CL / ML) + \max \omega \tag{17}$$

其中 $\max \omega$ 和 $\min \omega$ 分别为 ω 的最大值和最小值, ML 和 CL 分别为最大迭代次数和当前迭代次数。

4 重建结果及分析

本文实验所用硬件平台配置为 CPU: P8600 (2.4 G), 内存: DDR3-1066 4 G(2 G×2)。

本文的研究内容是针对只能获取 2 维图像时进行的 3 维重建, 但为了说明重建结果, 本文采用高分辨率 CT 扫描序列图进行实验, 即随机选取 CT 序列图中的一幅图像作为 2 维参考图像进行 3 维重建。 如图 2 中, (a) 为 CT 扫描序列图, (b) 是该样本中一层切片的图像, 图像尺寸为 128×128 , 2 维面孔隙率为 17.6697%, 其中白色部分为孔隙。



(a) CT 扫描序列 (b) 从 a 中随机选取一层切片

图 2 岩心 CT 扫描图

同时, 将 CT 序列图直接进行 3 维重构, 并计算其孔隙度、两点相关函数, 与 3 种重建方法的结果进行对照。 图 3 为直接重构的真实 3 维图像, $N=128$, 孔隙度为 19.2968%。 图 4 为真实 3 维结构图像和选取的 2 维图像的两点相关函数对照, 从图中可以看出, 随机选取的 2 维图像与真实 3 维结构在两点相关函数特征上有一定的差异。

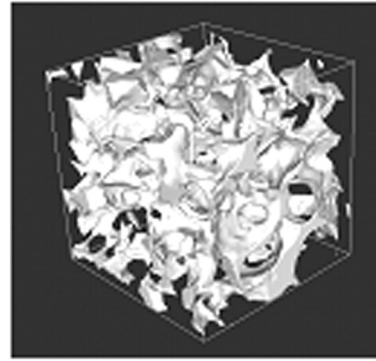


图 3 岩心真实 3 维结构图

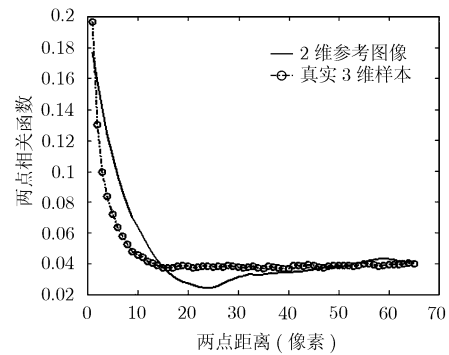


图 4 3 维真实结构与参考图像的两点相关函数

下面分别用基于粒子群优化的重建算法、基于傅里叶变换的重建算法以及模拟退火算法重建大小为 $128 \times 128 \times 128$ 的 3 维结构。 然后分别从孔隙度、两点相关函数以及计算时间上进行对比。

4.1 粒子群优化重建与傅里叶变换重建

粒子群优化重建算法的参数设置为: 粒子数量 $n=10$, $ML=10$, $c_1=c_2=2$, $\max \omega=1$, $\min \omega=0.5$, 重建时间为 27 min, 适应度为 5.9×10^{-2} 。 重建结构的孔隙度为 17.6697%, 与 2 维参考图像吻合度很好。

傅里叶变换重建采用文献[5]的算法进行, 重建时间为 35 s, 适应度为 3.94×10^{-1} , 重建结构的孔隙度为 17.4662%, 与 2 维参考图像相差 0.2035%。 两种算法的重建结果见图 5。

4.2 模拟退火重建

模拟退火重建方法是一种经典的重建算法, 根据 2 维参考图像, 直接以孔隙的 3 维结构作为重建问题的解。 为了与基于粒子群优化的重建算法比较, 本文中模拟退火重建方法也以 2 维图像的自相关函数作为重建的约束条件。 重建的起始温度设为使第 1 次交换接受的概率为 0.5, 重建结束的条件设为温度低于 1.0×10^{-37} 。 大量实验结果表明, 重建结果与温度下降速度有关, 每迭代 5000 次温度下降 1% 的重建结果, 其适应度与粒子群重建算法的适应度基

