

文章编号 1004-924X(2013)08-2095-08

## 基于快速方向预测的高分辨率遥感影像压缩

张立保<sup>1,2\*</sup>, 丘兵昌<sup>1</sup>

(1. 北京师范大学 信息科学与技术学院, 北京 100875;  
2. 北京师范大学 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875)

**摘要:**针对传统的自适应方向提升小波变换(ADL-DWT)算法在高分辨率遥感影像压缩中计算复杂度过高的问题,提出一种新的基于方向预测的提升小波变换(DP-LWT)算法,实现了高分辨率遥感影像的快速、高效压缩。新算法首先将高分辨率遥感影像分为若干不重叠子块,然后采用梯度算子快速预测遥感影像中每个图像块的最佳提升方向,并沿着最佳预测方向插值完成方向提升小波变换,最后进行多级树集合分裂(SPIHT)编码。实验结果表明,新算法有效削弱了遥感影像各子带中非水平与非垂直方向的高频系数;与传统自适应方向提升小波变换相比,在重建高分辨率遥感影像峰值信噪比基本相同的情况下,有效减少了小波变换中方向预测的计算复杂度。

**关键词:**遥感图像处理;图像压缩;小波变换;自适应方向提升;方向预测

**中图分类号:** TP752; TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132108.2095

## Remote sensing image compression based on fast direction prediction

ZHANG Li-bao<sup>1,2\*</sup>, QIU Bing-chang<sup>1</sup>

(1. College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;  
2. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

\* Corresponding author, E-mail: libaozhang@163.com

**Abstract:** As traditional Adaptive Direction Lifting based-Discrete Wavelet Transform (ADL-DWT) has higher computational complexity in the compression of high-resolution remote sensing images, this paper proposes a new lifting wavelet transform scheme based on Direction Prediction called DP-LWT to implement the fast and efficient compression of high-resolution remote sensing images. The new algorithm first divides a high-resolution remote sensing image into a number of non-overlapping sub-blocks. Then, the gradient operator is used to predict the best lifting direction of every sub-block in the remote sensing image quickly, and completes the direction lifting wavelet transform by the interpolation along the best lifting direction. Finally, the remote sensing image is coded by Set Partitioned in Hierarchical Tree (SPIHT). The experimental results show that the new algorithm effectively weakens the high-frequency coefficients on the non-horizontal and non-vertical directions of every image subband. Compared with the traditional ADL, the DP-LWT can effectively reduce the time computational complexity of directional prediction in lifting wavelet transform, and keeps the Peak

**收稿日期:** 2013-04-01; **修订日期:** 2013-04-17.

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (No. 60602035, No. 61071103); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (No. 2012LYB50)

Signal to Noise Ratio (PSNR) of the reconstructed high-resolution remote sensing image to be the same as that of the ADL basically.

**Key words:** remote sensing image processing; image compression; wavelet transform; adaptive direction lifting; direction prediction

## 1 引言

近年来,随着对地观测技术的快速发展,人们已获取了大量高分辨率遥感影像,它们为军事侦察、环境监测以及城市规划等提供了重要的数据支持。但是,随着遥感影像分辨率的快速提高,其所拥有的数据规模也以几何级数递增,如何实现这些高分辨率影像的快速、高效压缩是目前遥感影像处理中的热点与难点问题<sup>[1-7]</sup>。

基于提升框架(LS-Lifting Scheme)的离散小波变换(DWT-Discrete Wavelet Transform)作为第二代小波,具有计算速度快、无需额外存储开销、不依赖傅里叶变换等优点<sup>[8-10]</sup>。但是,由于其分解过程无法有效消除影像中非水平与非垂直的像素间相关性,导致其无法针对遥感影像发挥最优效能。

