

基于分形维的小波包 EBCOT 岩心图像压缩

唐国维 张 岩 李井辉 慕林洹

(东北石油大学计算机与信息技术学院 大庆 163318)

摘 要 岩心图像作为石油地质分析和地球物理勘探的重要信息来源,数据量巨大、纹理信息丰富且对比度较弱。提出一种基于分形维的小波包 EBCOT 岩心图像压缩方法。对岩心图像进行完全小波包分解,以分形维作为代价函数,并以差分计盒法计算每个子带节点的分形维数。通过比较父节点和子节点分形维数值实现剪支以获取最优小波包分解,结合 EBCOT 算法对岩心图像进行压缩处理。实验结果表明,所提算法的重构图像的 PSNR 与 SSIM 值均高于基于熵的小波包压缩算法和 JPEG2000 算法。

关键词 岩心图像,小波包,图像编码,分形维数

中图法分类号 TP391.41

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.11.062

Fractal Dimension Based Wavelet Packet EBCOT Core Image Compression

TANG Guo-wei ZHANG Yan LI Jing-hui MU Lin-huan

(School of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract As an important information source of petroleum geological analysis and geological prospecting, the core image has the characters of huge data amount, rich texture information and weak contrast. A fractal dimension based wavelet packet EBCOT core image compression method was proposed. The original core image is decomposed completely in way of wavelet packet. The fractal dimension is taken as the cost function and its value for each sub-band node is calculated by using the difference box-counting method. By comparing the fractal dimension value of the parent node and its child nodes to achieve pruning, and the optimal wavelet packet decomposition can be obtained. At last, the EBCOT algorithm is applied to implement the core image compression. The experimental results show that the PSNR and SSIM of the reconstructed images are both higher than those of the entropy based wavelet packet compression algorithm and those of JPEG2000 algorithm.

Keywords Core image, Wavelet packet, Image coding, Fractal dimension

1 引言

图像是一种高维信息,其数据量大,内容丰富。在研究各种通用图像压缩技术的同时,也需针对具体应用领域开展图像压缩研究,如医学图像压缩^[1]、遥感图像压缩^[2]、超光谱图像压缩^[3]、SAR 图像压缩^[4]等。岩心图像作为获取石油地质分析数据和地球物理勘探参数的重要信息来源,普遍具有纹理信息极为丰富、对比度相对较弱的特点^[5,6]。岩心图像的压缩处理对实现其有效获取、远程传输、长久保存乃至后期综合解释分析都非常重要。

JPEG2000 是由国际标准化组织提出的新一代静止图像压缩标准,其核心算法是 EBCOT 算法,目前被广泛应用于多媒体、遥感图像传输等领域^[7]。由于 JPEG2000 标准制定了解码器能兼容的比特流准则和编解码框架,从而给具体的编解码设计留下了很大的研究空间。根据文献^[7],在相同码率条件下,采用 JPEG2000 对不同图像进行压缩所获得的压缩图像质量并不相同,一般纹理复杂图像的压缩图像质量低,而

纹理简单图像的压缩图像质量高。分析其原因在于, JPEG2000 标准用离散小波变换(DWT)取代了 JPEG 中的离散余弦变换(DCT)作为核心变换算法,由于小波仅递归分解低频子带,没有对细节丰富的高频子带进行处理,这对纹理丰富的岩心图像必然会产生更多的信息损失。而小波包由于可以对高频子带实施分解,能更有效地表示纹理细节,从而弥补小波变换的不足。

基于上述分析,本文提出了基于小波包的 EBCOT 岩心图像压缩算法(Wavelet Packet based EBCOT, WP-EBCOT)。实验结果表明,该算法的重构图像的 PSNR 值高于基于熵的最优小波包压缩算法和 JPEG2000 压缩算法。

2 小波与小波包分解

从多分辨率分析的角度看,小波分析就是对 $L^2(R)$ 进行正交分解,即 $L^2(R) = \bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} W_j$, W_j 为小波空间,可由小波基 $\{\psi_{j,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 生成。设小波函数 $\psi(t)$ 及其 Fourier 变换 $\hat{\psi}(\omega)$ 的窗口