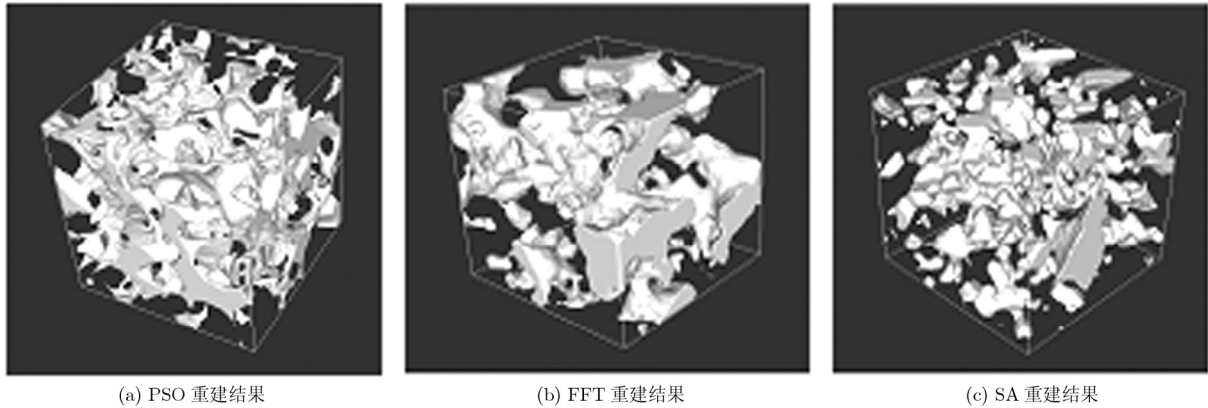


图 5 3 种重建算法效果对照

本一致，重建结构的孔隙度为 17.6697%，与 2 维参考图像吻合很好，后面也就基于此结果进行对比。

4.3 重建结果比较

图 5 为 3 种重建算法的直观效果对照，将此图与图 3 的真实 3 维结构相比较，可以看出，本文提出的基于粒子群优化算法的结果与真实 3 维结构相似度最好。

图 6 为 3 种重建算法与 2 维参考图像的两点相关函数进行对比的结果。

由实验数据看出，对于两点相关函数特征，模拟退火算法最逼近 2 维参考图像，粒子群算法次之，傅里叶变换算法最差。但由于 2 维参考图像的两点相关函数与 3 维真实结构的两点相关函数本身就存在差异，因此，再用真实 3 维结构的两点相关函数与 3 种重建算法进行比较，从图 7 可以看出，本文提出的基于粒子群优化算法与真实 3 维结构的两点相关函数最逼近。

4.4 实验结果分析

根据上述实验，从直观视觉效果看，基于粒子群优化的重建方法最接近真实样本的 3 维结构。

从实验数据看，在孔隙度、两点相关函数及重建时间几个方面的对比如下：

(1)孔隙度：基于粒子群优化的重建算法和模拟退火算法所得 3 维结构的孔隙度与原始 2 维图像完

全一致，基于傅里叶变换的重建算法结果的孔隙度与原始图片有 0.2035% 的误差，3 种重建结果与真实 3 维图像的孔隙度均有差异，这是由于重建算法都是以 2 维参考图像的孔隙度作为约束条件造成的。

(2)两点相关函数：对于 2 维参考图像，模拟退火算法的重建结果与 2 维参考图像基本一致，粒子群优化算法的重建结构次之，而基于傅里叶变换的重建结果与 2 维参考图像相差最大。而对于真实 3 维结构，粒子群优化算法的两点相关函数与真实 3 维结构最接近，好于其他两种算法。

