

基于感兴趣区的图象近无损压缩

毋立芳 沈兰荪 张晓玲

(北京工业大学信号与信息处理研究室, 北京 100022)

摘要 无损感兴趣区(Lossless Region of Interest(ROI))图象压缩方法,即在感兴趣区采用无损压缩,而在其他区域采用有损压缩,从而保证了重要信息不丢失,并尽可能提高图象的压缩比.在整形小波变换(IWT)和嵌入式零树编码的基础上,实现了无损感兴趣区(Lossless ROI)的图象近无损压缩.并提出了一种小波变换域形状编码算法——树映射形状编码,同时给出了算法的原理及实现,并进行了相关实验,实验结果表明,该算法能够提高压缩效率,且压缩效率取决于感兴趣区的大小以及对不感兴趣区图象的质量要求.

关键词 感兴趣区(ROI) 树映射形状编码 整形小波变换(IWT) 零树编码

中图分类号: TN919.8 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2001)06-0528-05

Near-Lossless Image Compression Based on Lossless Regions of Interest(ROI)

WU Li-fang, SHEN Lan-shun, ZHANG Xiao-ling

(Signal and Information Lab, Beijing Polytechnic University, Beijing 100022)

Abstract Image compression based on Lossless Region of Interest (ROI) means to compress interesting regions in an image without loss, and to compress uninteresting regions with a little loss. Based on this idea a high compression ratio can be obtained and the important information can be preserved losslessly. In this paper, the near-lossless image compression is implemented, based on Integer Wavelet Transform (IWT) and embed zero tree coding scheme. In addition, the tree mapping shape coding scheme is proposed. In this paper the IWT and embed zero tree coding scheme are introduced simply, then the tree mapping shape coding algorithm are presented in detail, finally the experimental results are presented and compared with the results of lossless compression. Experimental results represent that the algorithm can obtain much higher compression ratio than lossless compression algorithms, but the improvement of compression ratio is related to the size of ROI and quality of uninteresting regions.

Keywords Regions of Interest(ROI), Tree Mapping shape coding, Integer Wavelet Transform(IWT), Zero-tree coding

0 引言

众所周知,图象压缩分为无损压缩(lossless compression)和有损压缩(lossy compression)两大类,其中,无损压缩虽可以保证重构信息不失真,但其较低的压缩比始终约束着无损压缩技术的广泛应用^[1],而只有在某些特殊领域(如医学、遥感等)才常应用这种无损压缩技术.

实际应用中,对于观察者来讲,并不是整幅图象

都包含有同样重要性的信息,其中往往只有一部分区域的信息更重要,而其他部分的信息并不重要,甚至可以忽略,例如在面向农业分析应用的遥感分析中,由于云层覆盖区域不能提供任何有用的信息,因此可以作为不感兴趣区而大幅度压缩;又如在医学图象中,医生对于病变部位更感兴趣.

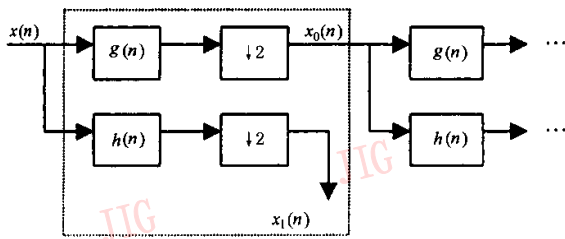
感兴趣区(Lossless ROI)的无损压缩方法^[1],即在感兴趣区采用无损压缩,而在其他区域采用有损压缩,这样即可在保证重要信息不丢失,或尽管有非重要信息丢失,但视觉感受不明显的前提下,尽可

能地提高图象的压缩比. 考虑到小波变换具有能局部化分解图象的特征, 因此本文在无损整型小波变换^[2,3]和嵌入式零树编码的基础上, 实现了基于感兴趣区的图象近无损压缩.