针对该问题,Taubman<sup>[1]</sup>首先提出了结合图像内容的小波变换,构造了能够获取图像非水平与非垂直方向信息的变换框架。该方法虽然提出了方向小波变换的思想,但是没有考虑像素插值以及方向优化等深层问题。Ding 等人在文献[2]中构造了自适应方向提升小波变换(Adaptive Directional Lifting-based Discrete Wavelet Transform, ADL-DWT)并应用于自然景物图像压缩,获得了较高压缩效率,但是没有讨论 ADL-DWT 应用于遥感影像的压缩效果及计算复杂度等问题。文献[3]提出基于自适应方向提升的整数小波变换(Adaptive Directional Lifting-based Integer Wavelet Transform, ADL-IWT)并应用于遥感图像压缩,但是仍未解决 ADL 框架的高计算复杂度问题。文献[4]则构建了一种基于传统 DWT 的方向小波变换模型,在遥感影像压缩中取得了较好效果,但是该方法没有与提升框架相结合,因此不具备提升小波变换的各项优势。此外,文献[11-13]所提出的 wedgelets、directionlets 以及 contourlet 等多尺度方向变换也可有效消除

图像中非水平与非垂直方向的数据相关性,但是应用于图像压缩与编码的效率远低于文献[2]提出的 ADL-DWT。

ADL-DWT 能够获得较好压缩表现的主要优势有 2 个:一、构造新的预测方向与分数像素值插值有效消除了非水平与非垂直像素间的空间冗余。二、每次提升变换均通过对像素所有方向的遍历寻找最佳预测角度。上述 2 点保证了 ADL-DWT 在不破坏提升框架构造的基础上,充分消除了小波分解中高频系数的能量。ADL-DWT 的问题在于:复杂的最优方向预测操作带来了极高的计算复杂度,限制了其在数据量庞大的高分辨率遥感影像中的应用。

针对上述问题,本文提出一种基于快速方向预测的提升小波变换(Direction Prediction-based Lifting Wavelet Transform, DP-LWT)算法,采用梯度算子构建新的方向预测模型,在保留 ADL-DWT 优势的前提下,有效降低了 ADL-DWT 的计算复杂度,在高分辨率遥感影像压缩中取得了较好效果。

## 2 提升框架

针对离散小波变换的提升框架包括了分裂、预测和更新 3 个步骤<sup>[5, 14]</sup>。

(1)分裂:将  $x[m, n]$  分为  $x_e[m, n]$  和  $x_o[m, n]$  2 个子集,其中:

$$\begin{cases} x_e[m, n] = x[2m, n] \\ x_o[m, n] = x[2m+1, n] \end{cases} \quad (1)$$

(2)预测:用相邻偶数像素预测奇数像素,将奇数像素值减去预测值得到预测差,  $p_i$  为高通滤波系数,预测差由式(3)给出。

$$P_e[m, n] = \sum_i p_i x_e[m+i, n], \quad (2)$$

$$d[m, n] = x_o[m, n] + P_e[m, n]. \quad (3)$$

(3)更新:偶数像素用算子进行更新,  $u_i$  是低通滤波系数,过程如式(4)、(5)所示。

$$U_d[m, n] = \sum_j u_j d[m + j, n], \quad (4)$$

$$c[m, n] = x_e[m, n] + U_d[m, n]. \quad (5)$$

如果在分解和合成中选择相同的预测算子  $P$  和更新算子  $U$ , 则可实现图像的准确重构, 表达式为:

$$\begin{cases} x_e[m, n] = c[m, n] - U_d[m, n] \\ x_o[m, n] = d[m, n] - P_e[m, n] \end{cases}. \quad (6)$$

### 3 基于方向预测的提升小波变换

#### 3.1 自适应方向提升小波变换

为了充分利用图像各方向上的像素间相关性, Ding 等人提出了 ADL-DWT<sup>[2]</sup>. ADL-DWT 的预测和更新步骤可以描述为:

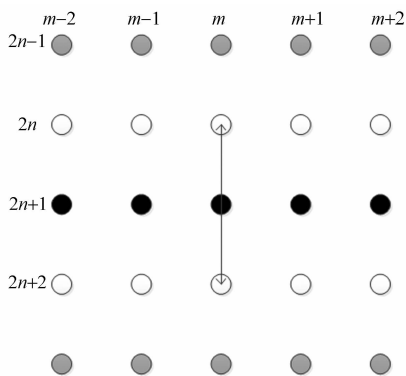
$$\begin{cases} d[m, n] = x_o[m, n] + P_e[m, n] \\ c[m, n] = x_e[m, n] + U_d[m, n] \end{cases}, \quad (7)$$