(3)重建时间：基于傅里叶变换的算法耗时约 35 s，基于粒子群优化的重建算法耗时约为 27 min。模拟退火算法要达到与粒子群算法同样的重建效果，需要的重建时间为 74 min。粒子群算法比傅里叶变换算法耗时多，但换来了明显更好的重建效果。

5 结束语

本文作者提出了一种新的基于 2 维图像的砂岩 3 维结构重建算法，即利用粒子群优化算法确定 3 维结构的自相关函数，再通过傅里叶变换进行重建。为了验证算法的有效性，分别从孔隙度、两点相关函数以及重建时间上对实验结果进行了分析对比。从实验结果可知，该方法解决了傅里叶变换重建算

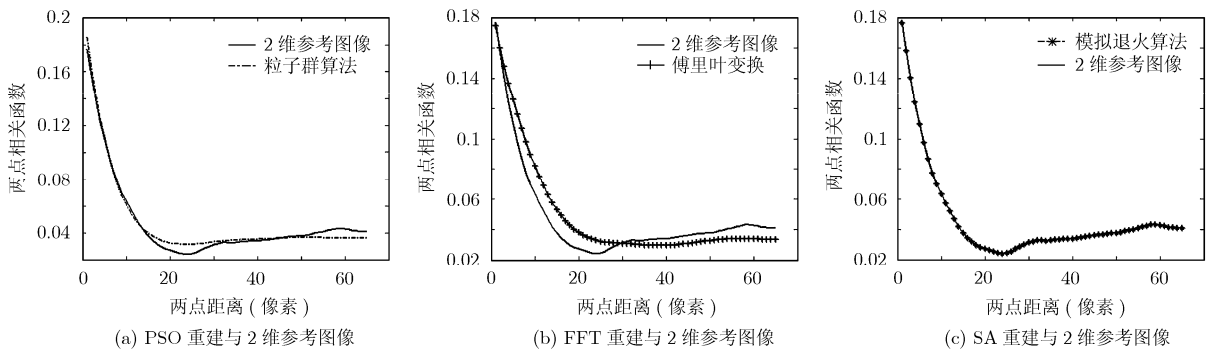


图 6 2 维参考图像与 3 种重建算法两点相关函数对比

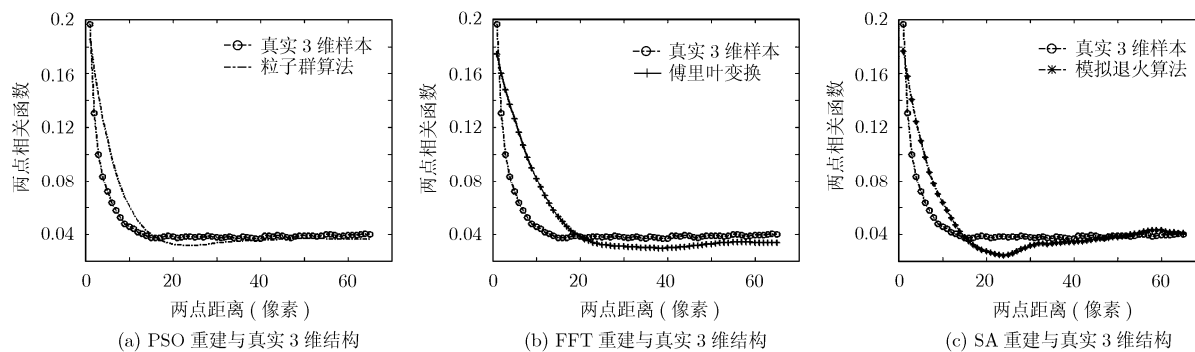


图 7 真实 3 维结构与重建算法结果的两点相关函数对照

法使用经验公式估计重建参数, 重建结果与 2 维参考图像之间统计特征误差较大的问题, 得到的重建结果在孔隙度和两点相关函数方面, 均与 2 维参考图像及真实 3 维结构更接近。与经典的模拟退火重建算法相比, 在重建效果相当的情况下, 基于粒子群优化的重建方法重建速度提高很多, 具有更高的效率。