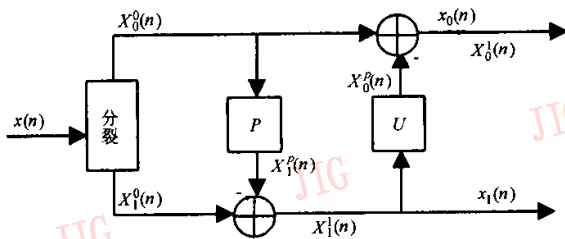
1 整型小波变换及嵌入式零树编码

1.1 小波变换的“提升”算法

由于目前常用的小波变换 Mallat 算法(算法流程如图 1(a)所示)难以得到小波变换的整数表示, 因此本文引入另外一种小波变换实现算法——“提升”(Lifting)算法^[4,2], 其算法流程如图 1(b)所示.



(a) 小波变换的 Mallat 算法



(b) 小波变换的“提升”算法

图 1 小波变换的 Mallat 算法和“提升”算法及相互关系

“提升”算法的基本思想是将 Mallat 算法中的每一级滤波运算(图 1(a)中虚线框部分)分解为分裂、预测和更新 3 个过程(图 1(b)所示):

分裂:通常将输入信号根据其序数的奇偶性分为以下两组

$$X_0^0(n) = x(2n) \quad (1)$$

$$X_1^0(n) = x(2n + 1) \quad (2)$$

预测:将滤波器 P 作用于偶信号 $X_0^0(n)$ 得到奇信号的预测值 $X_1^p(n)$, 再将该预测值与奇信号相减得到奇信号的预测误差 $X_1^1(n)$

$$X_1^p(n) = \sum_k p_k X_0^0(n - k) \quad (3)$$

$$X_1^1 = X_1^0(n) - X_1^p(n) \quad (4)$$

更新:即将滤波器 U 作用于奇信号的预测误差, 得到偶信号 $X_1^1(n)$ 的预测值 $X_0^u(n)$, 然后用来对偶信号进行校正

$$X_0^p(n) = \sum_k u_k X_1^1(n - k) \quad (5)$$

$$X_0^1(n) = X_0^0(n) - X_0^p(n) \quad (6)$$

式(3)和式(5)中 k 的取值范围分别对应于滤波器 P 和 U 的阶数.

Mallat 算法中任何一组小波滤波器 ($h(n)$, $g(n)$), 均可以通过因式分解得到相应的一组或多组预测滤波器 (P) 和更新滤波器 (U), 并可在分裂以后进行多次的预测和更新操作. 图 1(b)中即表示了一组滤波器, 其最后结果为

$$x_0(n) = X_0^1(n); x_1(n) = X_1^1(n)$$

1.2 整型小波变换

从式(4)、式(6)可看出, 基于提升算法的小波分解操作, 其输出结果仍然为小数, 由于其输出结果的小数部分是由其中的“预测”和“更新”滤波器引入的, 因此对滤波结果取整, 即可得到整型变换结果. 具体公式如下:

$$X_1^1(n) = X_1^0(n) - \text{INT}[X_1^p(n)] \quad (7)$$

$$X_0^1(n) = X_0^0(n) - \text{INT}[X_0^p(n)] \quad (8)$$

式中, $\text{INT}[\cdot]$ 为四舍五入取整运算. 虽然这种取整运算相当于对原来的小波滤波器系数作了很小的改动, 但是小波分解的多尺度特性仍然保留.

1.3 嵌入式零树编码

由于小波变换的图象分解具有局部化特征, 因此经小波分解后的图象, 其在不同分辨率上具有较强的相关性^[3,5]. 以三级小波分解为例(如图 2 所示).