到稿日期:2015-10-14 返修日期:2016-03-16 本文受国家自然科学基金项目(60736043),中国石油科技创新基金项目(2012D-5006-0609),黑龙江省教育厅科学技术研究项目(12521050),大庆市指导性科技计划项目资助。

唐国维(1966—),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究领域为图像编码压缩、压缩感知理论、焊缝缺陷检测与识别;张 岩(1980—),男,博士生,副教授,主要研究领域为图像编码压缩、压缩感知理论;李井辉(1973—),男,博士,副教授,主要研究领域为图像处理;慕林洹(1991—),女,硕士生,主要研究领域为图像编码、压缩感知理论。

半径分别为 Δ_ϕ 与 Δ_ψ , 则相应的基函数 $\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \phi(2^j t - k)$ ($k \in \mathbb{Z}$) 及其 Fourier 变换 $\hat{\phi}_{j,k}$ 的窗口半径分别为 $\Delta_\phi/2^j$ 和 $2^j \Delta_\psi$, 这表明 j 越大, 相应的小波基函数的空间局部性越好, 即空间分辨率越高, 而其频谱的局部性却变得越差, 即频谱分辨率越低。这一特性是正交小波基的一大缺陷, 为了弥补这一不足, 需要对 W_j 做进一步的分解。正交小波包可以满足这种需求, 使得在新的标准正交基下, 能够对包含大量细节的信号进行更好的时频局部化分析^[8]。

定义 1 称由

$$\begin{cases} \phi_{2l}(x) = \sum_k p_k \phi_l(2x - k) \\ \phi_{2l+1}(x) = \sum_k q_k \phi_l(2x - k) \end{cases} \quad (1)$$

所定义的函数 $\phi_n(x)$ ($n=0, 1, 2, \dots$) 为关于正交尺度函数 $\phi(x)$ 的小波包, $\phi_0(x) = \phi(x)$, $\phi_1(x) = \psi(x)$, 其中 $\phi(x)$ 和 $\psi(x)$ 分别为尺度函数和小波函数。 $\{p_k\}$, $\{q_k\}$ 分别为低通和高通滤波器系数。

在实际应用中广泛采用的是正交小波包:

$$\begin{cases} \phi_{2^l}^j(x) = \sum_k p_k \phi_{2^{l-1}}^j(2x - k) \\ \phi_{2^l+1}^j(x) = \sum_k q_k \phi_{2^{l-1}}^j(2x - k) \end{cases} \quad (2)$$

小波包的分解重构算法可表示为:

$$A_n^{2^j} f(x) = \sum_k S_{n,k}^j \phi_n(2^j x - k) \quad (3)$$

其中, $S_{n,k}^j = \sum_l p_{k-2^l} S_{2n,l}^{j-1} + \sum_l q_{k-2^l} S_{2n+1,l}^{j-1}$ 。

与小波变换不同, 小波包不仅迭代一个双通道的滤波器组于每一级分解的最低频子带, 同时还将这种迭代应用于每一级的其它高频子带, 实现对高频部分更精细的分解, 而且这种分解既无冗余也无疏漏。图 1 给出了小波包的完全分解形式。

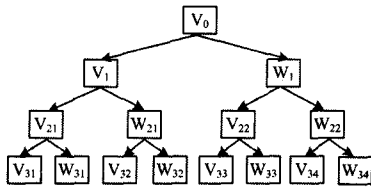


图 1 小波包完全分解树

小波包变换为信号频带提供了一种更加精细的分析方法, 具有更强的时频局部分析能力, 比小波分解更适合于处理高、中频信息丰富的复杂图像, 从而更有效地保持边缘及纹理细节。