本文提出的粒子群优化算法只采用了两点相关函数作为特征函数进行重建, 特征约束比较单一。另外, 从实验中可看出, 选取的 2 维参考图像在 3 维重建中起着重要的作用, 因此, 如何在重建中加入更多的特征条件以及如何从岩石样品中选取最能代表其结构的 2 维切片图像, 是需要进一步研究的问题。

参 考 文 献

- [1] Oren P E and Bakke S. Process based reconstruction of sandstones and prediction of transport properties [J]. *Transport in Porous Media*, 2002, 46(2): 311-343.
- [2] Politis M G, Kikkinides E S, Kainourgiakis M E, et al. A hybrid process-based and stochastic reconstruction method of porous media [J]. *Microporous and Mesoporous Materials*, 2008, 110(1): 92-99.
- [3] Yeong C L Y and Torquato S. Reconstructing random media [J]. *Physical Review E*, 1998, 57(1): 495-506.
- [4] Yeong C L Y and Torquato S. Reconstructing random media. II. Three-dimensional media from two-dimensional cuts[J]. *Physical Review E*, 1998, 58(1): 224-233.
- [5] Liang Z R, Fernandes C P, Magnani F S, et al. A reconstruction technique for three-dimensional porous media using image analysis and Fourier transforms [J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 1998, 21(3/4): 273-283.
- [6] Liu Xue-feng, Sun Jian-meng, and Wang Hai-tao. Reconstruction of 3-D digital cores using a hybrid method[J]. *Applied Geophysics*, 2009, 6(2): 105-112.
- [7] 滕奇志, 唐棠, 何小海, 等. 基于交换-单亲遗传算法的砂岩三维显微图像重建[J]. *数据采集与处理*, 2010, 25(3): 364-368.
- [8] Teng Q, Tang T, He X, et al. Reconstruction of 3D microstructure of sandstone based on swap-aprtheno-genetic algorithm[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2010, 25(3): 364-368 .
- [9] Tang T, Teng Q, and He X, et al. A pixel selection rule based on the number of different phase neighbors for the simulated annealing reconstruction of sandstone microstructure [J]. *Journal of Microscopy-Oxford*, 2009, 234(3): 262-268.
- [10] 赵凯, 李强, 宣益民. 基于图象处理和傅里叶变换的三维多孔介质重构方法[J]. *工程热物理学报*, 2008, 29(2): 287-290.
- [11] Zhao K, Li Q, and Xuan Y. A reconstruction technique for three dimensional porous media using image analysis and Fourier transform [J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2008, 29(2): 287-290.
- [12] Adler P M, Jacquin C G, and Quiblier J A. Flow in simulated porous media [J]. *International Journal of Multiphase Flow*, 1990, 16(4): 691-712.
- [13] 陶新民, 徐晶, 杨立新, 等. 一种改进的粒子群和 K 均值混合聚类算法[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(1): 92-97.
- [14] Tao Xin-min, Xu Jing, Yang Li-biao et al. Improved cluster algorithm based on K-means and particle swarm optimization [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(1): 92-97.
- [15] 陈荣元, 张飞艳, 张斌, 等. 基于数据同化和粒子群优化算法的遥感影像融合[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(10): 2509-2513.
- [16] Chen Rong-yuan, Zhang Fei-yan, Zhang Bin, et al. Remote sensing image fusion based on data assimilation and particle swarm optimization [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(10): 2509-2513.

滕奇志: 女, 1961 年生, 教授, 研究方向为图像处理与模式识别.

唐棠: 女, 1981 年生, 博士, 研究方向为图像三维重建.

李征骥: 男, 1978 年生, 博士生, 研究方向为图像三维重建.

何小海: 男, 1964 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理与网络通信.