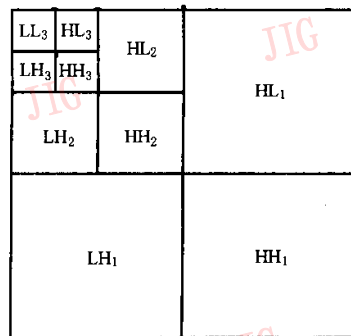


图 2 三级小波分解示意图

对于一个给定的门限 T , 如果在较低分辨率级图象上(如 HH_3)某一点 $|x| < T$, 则在较高分辨率级图象(如 HH_2, HH_1)上的相应点以较高的概率小于该门限值; 如果在高分辨率尺度图象上的所有相应点的系数均小于 T , 则该小波系数形成零树. 由此可见, 通过引入树结构即可对小波系数进行有效编码. 所谓零树编码实际上是一种逐次逼近量化过

程,即通过逐次使用门限序列 $T_0, T_1, T_2, \dots, T_{n-1}$ 来对小波变换域系数进行编码,其中, $T_i = T_{i-1}/2$,而对门限 T_i 编码顺序为:

(1)对 LL_3 逐点进行编码;

(2)对 HL_3 及其高分辨率级图象上的相应点进行编码,其中对 HL_3 上任一点 $f(x, y)$ 可能的编码结果如下:

ZTR: $|f(x, y)| < T_i$, 并且相应的高分辨率级图象上点的绝对值也小于 T_i

IZ: $|f(x, y)| < T_i$, 但其高分辨率级上至少有一点的绝对值大于 T_i

POS: $|f(x, y)| > T_i$, 并且 $f(x, y) > 0$

NEG: $|f(x, y)| > T_i$, 并且 $f(x, y) < 0$

如果编码结果为 ZTR, 则其相应高分辨率级上的点不需要编码, 否则高分辨率级图象上的相应点则需要编码, 编码规则同上。

(3)对 LH_3, HH_3 按与 HL_3 相同的方式进行编码。

由于零树编码时, 编码误差取决于最终的门限 T_{n-1} , 因此 T_{n-1} 又称为零树编码的编码精度。

2 树映射形状编码

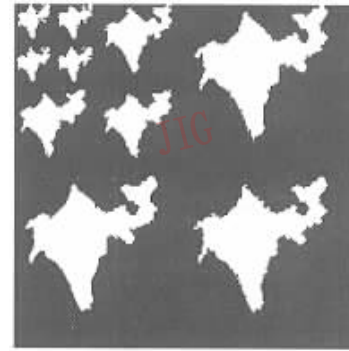
虽然用零树编码方法可对小波变换系数进行一定精度下的编码, 但是要实现感兴趣区无损的压缩编码, 则需要在零树编码的基础上, 进一步对不同分辨率下感兴趣区的残差图象进行编码, 即首先需要区分各点是否属于感兴趣区, 然后对感兴趣区进行形状编码。

由于小波分解以后的图象感兴趣区在不同分辨率下具有相似的形状(如图3所示), 依据这一特征, 不同的形状编码方法被提出, 如文献[7]采用了基于上下文的可分级形状编码方法, 虽然该方法可以做到任意形状的精确定码, 但是由于需要利用低分辨率级来形成高分辨率级的上下文, 并需对其形状进行预测后再进行编码, 因此编码过程比较复杂。

本应用中, 虽然并不要求对形状边界进行精确编码, 但要求感兴趣区无损, 基于这一目的, 本文提出了树映射形状编码算法。图3(a)可以看成是一幅二值图象, 其感兴趣区取1, 非感兴趣区取0。由于小波分解呈现塔式结构, 且其中大多数高频子带上的



(a) 原始图象中的感兴趣区



(b) 小波分解以后的感兴趣区

图3 小波分解后图象感兴趣区的变化

感兴趣点和非感兴趣点都可以通过低频子带 LL_3 形成的“0”树和“1”树来映射。另外, 小波分解后, 其低频子带对高频子带的感兴趣区有预测全包含关系, 即 HL_3 经过简单的 2×2 的 Mosaic 放大, 其感兴趣区可以覆盖整个 HL_2 的感兴趣区域并有冗余, 同时 HL_3 经过简单的 4×4 的 Mosaic 放大, 其感兴趣区也可以覆盖整个 HL_1 的感兴趣区域并有冗余, 而且前者的冗余大于后者(证明见附录)。具体编码过程如下:

(1)对 LL_3 进行编码: 每点需要 2bit

00: 取值为 0, 即高频子带 $HL_3, HH_3, LH_3, HL_2, LH_2, HH_2, HL_1, LH_1, HH_1$ 对应空间位置的所有点均为 0, 则形成“0”树。

01: 取值为 1, 即高频子带 $HL_3, HH_3, LH_3, HL_2, LH_2, HH_2, HL_1, LH_1, HH_1$ 对应空间位置的所有点均为 1, 则形成“1”树。

10: 取值为 0, 但各高频子带对应点不全为 0。

11: 取值为 1, 但各高频子带对应点不全为 1。

后续各高频子带只需对非“0”树和非“1”树中的点进行编码。

(2)对 HL_3, LH_3, HH_3 编码: 每点需要 5bit

对其中非“0”树或非“1”树中的点进行编码,以 HL_3 为例,1bit 标志 HL_3 中相应点为 0 或 1,另外 4bit 对应于该点映射的 HL_2 中的 4 点取值, LH_3 , HH_3 编码方式相同.

至此,只有 HL_1, LH_1, HH_1 中的非“0”树或非“1”树点是否属于感兴趣区还没有确定,根据附录证明的映射关系,这些点可以由相应 HL_2, LH_2, HH_2 中取值为 1 的点来预测,而不需要进一步编码.虽然这一预测结果不很精确,但可以冗余包含 HL_1, LH_1, HH_1 中的感兴趣区.

3 实验及结果

本文对 3 幅图象进行了实验,图 4(a)为一幅 $512 \times 512 \times 8$ bit 的遥感图象,该图为一个海域中的小岛,其中小岛为感兴趣区;图 4(b)为一幅生活图象,图象大小为 $512 \times 512 \times 8$ bit,图中两个小猫为感兴趣区;图 4(c)为一个医学 X-光图象,图象大小为 $256 \times 128 \times 8$ bit,图 4(d)、(e)、(f)分别为(a)、(b)、(c)图的重构图象.