3 基于分形维数的最优小波包基选取

小波包分解具有多样性, 不同的分解形式具有不同的性质且能反映信号不同的特性^[9], 因此, 利用小波包进行图像压缩时, 必须选择一个合适的小波包基。对于二维图像, 若采用 L 级分解, 将得到 $S(L) = [S(L-1)]^2 + 1$ 个可能的子树, 其中 $S(1) = 2$ 。如对于 5 级二维小波包分解, 基的个数是 $5.60 \times$

1078, 数量非常巨大。但并非所有二叉树都有价值, 通常需要选择某种代价函数, 在所有小波包基中寻找使代价函数最小的基。

代价函数需满足两个条件: 1) 可加性条件; 2) 取值能够反映系数的集中程度。

目前比较典型的代价函数主要有 Ramchandran 和 Vetterli 提出的基于率失真 (Rate-Distortion) 的优化方法^[10], 以及 Coifman 等提出的基于熵的最佳基选择准则^[11]。前者被认为是目前比较先进的方法之一, 但为了获得最佳二叉树修剪策略, 必须反复多次计算率失真曲线的斜率, 影响了图像编码的效率; 后者在一定程度上解决了率失真算法中计算量大的问题, 但是熵并不能完全表征图像的纹理信息, 尤其在高频子带。考虑到分形维数能够描述图像区域的纹理特征^[12], 本文提出以分形维数作为代价函数的最优小波包基选择算法。

3.1 分形维数

分形维数也称分数维, 是对分形的一种描述和度量, 它能将图像的空间信息和灰度信息简单而有机地结合起来。分形维数描述纹理的核心问题是如何准确地估计分形维, 目前人们已经提出了一些分形维的估计方法, 如 ϵ -毯子法、差分计盒法、基于数学形态学的方法等。但在估计精度和计算复杂度之间还没有一个很好的折中方法, 由于差分计盒法^[13]对粗糙度小的纹理比较敏感, 且其计算简单, 因此本文采用差分计盒法计算图像的分形维数。

将 $N \times N$ 的图像分成 $s \times s$ 的子块 ($1 < s < \frac{N}{2}$, $s \in \mathbb{Z}^+$), 令

$r = \frac{s}{N}$, 将图像想象成三维空间中的曲面, xy 表示平面, z 表示灰度, 设图像灰度在第 (i, j) 网格中的最小值和最大值分别落在第 k 和第 l 个盒子中, $n_r(i, j)$ 是覆盖第 (i, j) 网格中的图像所需的盒子数, N_r 是覆盖整个图像所需的盒子数, 则:

$$n_r(i, j) = l - k + 1 \quad (4)$$

$$N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j) \quad (5)$$

分形维数的表达式为:

$$D_f = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\lg(N_r)}{\lg(\frac{1}{r})} \quad (6)$$

针对不同的 r 计算 N_r , 应用最小二乘法, 即可求得分形维数。

3.2 岩心图像分形维数的计算

分形维数可以很好地表征纹理的粗糙程度, 纹理复杂的区域对应较大的分形维数, 平坦区域对应较小的分形维数。对岩心图像进行 3 级小波分解后可得到 10 个子带, 每个子带对应不同的纹理特征, 其分形维数必不相同。表 1 给出了各子带分形维数的计算结果。

表 1 岩心图像各子带的分形维数

子带	LL3	LH3	HL3	HH3	LH2	HL2	HH2	LH1	HL1	HH1
分形维数	2.3323	2.4366	2.3821	2.4764	2.5758	2.4491	2.5758	2.5098	2.4915	2.2740

可以看出, 多数高频子带的分形维数比较大, 这说明高频部分包含了更多的纹理或边缘信息。因此, 对于岩心图像, 采用小波包方法对高频子带进一步分解是合理的, 为此需要选择合适的小波包基。

