

# 基于自适应提升方案的低比特率图像压缩编码

夏 平 向学军 吉培荣

(三峡大学电气信息学院, 宜昌 443002)

**摘 要** 通过采用自适应提升小波分析, 根据处理信息的局部特征自适应地调整预测和更新算子实现与处理信息的准确匹配, 有效地降低信息小波分析的运算量和计算的复杂性, 并且能较好地实现同址运算, 便于采用 DSP 等硬件实现; 其次, 通过定义浮动阈值, 在编码中提出了采用自适应深度优先搜索的扫描策略, 进一步改善了数字图像的编码效率。实验结果表明, 通过这些措施实现的数字图像压缩算法, 其重构的图像质量较好, 有效地降低了压缩后图像的比特数, 图像的压缩效果、编码时间等亦有较大的改善。

**关键词** 图像压缩 自适应提升小波分析 深度优先搜索 浮动阈值

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)12-2068-04

## Low Bit-rate Image Coding Based on Adaptive Lifting Scheme

XIA Ping, XIANG Xue-jun, JI Pei-rong

(College of Electronic Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002)

**Abstract** This paper introduces adaptive lifting wavelet transform algorithm firstly. Prediction and update operator have been adjusted adaptively according to information partial characteristic and accurate match to the process information. The algorithm can decrease the amount of calculation and computational complexity in the image wavelet analysis, can carry out the same address operation, and is advantageous to recur to the DSP hardware realization. Secondly, this paper proposes to adopt adaptive depth first search strategy through definition floating threshold, and improved image coding efficiency. The experiment results show that the new image compression scheme has been improved and it is better than traditional algorithm in the aspects of image quality, reduced the image bit number, compression effect and compression coding efficiency.

**Keywords** image compression, adaptive lifting scheme, adaptive depth first search, floating threshold

## 1 引言

小波分析成功的一个很重要的因素是它固有的可以高效平滑信号的能力, 选择合适的小波基后, 可以只用有限个系数高度准确地估计处理的信息。小波这一能力对于数字信息的压缩非常有用。嵌入式小波零树编码(EZW)算法<sup>[1]</sup>充分利用了图像小波系数的自相似性质进行量化、编码, 实现了信息的逐渐浮现传输与处理; SPIHT 算法<sup>[2]</sup>作为 EZW 的改进算法, 继承了小波系数的零树结构, 并对位平面进行

集合划分, 将大量的非重要位 0 集中到几个具有特定的集合里, 并对含有重要位的此类集合进行划分, 直至为具体元素。这些算法充分体现了小波分析所具备的高压缩比的优越性能。Sweldens 的提升方案<sup>[3-5]</sup>对于同一处理信息而言, 其运算量远比 Mallat 算法少, 它借助 Laurent 多项式的欧几里德分解得到预测算子和更新算子。然而实际应用的大多数信息, 包括声音、图像及视频, 并非想象的那么平稳, 传统的小波分析不能很好地适应实际信号灰度突变的要求, 在信息的边缘和轮廓信息处, 将会导致在该区域小波分析系数较大, 这种情况对于信息压

基金项目: 湖北省教育厅自然科学基金项目(D200513001)

收稿日期: 2005-04-18; 改回日期: 2006-09-07

第一作者简介: 夏平(1967~), 副教授。1998 年于华中理工大学(今华中科技大学)电子与信息工程系获电子与通信系统专业工学硕士学位。主要从事信号与信息处理、图像处理、小波分析及其应用的学习与研究。E-mail: pxia@ctgu.edu.cn

缩十分不利。解决这一问题,文献[6]提出了一种改进 Sweldens 提升方案的先预测后更新提升方案的新思路,此思路设计出的预测算子和更新算子可以完全脱离欧几里德定理的束缚,设计出基于处理信息的预测滤波器或更新滤波器来极小化预测的细节信息,进一步降低高频信息非零数目,因而十分有利于信息的压缩与去噪。