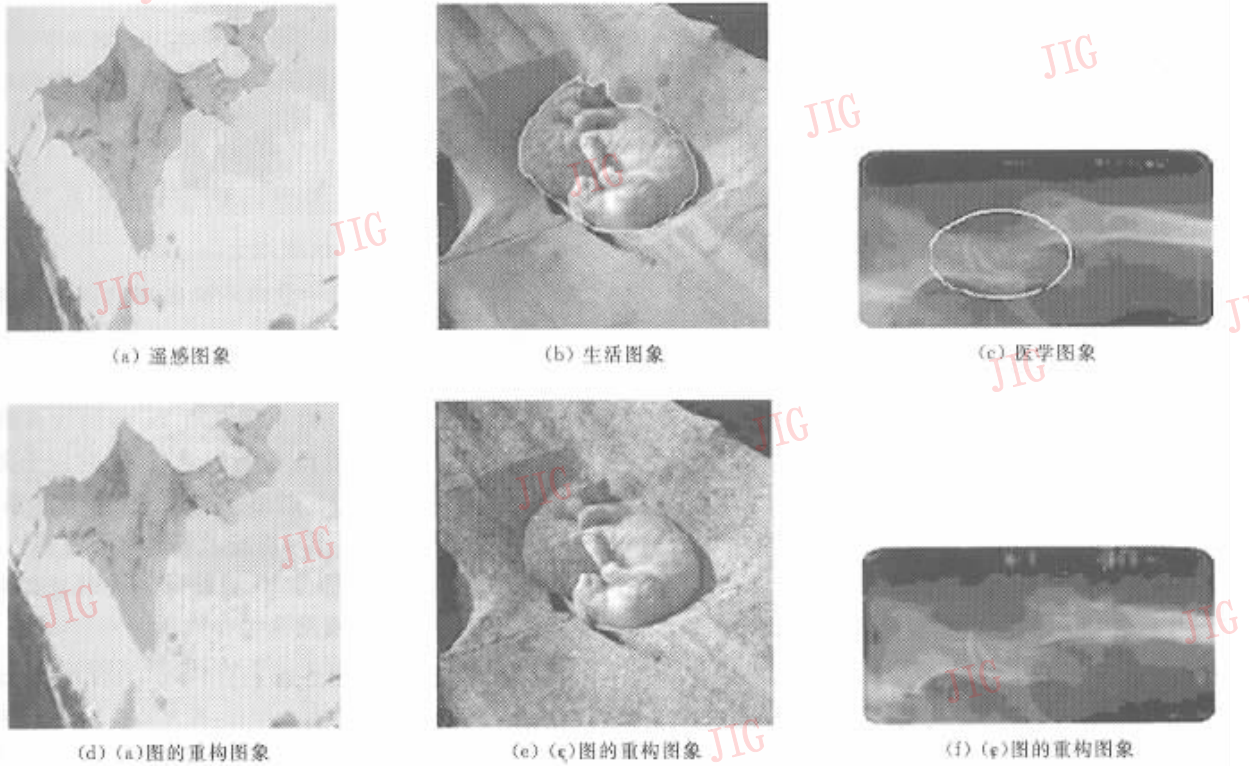


图 4 实验图象及重构图象((a),(c),(e)中,白线内为感兴趣区)

本文将该算法与基于 IWT 的无损压缩进行了比较,其结果如表 1 所示,从表 1 可见,采用本文算法后压缩效果有很大的改善,但压缩结果依赖于感兴趣区的大小.

表 1 ROI 与无损压缩结果比较

实验图象	无损压缩	ROI	
	平均码长(bpp)	平均码长(bpp)	PSNR(dB)
遥感图象	3.27	1.40	35.87
生活图象	6.45	2.81	25.59
医学图象	3.05	1.14	33.73
平均	4.26	1.78	

3 结束语

基于感兴趣区的图象近无损压缩,尤其是无损感兴趣区压缩算法,能够保证重要信息无损恢复,这一优点在遥感和医学图象领域有很大的应用潜力.

本文提出了一种基于整型小波变换的无损感兴趣区图压缩编码算法,该算法的实验结果表明,该算法的压缩效果取决于感兴趣区的大小以及对不感兴趣区的 PSNR 要求.除此之外,还可以采取其他方式来实现 ROI 的压缩编码,如可以基于不同的预测模式来对感兴趣区和不感兴趣区进行编码;或者采

取不同的矢量量化精度进行编码;或者对图象的纹理、内容等特征先进行分类,然后仅仅保持一种特征无损,而对其他特征进行大幅度有损压缩等等。

参考文献

- 1 Stroem J, Cosman P C. Medical image compression with lossless regions of interest. *Signal Processing*, 1997, 59: 155~177.
- 2 Calderbank R C, Daubechies I, Sweldens W *et al.* Wavelet transforms that map integers to integers, *appl. & comp. Harm. Anal.*, 1998, 5(3): 332~369.
- 3 Daubechies I, Sweldens W. Factoring wavelet transform into lifting steps. *Technical reports*, Bell Laboratories, Lucent Technologies, 1996.
- 4 沈兰荪著. 图象编码与异步传输. 北京: 人民邮电出版社, 1998.
- 5 程正兴. 小波分析算法与应用. 西安: 西安交通大学出版社, 1998.
- 6 ISO/IEC JTC 1/SC29/WG1, A fixed-rate classification-based subband coder. ISO working Document ISO/IEC JTC1/SC29/WG1N667, May 1998.
- 7 Li Shipeng, Object based coding, Report on Advance topics in video coding. Hsinghua University, 1999-10-15~16.

附录

以一维信号为例进行证明. 文中的感兴趣区取1(非零), 非感兴趣区取0.

(1) 线性卷积性质: 设长度为 N 的信号 $x(n)$, 其连续非零值长度为 n , $h(n)$ 非零值长度为 m , 则 $x(n)$ 和 $h(n)$ 卷积结果的非零值长度为 $m+n-1$.

(2) 信号的小波分解: 设 $x(n)$ 长度为 N , 连续非零值长度为 n , 且其采用的小波滤波器高频子带滤波器长度为 $m_1 > 1$, 低频子带滤波器长度为 $m_2 > 1$.