3.3 最优小波包基选取

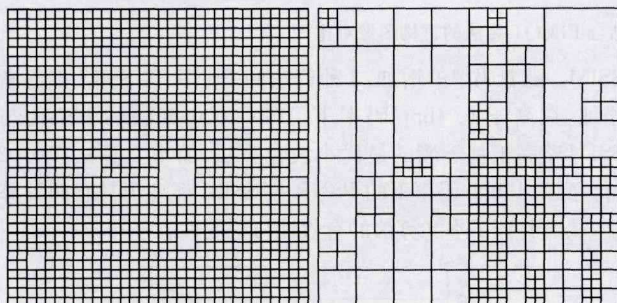
为寻找分形维数意义下的最优小波包基, 需对岩心图像进

行完全分解, 并计算出完全分解树上每一节点的分形维数。然后按树剪枝策略来寻找最优子树: 在完全树的每一个分支, 如果该节点的分形维数大于其 4 个子节点分形维数的平均值, 则该节点子带被保留; 否则它的 4 个子节点子带被剪掉。最终所有被保留的节点对应的小波包基即为最优小波包基, 对应于最优基的分解即为最优小波包分解。

基于分形维的最优小波包分解算法的步骤如下:

- (1)选取某种小波基,对岩心图像进行 L 级小波分解;
- (2)对第 i 级高频子带进行深度为 $L-i+1$ 的小波包完全分解,形成完全分解树;
- (3)根据式(6)计算分解树中每个节点的分形维数;
- (4)从最下层结点开始,按照自下而上的原则,比较当前结点(即父结点)的分形维数 D_p 与其 4 个子结点的分形维数的平均值 D_c 的关系:如果 $D_p > D_c$,则令 $D_p = D_c$;否则剪去当前结点的 4 个子结点;
- (5)执行步骤(4),直到整个 4 叉树的根节点;
- (6)算法结束。

图 2 给出了岩心图像分别利用基于信息熵的最优小波包基算法^[11]和本文基于分形维数算法的实验结果对比。可以看出,本文算法只保留了较少的叶结点,没有出现过度分解现象,同时分解结果与各个子带的方向特性比较吻合,并可有效降低算法的时间复杂性。



(a) 基于信息熵的最优小波包基 (b) 基于分形维数的最优小波包基

图 2 不同算法形成的最优小波包基

4 基于 EBCOT 的岩心图像压缩

由于小波包分解子带结构具有不确定性,使得在其中定义父子关系非常困难。同时,小波包变换放大了高频系数的幅值范围,即使能够定义父子关系,其零树发生的概率也会明显降低,导致编码效率不高^[14]。文献[8]也指出,对于小波包分解,基于树的方法并不是一个有效的量化策略,小波包结合块的方法是一种较为合理的选择。因此,本文提出小波包结合优化截断嵌入块编码算法(EBCOT 算法)^[15]进行岩心图像压缩。

首先选取合适的小波基对岩心图像进行小波分解,并对各高频子带进行完全四叉树分解,分解深度为 $L-i+1$ (L 为小波分解级数, i 为子带级数)。然后运用基于分形维数的小波包基算法确定各高频子带的最优小波包分解形式,最后对分解后获得的小波系数采用 EBCOT 算法进行编码。

基于小波包的 EBCOT 岩心图像压缩算法(WP-EBCOT 算法)的具体步骤如下。

- (1)选择合适的小波基对岩心图像进行 L 级小波分解;
- (2)对第 i 级高频子带进行深度为 $L-i+1$ 的小波包完全分解,得到完全分解树;
- (3)按式(7)计算分解树中每个节点的分形维数;
- (4)从最下层结点开始,按照自下而上的原则,比较当前结点(即父结点)的分形维数 D_p 与其 4 个子结点的分形维数的平均值 D_c 的关系:如果 $D_p > D_c$,则令 $D_p = D_c$;否则剪去当前结点的 4 个子结点;
- (5)返回步骤(4),直到整个 4 叉树的根结点;
- (6)对处理后的小波系数采用 EBCOT 算法进行编码;
- (7)算法结束。

根据油田生产中对岩心图像进行分析、解释和处理的实际需要,本算法可采用无损压缩模式,此时需要选取 D5/3 小波基,并经提升小波变换进行分解。对于有损压缩方式,则可选取 D9/7 小波基。