## 2 自适应提升小波分析

小波提升方案由提升步和拉伸变换组成,(1)分裂(split):将原始信息分解成奇、偶两部分: $x_e(n) = x(2n), x_o(n) = x(2n + 1)$ ; (2) 预测(predict):应用偶数字号的信息预测奇数字号的信息,两者的差值反映的是信息的细节: $d(n) = x_o(n) - P(x_e(n))$ ; (3) 更新(update):低频信号  $c(n)$  是原有偶数字号的信息与更新算子对细节信息  $d(n)$  影响之和: $c(n) = x_e(n) + U(d(n))$ 。

### 2.1 更新滤波器设计

采用如图 1 的自适应提升结构<sup>[7,8]</sup>。在该结构中,位置  $n$  梯度定义为

$$(v(n), \omega(n)) = (x(n) - y(n-1), y(n) - x(n))$$

决策函数

$$D(x, y)(n) = d(v(n), \omega(n)) = d(x(n) - y(n-1), y(n) - x(n))$$

其中,  $d: \mathbf{R} \times \mathbf{R} \rightarrow D$ , 则

$$d_n = D(x, y)(n)$$

因此,自适应提升小波变换更新过程输出的低频系数:

$$x'(n) = x(n) \oplus_d U_d(x, y)(n) = \alpha_d x(n) + \beta_d y(n-1) + \nu_d y(n)$$

式中,  $\oplus_d$  是条件和;  $U_d$  为更新函数,它可以根据需要和研究对象的不同性质灵活设计,并且  $\alpha_d + \beta_d + \nu_d$  满足定值,得到相应的重构时自适应更新过程的

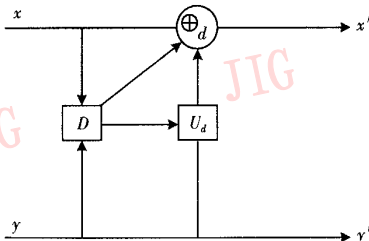


图 1 自适应更新的提升方案

Fig. 1 Adaptive update lifting scheme

输出:

$$x(n) = x'(n) \ominus_d U_d(x, y)(n)$$

### 2.2 预测滤波器设计

预测滤波器决策值的输出依赖于以点  $(m, n)$  为中心,  $3 \times 3$  的 8 邻域像素值决定,以此定义预测算子。当  $3 \times 3$  模板在图像上自左向右、自上向下滑动时,其更新滤波器依据模板所覆盖的图像像素值发生相应的变化。

定义 1 数字图像由集合  $\{x(m, n)\}$  表示,这里  $(m, n)$  遍历  $Z^2$  或  $Z^2$  的某一子集,图 2 的滤波器窗口  $S$ , 其尺寸为  $N = (2k + 1)(2k + 1)$ , 图像  $\{x(m, n), (m, n) \in Z^2\}$  的预测算子定义为

$P(x)(m, n) = \text{median}\{x(m + i, n + j), (i, j) \in S\}$  记算子  $\text{stat}(X) = \text{median}(X)$ , 其中,  $X$  表示集合  $\{x(m + i, n + j), (i, j) \in S\}$ , 因而,

$$P(X)(m, n) = \text{stat}(S(x(m, n)))$$

采用此预测滤波器后,经小波变换后输出的细节信息为

$$y' = y - P(x)(m, n) = y - \text{stat}(S(x(m, n)))$$

$x_{m-1, n-1}$	$x_{m-1, n}$	$x_{m-1, n+1}$
$x_{m, n-1}$	$x_{m, n}$	$x_{m, n+1}$
$x_{m+1, n-1}$	$x_{m+1, n}$	$x_{m+1, n+1}$

图 2  $3 \times 3$  邻域图像模板

Fig. 2  $3 \times 3$  neighbourhood operation

中值滤波对滤去图像中统计独立的高斯噪声有独到的作用;同时,对于边缘和轮廓像素点之间存在高度相关性的信息,能得到很好地保留。设计的预测滤波器能否较有效地保留图像的边缘信息抑制噪声的特性与滤波器的窗口尺寸有很大的关系,窗口过小,抑制噪声效果不理想,但当窗口尺寸选取较大时,一方面处理数据量过大,更重要的是极易造成较短的边缘和轮廓信息被滤掉而引起图像整体效果模糊。

