

文章编号 1004 924X(2002)06 0564 05

基于提升方案与 SPIHT 算法相结合 用于图像的无损压缩

解成俊¹, 刘艳滢², 李晓滨², 王延杰², 赵贵军³

(1. 北华大学, 吉林 吉林市 132033;

2. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130022;

3. 总装驻长春地区军事代表室, 吉林 长春 130022)

摘要: 研究了基于提升方案的 CDF (m, n) 双正交小波变换结合 SPIHT 应用于图像无损压缩编码的方法。实验结果表明, 基于提升方案和整数运算的 CDF (m, n) 变换是整-整可逆变换, CDF ($2, n$) 的无损压缩性能好于流行的 Huffman、WinRar、Raw + WinZip、JPEGLS。压缩比分别比上述编码方法提高了 62%, 47%, 44%, 32% 左右。运算速度快, 便于硬件实现。

关键词: 提升方案; 无损图像压缩; CDF (m, n) 可逆双正交小波变换; SPIHT

中图分类号: O438 文献标识码: A

1 引言

小波变换成功应用于图像编码^[1,7]。但在通常的小波变换中, 小波变换系数是浮点型的, 在进行小波变换域的图像编码时要实施量化取整就会产生精度误差, 因此不能用于图像的无损压缩。为了利用浮点型小波系数直接实现无损压缩就必须改造小波变换系数^[2], 即通过估计边界误差、精度误差后放大小波变换系数, 这样就影响了压缩率, 增加了图像压缩过程的时间和空间(存储)复杂性。为了解决这些问题, 最有效的办法就是实现整数-整数的小波变换, Swelden 提出的提升方案(Lifting Scheme)^[3,8]是构造第二代小波(小波族不必是一个给定的函数的平移和伸缩)的一种有效的方法, 特点是继承了第一代小波变换的多分辨率特性, 不依赖傅立叶变换, 图像的恢复质量与变换时边界采用何种延拓方式无关, 利用提升方案经过适当的提升步可以实现基于计算机整型(int 型)数运算的整-整可逆小波变换, 并且“计算速度可与传统的快速 DCT 变换相媲美甚至更快。”^[4]。Daubeches 等又深入阐述了可逆双正

交小波变换理论^[5], 给图像的无损压缩提供了理论基础, Cohen-Daubechies-Feauveau 双正交小波^[6](以下简称 CDF(m, n)小波)具有如下性质: ① $\varphi(x)$ 永远是对称的; ② $\psi(x)$ 永远是对称的或反对称的; ③ 小波滤波器的长度是有限的; ④ 小波滤波器的形式可以写成 $Z/2^n$, Z 为整数, n 为自然数; ⑤ $\sqrt{2}$ 因子可以由小波变换后的归一化处理, 对于不同的 CDF(m, n)小波归一化因子的值不同; ⑥ m, n 分别表示分解时低通和高通滤波器的消失矩阶数。由于 CDF(m, n)小波的上述特点使它非常适于基于提升方案的图像变换和进行相关处理。本文结合 SPIHT 算法和算术熵编码算法对 CDF(m, n)小波变换在图像压缩编码中的应用进行了全面的研究, 给出了实验结果, 并应用于实际的静止图像压缩。

2 提升方案^[7]

2.1 S, TS, S+ P 变换

S 变换是最简单的整数小波变换, 是 Haar (CDF(1, 1))变换的整数运算形式, 其变换形式如下:

正变换:

$$\begin{aligned} d_{1,k} &= s_{0,2k+1} - s_{0,2k}, \\ s_{1,k} &= [(s_{0,2k} + s_{0,2k+1})/2], \end{aligned} \quad (1)$$

逆变换:

$$\begin{aligned} s_{0,2k} &= s_{1,k} - [d_{1,k}/2], \\ s_{0,2k+1} &= s_{1,k} + [(d_{1,k} + 1)/2], \end{aligned} \quad (2)$$

TS 变换是 CDF(3, 1) 双正交滤波器的整数变换形式, 其变换形式如下:

正变换:

$$\begin{aligned} d_{1,k}^{(1)} &= s_{0,2k+1} - s_{0,2k}, \\ s_{1,k} &= s_{0,2k} + [d_{1,k}^{(1)}/2], \\ d_{1,k} &= d_{1,k}^{(1)} + [s_{1,k-1}/4 - s_{1,k+1}/4 + 1/2], \end{aligned} \quad (3)$$

$$(4)$$

逆变换:

$$\begin{aligned} d_{1,k}^{(1)} &= d_{1,k} - [s_{1,k-1}/4 - s_{1,k+1}/4 + 1/2], \\ s_{0,2k} &= s_{1,k} - [d_{1,k}^{(1)}/2], \\ s_{0,2k+1} &= d_{1,k}^{(1)} + s_{0,2k}, \end{aligned} \quad (5)$$

$$(6)$$

S+P 变换是在低通系数 $s_{1,k}$ 的基础上进行线性预测, 以产生新的高通系数 $d_{1,k}$, 其变换形式如下:

$$\begin{aligned} d_{1,k}^{(1)} &= s_{0,2k+1} - s_{0,2k}, \quad s_{1,k} = s_{0,2k} + [d_{1,k}^{(1)}/2], \\ d_{1,k} &= d_{1,k}^{(1)} + [\alpha_1(s_{1,k-2} - s_{1,k-1}) + \alpha_0(s_{1,k-1} - s_{1,k}) + \alpha_1(s_{1,k} - s_{1,k+1}) - \beta_1 d_{1,k+1}^{(1)}], \end{aligned} \quad (7)$$

$$(8)$$

当 $\alpha_1 = \beta_1 = 0$, 且 $\alpha_0 = \alpha_1 = \frac{1}{4}$ 时, S+P 变换就变成了 TS 变换, Said 和 Pearlman 讨论了 $\alpha_1, \alpha_0, \alpha_1, \beta_1$ 的几种选择, 建议对自然图像取 $\alpha_1 =$

$$0, \alpha_0 = \frac{2}{8}, \alpha_1 = \frac{3}{8}, \beta_1 = -\frac{2}{8}.$$

2.2 Swelden 提升方案的基本思想

S, TS, S+P 变换都可以看成是 Swelden 提升方案的特殊情形。用提升方案实现的小波变换过程可以分为分裂、预测、更新、优化提升步四个步骤。

(1) 分裂(Lazy 小波或 Polyphase 小波变换)

将原始信号 $S_{j,k}$ 分裂成为两个互不相交的子集 $S_{j+1,k}$ 和 $d_{j+1,k}$, 通常是先对原始信号 $S_{j,k}$ 进行 Lazy 小波或 Polyphase 小波变换, 将原始信号一个序列分为偶数序列和奇数序列, 即:

$$\begin{aligned} \text{split}(S_{j,k}) &= (S_{j,2k}, \\ S_{j,2k+1}) &= (S_{j+1,k}, d_{j+1,k}), \end{aligned} \quad (9)$$

(2) 预测(对偶提升步)

针对数据间的相关性, 可用 $S_{j+1,k}$ 去预测 $d_{j+1,k}$ 故可采用一个与数据集合结构无关的预测算子 P , 使得 $d_{j+1,k} = P(S_{j+1,k})$, 用 $d_{j+1,k}$ 与预测值 $P(S_{j+1,k})$ 的差值去代替 $d_{j+1,k}$, 则此差值反映了两者的逼近程度, 如果预测是合理的, 则差值数据集所包含的信息比原始子集 $d_{j+1,k}$ 包含的信息要少得多。

(3) 更新(更新提升步)