5 实验数据分析与比较

选取油田生产中比较有代表性的岩心图像进行实验,图像尺寸为 512×512 ,小波基为 D9/7,小波分解级数 $L=4$,EBCOT 编码中块的大小选择 32×32 。图 3 给出了不同码率下本文 WP-EBCOT 算法与 JPEG2000 算法的重构图像对比,图 4 给出了不同码率下本文 WP-EBCOT 算法和基于熵的最优小波包结合 EBCOT 算法的重构图像对比,表 2 进一步给出了图 4 中对于岩心图像在不同码率下本文 WP-EBCOT 算法、JPEG2000 算法和基于熵的最优小波包基算法的 PSNR 值比较。

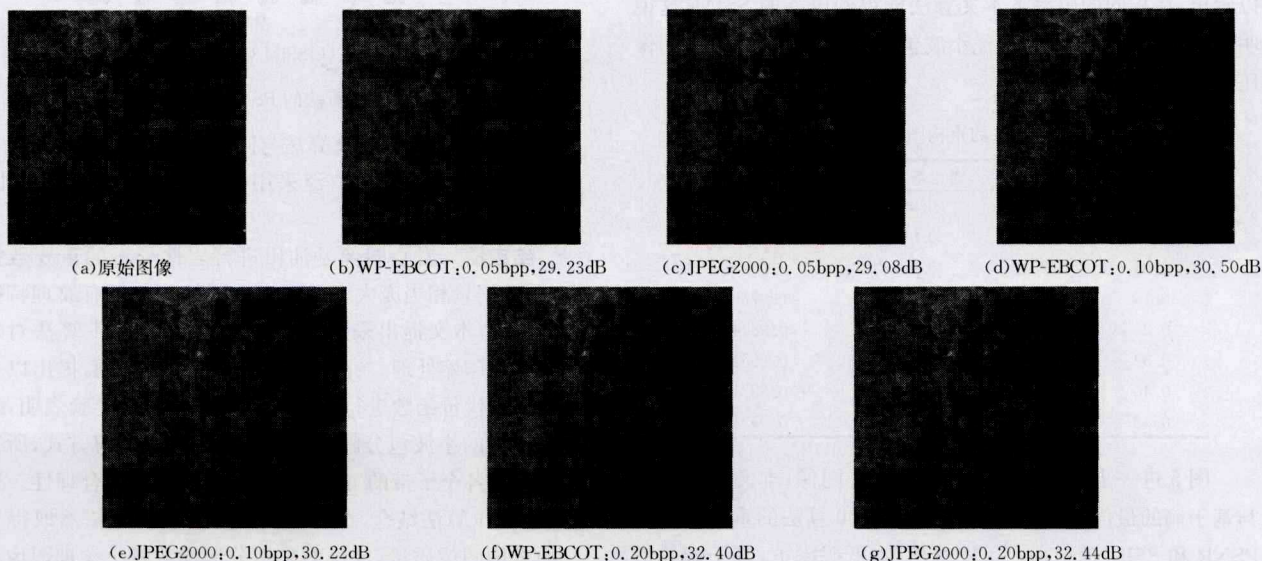


图 3 本文算法和 JPEG2000 算法的重构图像对比

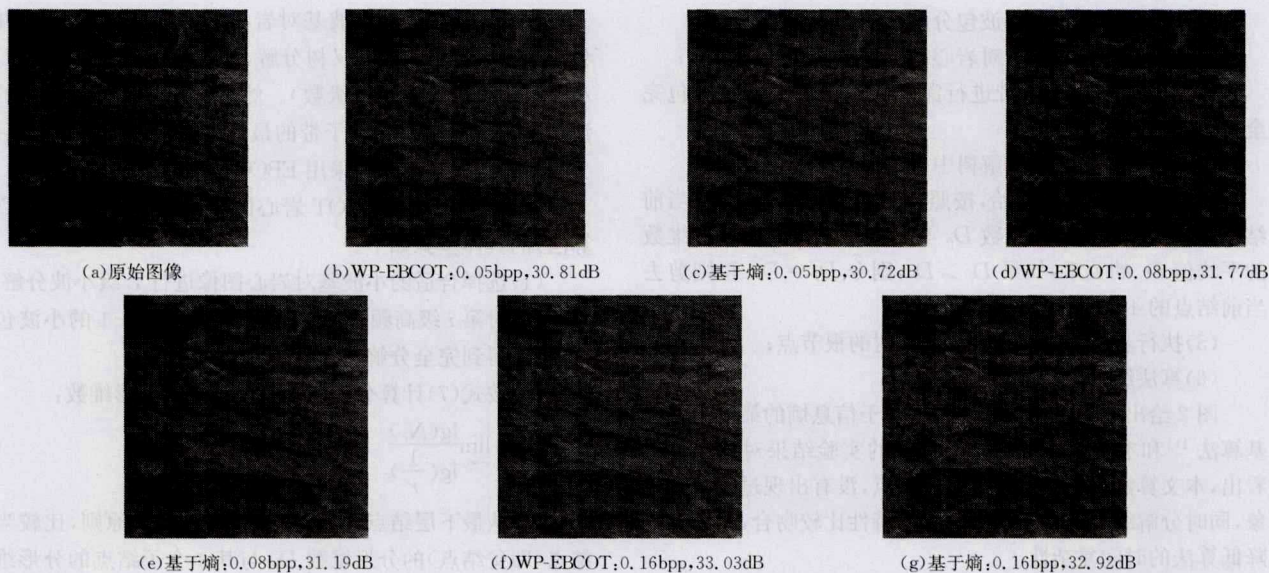


图4 本文算法和基于熵的最优小波包结合 EBCOT 算法的重构图像对比

表2 不同算法的重构图像的 PSNR 对比

码率 R(bpp)	JPEG2000	基于熵的算法	WP-EBCOT 算法
0.02	28.98	29.02	29.12
0.05	30.70	30.72	30.81
0.08	31.25	31.19	31.77
0.16	32.97	32.92	33.03
0.24	33.79	33.75	33.86
0.32	34.78	35.08	35.22
0.40	35.39	35.72	35.86
0.48	35.86	36.34	36.53