## 3 基于浮动阈值的自适应深度优先搜索算法

### 3.1 定义浮动阈值

滤波后的图像信息进行  $N$  级小波分析,在对变换后的小波系数进行深度优先搜索前,对每一子带中的小波系数值进行判断,求出各个子带中小波系

数的极大值  $s_k$ , 以此极大值作为该子带中的浮动阈值, 从而定义了一个浮动阈值序列:

$$s = \{s_k, k = 1, 2, \dots, 3N + 1\}$$

在进行自适应深度优先搜索算法时, 将各个子带的浮动阈值  $s_i$  分别与每次扫描的门限  $T_i$  比较, 若  $|s_i| < T_i$ , 则对该子带不进行扫描, 此时若此子带的树根为有效值, 则该子带定义为零值 (Z); 若此子带的树根为无效值, 则为 ZTR; 若  $|s_i| \geq T_i$ , 则在深度优先搜索时扫描该子带。

### 3.2 自适应深度优先搜索算法

对于低频层中小波变换的大系数而言, 它的同一位置所对应的高一级分辨率上的小波变换系数, 更高二级分辨率上的小波变换系数, ..., 在各自的子带中也应该为大系数。自适应深度优先搜索的思想利用了小波变换后同一位置的不同尺度上系数的这种相关性。同时, 小波变换后能量的大部分集中于低频系数上, 高频系数包含的能量较少; 根据以上规律, 自适应深度优先搜索算法在同层子带中扫描和搜索的顺序为  $LL_k \rightarrow HL_k \rightarrow LH_k \rightarrow HH_k$  ( $k$  为子带的

层数), 或为  $LL_k \rightarrow LH_k \rightarrow HL_k \rightarrow HH_k$ 。

基于以上思想, 自适应深度优先搜索算法如下:

(1) 图像信息经小波变换后, 对最低频层小波系数由大到小进行排序, 根据同一位置不同尺度小波系数之间的相关性, 其更高一级分辨率、更高二级分辨率等的小波系数由大到小的顺序也应与最低频层的顺序相同, 从而确定了优先搜索的顺序;

(2) 对于子带内部亦按步骤 1 中顺序进行扫描;

(3) 对于子带进行扫描时, 门限  $T_i$  值大于该子带的浮动阈值  $s_i$ , 即  $T_i > |s_i|$ , 则该子带扫描时跳过; 否则按步骤 1、2 的顺序扫描;

(4) 更新阈值后在下次扫描中, 将前一轮扫描中判为有效值的系数“剔除”, 扫描时跳过。

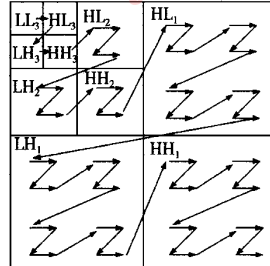
图 3(a) 为图像进行 3 层小波分析后的 2 维图像系数矩阵, 本文扫描算法与传统 EZW 扫描算法比较如图 3(b) ~ (d) 所示。图 3(b) 根据门限和浮动阈值确定的扫描的区域; 图 3(c)、图 3(d) 比较了传统 EZW 算法与本文深度优先搜索算法的扫描顺序。

63	-34	15	-9	-5	3	2	5
-31	23	14	-7	9	0	-3	11
49	14	3	-14	-1	-3	6	5
10	-13	-12	8	47	2	-4	6
7	3	5	4	4	3	3	0
13	4	-7	-2	6	-2	6	3
-12	6	3	3	-2	0	3	-4
7	-1	9	2	2	4	6	4

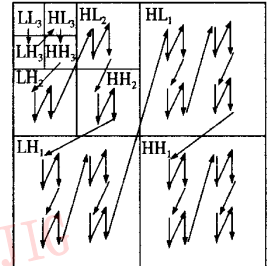
(a) 小波分析系数矩阵

63	-34	15	-9	-5	3	2	5
-31	23	14	-7	9	0	-3	11
49	14	3	-14	-1	-3	6	5
10	-13	-12	8	47	2	-4	6
7	3	5	4	4	3	3	0
13	4	-7	-2	6	-2	6	3
-12	6	3	3	-2	0	3	-4
7	-1	9	2	2	4	6	4