经过以上两个步骤产生的系数子集 $S_{j+1,k}$ 的某些整体性质(如均值)并不和原始数据中的性质一致, 因此需采用更新过程。其目的是通过算子 U 产生一个更好的子数据集 $S_{j+1,k}$, 使之保持原数据集 $S_{j,k}$ 的一些特性, $S_{j+1,k}$ 的定义如下:

$$S_{j+1,k} = S_{j,2k+1} + U(d_{j+1,k})$$

对于数据子集 $S_{j+1,k}$ 进行相同的分裂、预测和更新, 即可把 $S_{j+1,k}$ 分解成 $d_{j+2,k}$ 和 $S_{j+2,k}$, 经过 J 次分解后, 原始数据 $S_{0,k}$ 的小波表示为 $\{S_J, d_J, d_{J-1}, \dots, d_1\}$, 其中 S_J 代表了信号的低频部分, 而 $\{d_J, d_{J-1}, \dots, d_1\}$, 则是信号的高频部分。

(4) 优化提升步

即根据实际情况交替应用对偶提升步和更新提升步来改善小波变换的性质。基于提升方案的正变换算法可以写成:

$$s_{j+1,k}^0 = s_{j,2k}, \quad d_{j+1,k}^0 = s_{j,2k+1}, \quad (10)$$

对偶提升步:

$$d_{j+1,k}^{(i)} = d_{j+1,k}^{(i-1)} - \sum_m P_m^{(i)} s_{j+1,k-m}^{(i-1)}, \quad (11)$$

更新提升步:

$$s_{j+1,k}^{(i)} = s_{j+1,k}^{(i-1)} - \sum_m u_m^{(i)} d_{j+1,k-m}^{(i)}, \quad (12)$$

经过 M 对更新提升步和对偶提升步之后, 结合一比例因子 n_1, n_h , 偶样点变成了低通系数, 奇样点变成了高通系数, 即:

$$s_{j+1,k} = n_1 s_{j+1,k}^{(M)}, \quad d_{j+1,k} = n_h d_{j+1,k}^{(M)}$$

通常, M 称为提升步数, n_1, n_h 称为归一化因子, 并且 $n_1 \times n_h = 1$, 对于不同的双正交小波, n_1, n_h 的值不同。正变换后的归一化过程如图 1 (以三级小波变换为例) 所示。逆变换可以写成

$$s_{j+1,k}^{(M)} = s_{j+1,k}/n_1, \quad d_{j+1,k}^{(M)} = d_{j+1,k}/n_h, \quad (13)$$

n_l^6	$n_l^5 n_h$	$n_l^3 n_h$	$n_l n_h$
$n_l^5 n_h$	$n_l^4 n_h^2$		
$n_l^3 n_h$		$n_l^2 n_h^2$	$n_l n_h$
$n_l n_h$		n_h^2	

图 1 归一化因子

Fig. 1 Normalization factors.

$$s_{j+1, k}^{(i-1)} = s_{j+1, k}^{(i)} + \sum_m u_m^{(i)} d_{j+1, k-m}^{(i)} \quad (14)$$

$$d_{j+1, k}^{(i-1)} = d_{j+1, k}^{(i)} + \sum_m p_m^{(i)} s_{j+1, k-m}^{(i-1)} \quad (15)$$

最后得到偶样点和奇样点:

$$s_{j, 2k} = s_{j+1, k}^0, s_{j, 2k+1} = d_{j+1, k}^0$$

在实际应用中, 通常利用提升方案实现整数一整数小波变换, 即将

$$\sum_m p_m^{(i)} s_{j+1, k-m}^{(i-1)}, \sum_m u_m^{(i)} d_{j+1, k-m}^{(i)}$$

写成 $\left[\sum_m p_m^{(i)} s_{j+1, k-m}^{(i-1)} \right], \left[\sum_m u_m^{(i)} d_{j+1, k-m}^{(i)} \right]$

即取整数运算的意思, 提升方案的分解和重构的示意图见图 2。

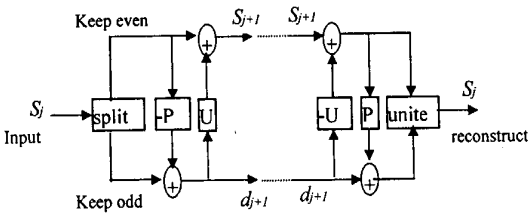


图 2 提升方案

Fig. 2 Lifting scheme.