从实验结果可以看出,基于熵的最优小波包基算法在进行 EBCOT 编码后,PSNR 并不全都优于 JPEG2000 算法,如码率为 0.08bpp 和 0.16bpp 时,其 PSNR 分别比 JPEG2000 低 0.06dB 和 0.05dB。而本文算法由于使用分形维数作为代价函数进行最优小波基的选取,表现出了良好的压缩效果,其 PSNR 值全面优于基于熵的算法和 JPEG2000 算法,在中高码率下表现尤其明显。

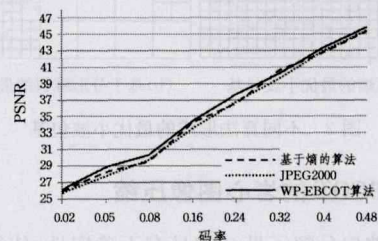
为进一步说明本文算法对纹理图像的处理效果,表 3 给出了图 4 中岩心图像在 3 种不同算法下的 SSIM 值对比。可以看出,在相同的码率下本文算法能得到更高的 SSIM,这说明本文将分形维数作为最优小波包基选择算法处理纹理图像压缩问题是可行的。

表3 不同算法的重构图像的 SSIM 对比

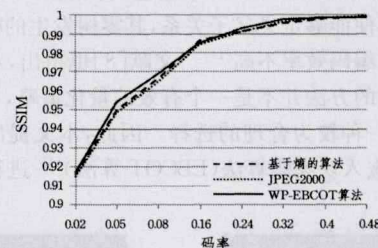
码率 R(bpp)	JPEG2000	基于熵的算法	WP-EBCOT 算法
0.02	0.9248	0.9305	0.9390
0.05	0.9448	0.9464	0.9519
0.08	0.9542	0.9617	0.9622
0.16	0.9742	0.9741	0.9766
0.24	0.9773	0.9712	0.9824
0.32	0.9888	0.9887	0.9951
0.40	0.9893	0.9920	0.9971
0.48	0.9991	0.9997	0.9999