(b) 自适应深度优先搜索法  $T_0 = 32$  的扫描区域 (阴影部分)



(c) EZW 算法的扫描顺序



(d) 深度优先搜索算法的扫描顺序

图 3 自适应深度优先搜索扫描

Fig. 3 Adaptive depth first search algorithm

采用自适应深度优先扫描算法是按照最低频子带中系数由大到小排序后的顺序进行的, 在一定程度上克服了 EZW 算法中不管系数大小仅按  $LL_k \rightarrow HL_k \rightarrow LH_k \rightarrow HH_k$  ( $k$  为子带的层数) 的顺序扫描的策略, 从而能尽可能地减少在进行下一遍扫描之前频繁地调整幅度表次序的次数, 缩短了扫描时间, 提高了搜索扫描效率。

## 4 实验结果

采用 Barbara  $256 \times 256 \times 8$ bits 图像进行实验,

图 4 为原始图像, 图 5 为本文算法压缩的图像。重构后图像质量以峰值信噪比 PSNR 进行评价:

$$PSNR = 10 \lg \left( \frac{255^2}{MSE} \right)$$

其中, 均方误差 (MSE) 为

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} [f(i, j) - \hat{f}(i, j)]^2$$

$N \times N$  为图像大小,  $f(i, j)$ ,  $\hat{f}(i, j)$  分别为原始图像和重构图像对应像素点的像素值。表 1 是本文算法与传统 EZW 算法、SPIHT 算法在相同压缩比条件下的峰值信噪比比较, 其中  $t$  为图像编、解码的总时间。



图 4 原始图像  
Fig. 4 Original image



图 5 本文算法压缩后图像  
Fig. 5 Compressing image of the algorithm

表 1 本文算法与 EZW 算法、SPIHT 算法在相同压缩比下 PSNR、编解码时间比较

Tab.1 Comparison of PSNR and coding time of this paper's algorithms、EZW algorithms、SPIHT algorithms in the same compression radio

压缩比 (bpp)	本文算法		EZW 算法		SPIHT 算法	
	PSNR (dB)	t(s)	PSNR (dB)	t(s)	PSNR (dB)	t(s)
1	38.4	8.5	37.6	8.8	38.3	8.6
0.25	34.2	6.2	32.6	6.4	34.1	6.3
0.125	31.8	5.1	30.6	5.9	30.8	5.6
0.0625	28.4	3.4	28.1	5.0	28.3	4.6

## 5 结 论

仿真结果表明,采用自适应提升小波分析能有效地缩短小波分析的时间,同时,变换后系数的非零数目快速减少,提高了计算图像小波系数的效率;同时,基于浮动阈值的自适应深度优先搜索算法的采用,提高了搜索的速度,进一步提高图像的压缩质量,为缩短压缩时间提供了有力的支持,改善了图像压缩的效果。

## 参考文献 (References)

- 1 Shapiro J M. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12):3445 ~ 3462.
- 2 Said A, Pearlman W A. A new, fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1996, 6(3): 243 ~ 250.
- 3 Sweldens W. The lifting scheme: A construction of second generation wavelets [J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 1997, 29(2):511 ~ 546.
- 4 Sweldens W. The lifting scheme: A custom-design construction of biorthogonal wavelets [J]. Applied Computational Harmonic Analysis, 1996, 3(2): 186 ~ 200.
- 5 Daubechies I, Sweldens W. Factoring wavelet transforms into lifting steps [J]. Journal Of Fourier Analysis and Applications, 1998, 4(3): 245 ~ 267.
- 6 Claypoole R, Baraniuk R. Adaptive wavelet transforms via lifting [A]. In: proceedings of IEEE International Conference on ICASSP'98 [C], Seattle, Washington, USA, 1998, 3: 1513 ~ 1516.
- 7 Claypoole R, Davis G, Sweldens Wim. Nonlinear wavelet transform for image coding via lifting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(12): 1449 ~ 1459.
- 8 Gemma Piella, Henk J A M. Heijmans. Adaptive lifting schemes with perfect reconstruction [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(7): 1620 ~ 1630.