3 Cohen_Daubechies_Feauveau 双正交小波系及提升方案

Cohen_Daubechies_Feauveau 双正交小波系提升方案可以写成:

CDF (1, n) 提升方案: $d_k = d_k - s_k$

CDF (1, 1): $s_k = s_k + d_k/2$

CDF (1, 3): $s_k = s_k - (-d_{k-1} - 8d_k + d_{k+1})/16$

CDF (1, 5): $s_k = s_k - (-3d_{k-2} - 22d_{k-1} - 128d_k + 22d_{k+1} - 3d_{k+2})/256$

CDF (2, n) 提升方案: $d_k = d_k - (s_k + s_{k+1})/2$

CDF (2, 2): $s_k = s_k - (-d_{k-1} - d_k)/4$

CDF (2, 4): $s_k = s_k - (-3d_{k-2} - 19d_{k-1} - 19d_k + 3d_{k+1})/16$

CDF (2, 6): $s_k = s_k - (-5d_{k-3} + 39d_{k-2} - 162d_{k-1} - 162d_k + 39d_{k+1} - 5d_{k+2})/512$

CDF (3, n) 提升方案: $s_k = s_k - d_{k-1}/3, d_k = d_k - (9s_k + 3s_{k+1})/8$

CDF (3, 1): $s_k = s_k - 4d_k/9$

CDF (3, 3): $s_k = s_k - (-3d_{k-1} - 16d_k + 3d_{k+1})/36$

CDF (3, 5): $s_k = s_k - (5d_{k-2} - 34d_{k-1} - 128d_k + 34d_{k+1} - 5d_{k+2})/288$

CDF (4, n) 提升方案: $s_k = s_k - (d_{k-1} + d_k)/4, d_k = d_k - (s_k + s_{k+1})$

CDF (4, 2): $s_k = s_k - (-3d_{k-1} - 3d_k)/16$

CDF (4, 4): $s_k = s_k - (5d_{k-2} - 29d_{k-1} - 29d_k + 5d_{k+1})/128$

CDF (4, 6): $s_k = s_k - (-35d_{k-3} + 265d_{k-2} - 998d_{k-1} - 998d_k + 265d_{k+1} - 35d_{k+2})/4096$

CDF (5, n) 提升方案: $d_k = d_k - s_k/5, s_k = s_k - (15d_{k-1} + 5d_k)/24, d_k = d_k - (15s_k + 9s_{k+1})/10$

CDF (5, 1): $s_k = s_k + d_k/3$

CDF (5, 3): $s_k = s_k - (-5d_{k-1} - 24d_k + 5d_{k+1})/72$

CDF (5, 5): $s_k = s_k - (35d_{k-2} - 230d_{k-1} - 768d_k - 230d_{k+1} - 35d_{k+2})/2304$

CDF (6, n) 提升方案: $d_k = d_k - (s_k + s_{k+1})/6, s_k = s_k - (9d_{k-1} + 9d_k)/16, d_k = d_k - (4s_k + 4s_{k+1})$