$x(n)$ 经过 3 级小波分解后即得到 $x_1(n)$, $x_2(n)$, $x_3(n)$, $x_4(n)$, 其中 $x_4(n)$ 为低频子带, $x_1(n)$ 为最高频子带. 各子带长度为

$$x_1(n): N/2; x_2(n): N/4; x_3(n): N/8; x_4(n): N/8$$

(3) 各子带信号非零值长度计算(根据线性卷积性质计算)

设 $L_0 = m_2 + m_1 - 2$, 因为 $m_2 > 1, m_1 > 1$, 则 $L_0 > 0$.

$$x_1(n): L_1 = (n + m_1 - 1) / 2$$

$$\begin{aligned} x_2(n): L_2 &= \frac{1}{2} \left(\frac{1}{2} (n + m_2 - 1) + m_1 - 1 \right) \\ &= \frac{1}{4} (n + m_1 - 1) + \frac{1}{4} (m_2 + m_1 - 2) \\ &= \frac{1}{2} L_1 + \frac{1}{4} L_0 \end{aligned}$$

$$x_3(n): L_3 = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{2} \left(\frac{1}{2} (n + m_2 - 1) + m_2 - 1 \right) + m_1 - 1 \right)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{8} (n + m_1 - 1) + \frac{3}{8} (m_2 + m_1 - 2) \\ &= \frac{1}{4} L_1 + \frac{3}{8} L_0 \\ &= \frac{1}{4} \left(\frac{1}{2} (n + m_2 - 1) + m_1 - 1 \right) + \frac{1}{4} (m_1 + m_2 - 2) \\ &= \frac{1}{2} L_2 + \frac{1}{4} L_0 \\ x_4(n): L_4 &= \frac{1}{2} \left(\frac{1}{2} \left(\frac{1}{2} (n + m_2 - 1) + m_2 - 1 \right) + m_2 - 1 \right) \\ &= \frac{1}{8} (n + 7m_2 - 7) \end{aligned}$$

(4) 子带信号非零值长度关系

$x_2(n)$ 经过 2 倍 Mosaic 放大, 非零长度 $= 2L_2 =$

$$L_1 + \frac{1}{2} L_0 > L_1, \text{ 冗余长度为 } \frac{1}{2} L_0.$$

$x_3(n)$ 经过 2 倍 Mosaic 放大, 非零长度 $= 2L_3 =$

$$L_2 + \frac{1}{2} L_0 > L_2, \text{ 冗余长度为 } \frac{1}{2} L_0.$$

$x_3(n)$ 经过 4 倍 Mosaic 放大, 非零长度 $= 4L_3 =$

$$L_1 + \frac{3}{2} L_0 > L_1, \text{ 冗余长度为 } \frac{3}{2} L_0.$$

对应于文中, 同一方向不同频率的高频子带感兴趣区有包含关系, 如 HL_1 冗余包含 HL_2 和 HL_3 的感兴趣区.

低频子带 $x_4(n)$ 的非零长度 L_4 和同级高频子带 $x_3(n)$ 的非零长度 L_3 没有包含关系, 对应于文中 LL_3 与 HL_3, LH_3, HH_3 的感兴趣区没有包含关系.

一般情况下, 由于小波滤波器具有对称特性, 即冗余的非零长度对称分布. 因此低频子带对高频子带的非零值范围有预测全包含关系.

毋立芳 1970 年生, 1994 年获北京工业大学硕士学位, 现为北京工业大学电子信息与控制工程学院讲师, 在读博士. 主要研究领域为图象压缩、图象描述、人脸控制及图象重建.

沈兰荪 教授, 博士生导师, 1961 年毕业于北京邮电学院. 主要研究领域为智能化信息处理、图象压缩、图象传输及基于 VLSI 的实时系统构成.

张晓玲 1971 年生, 1992 年获华中理工大学学士学位, 现为北京工业大学在读硕士. 主要研究领域为图象压缩与神经网络.