图 5 进一步给出了针对另一幅岩心图像,本文算法分别与基于熵的最优小波包算法和 JPEG2000 算法的重构图像的 PSNR 和 SSIM 值对比。可以看出,在低码率下,基于熵的最优小波包算法和本文算法可以获得相对较高的 PSNR 与

SSIM。随着码率的增加,3 种算法的 PSNR 与 SSIM 都逐渐增加,在高于 0.4bpp 码率下,JPEG2000 算法的 PSNR 与 SSIM 略高于基于熵的最优小波包算法,而本文算法在 0.02 bpp 至 0.48bpp 码率下的 PSNR 与 SSIM 都高于其它两种算法,从而验证了本文算法的有效性与稳定性。



(a) PSNR 对比图



(b) SSIM 对比图

图5 不同算法的 PSNR 和 SSIM 对比

综上所述不难看出,本文算法与同类算法(基于熵的最优小波包算法)和目前实际中广泛采用的算法(JPEG2000)相比,压缩性能均有所提升。

结束语 岩心图像是油田进行岩性分析的重要数据来源,其数据量相当庞大。由于岩心图像普遍具有纹理特征丰富的特点,本文提出采用基于小波包的 EBCOT 算法对岩心图像实施压缩处理。针对小波包基的选取问题,提出以分形维数作为代价函数进行最优小波包基选取。实验表明,基于分形维数的小波包分解方式优于基于熵的分解方式,所得分解结果与各个子带的方向特性比较吻合,更具合理性。通过与 EBCOT 算法结合,在压缩比较低的情况下依然取得了较好的重构图像质量,这说明采用分形维数解决纹理图像小波域表示问题具有一定的可行性。