CDF (6, 2): $s_k = s_k - (-5d_{k-1} - 5d_k)/32$

CDF (6, 4): $s_k = s_k - (-35d_{k-2} - 195d_{k-1} - 195d_k + 35d_{k+1})/1024$

CDF (6, 6): $s_k = s_k - (63d_{k-3} + 469d_{k+2} -$

$$1686d_{k-1} - 1686d_k - 469d_{k+1} - 63d_{k+2})/8192$$

CDF(m, n) 的归一化因子处理见表 1。 m, n 分别表示分解时低通和高通滤波器的消失矩数。经实践证明 CDF(1, n), CDF(2, n) 较适合于图像的无损压缩, 而后四种 CDF 双正交小波并不适于图像的无损压缩。因为 CDF(3, n), CDF(4, n), CDF(5, n), CDF(6, n) 虽然在未归一化以前能实现可逆分解和重构, 但是低频部分损失的能量较多, 并且归一化过程中高频部分的小波系数除以一个较大的数, 例如, 一级小波分解后将产生四个子带 LL₁, LH₁, HL₁, HH₁ 而归一化过程中经 CDF(1, n), CDF(2, n), CDF(3, n), CDF(4, n), CDF(5, n), CDF(6, n) 小波变换后 HH₁ 的每一个小波系数将分别乘以归一化系数 1/2, 1/2, 4/9, 1/8, 1/18, 1/32 所以后四种 CDF 小波变换归一化后的重构将不再是一个可逆重构。

表 1 归一化因子 n_l, n_h

Table 1 Normalization factors n_l, n_h

m	n	n_l	n_h
1(1, n)	1, 3, 5	$\sqrt{2}$	$\sqrt{2}/2$
2(2, n)	2, 4, 6	$\sqrt{2}$	$\sqrt{2}/2$
3(3, n)	1, 3, 5	$3\sqrt{2}/2$	$\sqrt{2}/3$
4(4, n)	2, 4, 6	$2\sqrt{2}$	$\sqrt{2}/4$
5(5, n)	1, 3, 5	$3\sqrt{2}$	$\sqrt{2}/6$
6(6, n)	2, 4, 6	$4\sqrt{2}$	$\sqrt{2}/8$

4 实验结果及讨论

利用 SPIHT 和算术编码算法实现了图像的渐进性直至无失真压缩。表 2 给出了标准测试图像各种压缩编码方法所对应的无失真压缩率对比实验结果, 为了直观, 给出了六幅标准测试图像, 平均每像素比特率(bpp) 随不同编码方法变化曲线见图 3(注意图 3 中的两点之间的连线没有任何意义, 只是为了比较而已), 为了说明本算法的有效性, 本文和其它四种无失真图像压缩算法进行了对比。 Huffman 压缩算法是最典型的熵编码算法。一般而言 WinRar 的 Rar 格式要比 WinZip 的 Zip 格式高出 10% ~ 30% 的压缩率, WinRar 对图像文件可以用独特的多媒体压缩算法大大提高压缩率。本文用于测试的是 WinRar 2. 80 beta 2

版。 Raw + WinZip 无失真图像压缩结果是利用了 Adobe Photoshop 5. 5 的 Raw 压缩格式结合 WinZip 8. 0 版软件实现的。 JPEG 的无失真图像压缩结果是利用了金山图典 2000 年 1. 0 版。从压缩效果而言, CDF(2, n) 结合 SPIHT 明显优于 Huffman、 WinRar、 Raw + WinZip、 JPEGLS。而 CDF(1, n) 则明显优于 Huffman、 WinRar、 Raw + WinZip, 但略好于 JPEGLS。由实验结果可知基于提升方案的整数 CDF(m, n) 小波变换结合 SPIHT 算法应用于图像无损压缩编码性能并不依赖图像的熵, 因此有必要研究这种压缩方法对哪类图像压缩是最佳的(将另文刊出), 建议用 SPIHT 算法尽量采用 CDF(2, n) 小波。本文仿真实验结果均在 Microsoft Visual C++ 5. 0 上调试通过。

表 2 标准测试图像在不同方法下的无损压缩结果

Table 2 The contrast experiment results for undistorted compression for standard test image

图像名称	Lenna	Airplane	Boat	Peper	Baboon	Bard
图像熵	7. 446	6. 486	7. 124	7. 568	7. 309	7. 692
Huffman	7. 468	6. 512	7. 147	7. 593	7. 333	7. 706
WinRar	6. 600	5. 392	6. 080	6. 125	7. 053	7. 000
Raw + WinZip	6. 352	5. 457	6. 038	6. 461	7. 117	7. 124
JPEGLS	5. 501	4. 806	6. 206	5. 000	6. 412	6. 206
CDF(1, 1)	5. 501	5. 012	5. 596	5. 242	6. 831	6. 108
CDF(1, 3)	5. 330	4. 839	5. 444	4. 991	6. 612	5. 855
CDF(1, 5)	5. 225	4. 800	5. 397	4. 934	6. 607	5. 707
CDF(2, 2)	4. 486	3. 967	4. 610	4. 128	5. 718	4. 941
CDF(2, 4)	4. 488	3. 984	4. 609	4. 138	5. 731	4. 936
CDF(2, 6)	4. 495	3. 990	4. 606	4. 149	5. 768	4. 931