参考文献

- [1] Balasubramani P, Murugan P R. Efficient image compression techniques for compressing multimodal medical images using neural network radial basis function approach[J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2015, 25(2): 115-122
- [2] Zhou Shi-chao, Deng Chen-wei, Zhao Bao-jun, et al. Remote Sensing Image Compression: A Review[C]// *Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Multimedia Big Data, BigMM*. Cardiff: IEEE, 2015: 406-410
- [3] Wang Jun. Hyper-spectral image lossless compressing based on spectral DPCM and intra-DPCM[J]. *Chinese Optics*, 2013, 6(6): 863-867(in Chinese)
王军. 基于谱间和帧内差分脉冲编码调制的超光谱图像无损压缩[J]. *中国光学*, 2013, 6(6): 863-867
- [4] Yu Yan. SAR Image Compression Based on Block Adaptive Residual Vector Quantization[J]. *Journal of System Simulation*, 2014, 26(8): 1799-1806(in Chinese)
喻言. 基于块自适应残差矢量量化的 SAR 图像压缩[J]. *系统仿真学报*, 2014, 26(8): 1799-1806
- [5] Su De-chen, Wang Wei, Sun Ai-ping, et al. Scanned Core Image Database and Web-Sharing of Chinese Continental Scientific Drilling Project[J]. *Earth Science—Journal of China University of Geosciences*, 2006, 31(4): 575-577(in Chinese)
苏德辰, 王维, 孙爱萍, 等. 中国大陆科学钻探岩石扫描图像数据库及共享[J]. *地球科学——中国地质大学学报*, 2006, 31(4): 575-577
- [6] Tang Guo-wei. Research on Embedded Wavelet Image Coding Algorithm and Application[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2010(in Chinese)
唐国维. 嵌入式小波图像编码算法及应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010
- [7] Song Bei-bei, Sun Wen-fang. JPEG2000 compression for remote sensing images with precise quality control[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(8): 2180-2186(in Chinese)
宋蓓蓓, 孙文方. 精确质量控制的遥感图像 JPEG2000 压缩方法[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(8): 2180-2186
- [8] Yang Yong-ming, Xu Chao. Image Coding Algorithm with Rate Distortion Optimization Block Segmentation Based on Wavelet Packet Decomposition[J]. *Science in ChinaE: Information Science*, 2008, 38(8): 1204-1219(in Chinese)
杨永明, 许超. 一个基于小波包分解的率失真最优化块分割图像编码算法[J]. *中国科学 E 辑: 信息科学*, 2008, 38(8): 1204-1219
- [9] Stütz T, Uhl A. Efficient and Rate-Distortion Optimal Wavelet Packet Basis Selection in JPEG2000[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2012, 14(2): 264-277
- [10] Ramchandran K, Vetterli M. Best Wavelet Packet Bases in a Rate-distortion Sense[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1993, 2(4): 160-176
- [11] Coifman R R, Wickerhauser M V. Entropy-based algorithms for best basis selection[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1992, 38(2): 713-718
- [12] Liu Li, Kuang Gang-yao. Overview of Image Textural Feature Extraction Methods[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(4): 622-635(in Chinese)
刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(4): 622-635
- [13] Harrouni S. New method for estimating the fractal dimension of discrete temporal signals[C]// *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*. 2008: 2497-2502
- [14] Rajpoot N M, Wilson R G, Meyer F G, et al. Adaptive wavelet packet basis selection for zerotree image coding[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(12): 1460-1472
- [15] Taubman D. High performance scalable image compression with EBCOT[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(7): 1158-1170
- [16] (上接第 296 页)
刘桂花, 宋承祥, 刘弘. 云发生器的软件实现[J]. *计算机应用研究*, 2007, 24(1): 46-48
- [18] Chen Hao, Li Bing. Cloud Reasoning Method and its Application in Prediction[J]. *Computer Science*, 2011, 38(7): 209-211(in Chinese)
陈昊, 李兵. 云推理方法及其在预测中的应用[J]. *计算机科学*, 2011, 38(7): 209-211
- [19] Liang Zhong-wei, Ye Bang-yan, Peng Rui-tao, et al. Multi-threshold dividing technology of digital image based on gray histogram fitting curves[J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2007(9): 103-106(in Chinese)
梁忠伟, 叶邦彦, 彭锐涛, 等. 基于灰度直方图拟合曲线的数字图像多阈值分割技术研究[J]. *现代制造工程*, 2007(9): 103-106
- [20] Zhang Shao-hua, Sun Dao-chun. The order of derived functions of algebroidal functions[J]. *Acta Mathematica Scientia*, 2005, 25(6): 933-938(in Chinese)
张少华, 孙道椿. 代数体函数的导函数的级[J]. *数学物理学报*, 2005, 25(6): 933-938
- [21] Qin K, Luo L, Wu T, et al. Image segmentation based on two-dimensional cloud model[C]// *Proceeding of the IEEE International Conference on Audio Language and Image Processing (ICALIP)*. Chongqing, China, 2010: 791-796
- [22] Di Hong-wei, Liu Xian-feng. Image fusion quality assessment based on structural similarity[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, 35(5): 766-771(in Chinese)
狄红卫, 刘显峰. 基于结构相似度的图像融合质量评价[J]. *光子学报*, 2006, 35(5): 766-771
- [23] Piella G, Heijmans H. A new quality metric for image fusion[C]// *Proceeding of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. Chongqing, China, 2003: III-173-6
- [24] Zhao J, Laganieri R, Liu Z. Performance assessment of combinatorial pixel-level image fusion based on an absolute feature measurement[J]. *International Journal of Innovative Computing*, 2006, 3(6): 1433-1447
- [25] Jang J H, Bae Y, Ra J B. Contrast-enhanced fusion of multisensor images using subband-decomposed multiscale retinex[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(8): 3479-3490