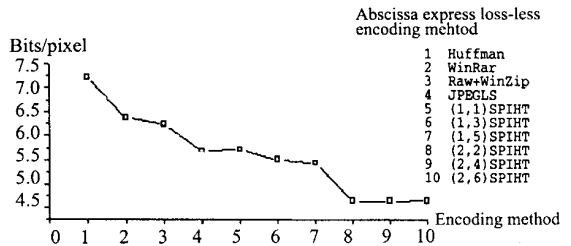


图 3 标准测试图像的平均 BPP 随编码方法变换曲线
Fig. 3 The curve of standard test image average BPP with loss_loss compress encoding.

参考文献:

- [1] Mallat S. A theory for multi_resolution signal decomposition : The wavelet representation [J]. *IEEE Trans . Pattern Anal. Mach.*, 1989, 11(7): 674_693.
- [2] 闫宇松, 程乾生. 可逆双正交小波变换在图像压缩中的应用 [J]. *中国图形图像学报*, 1999, 4(9): 795_799.
- [3] Sweldens W. The lifting scheme : A custom_design construction of bi_orthogonal wavelets [J], *Appl. Computer , Harmon . Anal.* 1996, 3(2): 186_200.
- [4] 伍鹏, 张妙兰, 李象霖. 基于分块三维小波变换的视频图像序列编码方法的研究 [J]. *电子与信息学报*, 2001, 23(2): 125- 133.
- [5] Daubechis I, Sweldens W. *Factoring, Wavelet transform into lifting steps* [R]. Bell- laboratories , Lucent Technologies , Tech Rep, 1996.
- [6] Cohen, Daubechies I, Feauveau J. Bi_orthogonal bases of compactly supported wavelets [J]. *Comm . Pure Appl . Math.*, 1992, 45: 485_560.
- [7] Hwang W J, Derin H. Multi_resolution multi_resource progressive image transmission [J]. *IEEE Trans. On Image Processing*, 1995, 4(8): 1128_1139.
- [8] 李正东, 王晓菊, 何武良, 等. 利用小波变换进行目标识别的方法研究 [J]. *光学 精密工程*, 2001, 9(3): 216_219.
- [9] 刘光达, 赵立荣. 基于小波分析的医学 ER 录像随机噪声消除 [J]. *光学 精密工程*, 2000, 8(5): 428_431.

Research on the application of lifting scheme in image lossless compression

XIE Cheng_jun^{1, 2}, LIU Yan_ying², LI Xiao_bin², WANG Yan_jie², ZHAO Gui_jun³

(1. Beihua University, Jilin 132033, China;

2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130022, China;

3. Military Affairs Commissary Room, Overall Equip Office, Changchun 130022, China)

Abstract: This paper studies an image lossless compression coding method based on the CDF (m, n) invertible or thogonal wavelet transform of lifting scheme and SPIHT. The experimental results show that the CDF(m, n) transform based on lifting scheme and integer operation, is an integer_integer invertible transform, and that the image lossless compression performance of CDF (2, n) is better than that of Huffman, N inRar, Raw + WinZip, JPEGLS. The compression rate has been improved by 62%, 47%, 44% and 32%, respectively. Its fast operation speed makes hardware implementation easier.

Key words: lifting scheme; image loss_less compression; CDF (m, n) invertible bi_orthogonal wavelet transform; SPIHT

作者简介: 解成俊 (1962-), 男, 吉林汪清县人, 博士, 副教授, 研究方向为计算机图像处理及 EDA 等。