其中预测算子和更新算子分别如下:

$$P_e[m, n] = \sum_i p_i x_e[m + \text{sign}(i-1) \tan \theta_o, n + i], \quad (8)$$

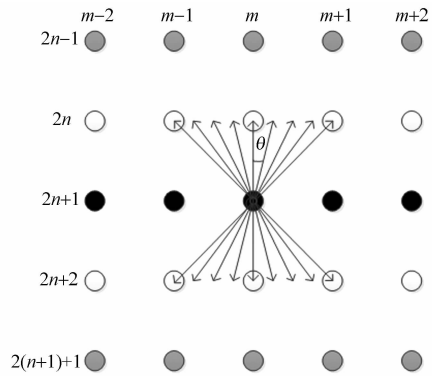
$$U_d[m, n] = \sum_j u_j d[m + \text{sign}(j) \tan \theta_o, n + j]. \quad (9)$$

从上述步骤可以看出, 传统提升小波变换可以看作是 ADL-DWT 在 0 度方向上的一个特例。图 1 比较了传统提升小波变换与 ADL-DWT 在进行一个像素小波分解时的区别, 不难看出, 沿着最优方向对遥感图像进行提升小波变换, 可以将边缘或纹理较丰富的区域的更多能量集中在低频子带, 从而得到更小的高频系数值, 提高编码算法的压缩效率。



(a) 传统提升

(a) Traditional lifting



(b) 自适应方向提升

(b) Adaptive directional lifting

图 1 提升小波变换示意图

Fig. 1 Schemes of lifting-based wavelet transform

#### 3.2 基于梯度算子的方向检测模型

ADL-DWT 虽然可以提高提升小波在遥感影像中的压缩效率, 但是计算复杂度很高, 当遥感影像的空间分辨率较高时, 所消耗的压缩时间几乎无法接受。造成上述问题的原因有 2 个:

1) 最优方向的遍历搜索。从图 1(b) 可以看出, ADL-DWT 为每个像素的预测环节设置了多个预测方向, 为了获得最低的像素间预测差, 需要将所有方向逐一测试, 通常可选方向越多, 去像素间相关性能力越好, 计算复杂度越高。

2) 分数像素的插值优化。图 1(b) 显示, 如果搜索到的最优预测方向不在整数像素上, 则需要通过插值方法获得分数像素上的值, 这进一步增加了 ADL-DWT 的计算复杂度。

为了降低 ADL-DWT 的计算复杂度, 本文提出一种利用梯度算子提前完成最优方向选择的新思路。在进行方向小波变换前, 对图像进行适当的分块, 然后利用梯度预测算子计算每个图像块的最优变化方向, 从而回避了 ADL-DWT 的遍历操作, 同时将需要插值的各方向分数像素值提前存储于链表中, 就可以在很大程度上减少判断最优方向和插值计算所带来的额外计算量, 在保留 ADL-DWT 具有较好能量集中性同时, 有效降低了计算复杂度。

基于梯度算子的方向预测算法分为 3 个步骤:

- 1) 将图像分为  $N \times M$  的图像块;

- 2) 计算图像块中每一个像素的梯度;
- 3) 估算图像块的局部最佳预测方向。

$$\begin{cases} K = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M 2D_x(i, j) D_y(i, j) \\ L = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [D_x^2(i, j) - D_y^2(i, j)] \\ \varphi = \frac{1}{2} \arctan \frac{K}{L} \end{cases}, \quad (10)$$

其中:基于梯度算子的图像块方向预测模型由式(10)、(11)给出。式(10)中,  $N, M$  分别为图像块大小,  $D_x$  和  $D_y$  为水平和垂直方向的梯度,  $\varphi$  为该图像块的方向角。式(11)给出了梯度计算公式。其中  $(x, y)$  表示图像上的像素,  $*$  为卷积操作,  $h_1(x, y), h_2(x, y)$  为梯度算子。

$$\nabla f(x, y) = f(x, y) * h_1(x, y) i_x + f(x, y) * h_2(x, y) i_y. \quad (11)$$

利用梯度算子估计图像块局部最佳预测方向的环节又可以进一步细分为如下 3 个步骤:

- 1) 根据式(10)计算图像块的方向  $\varphi$ ;

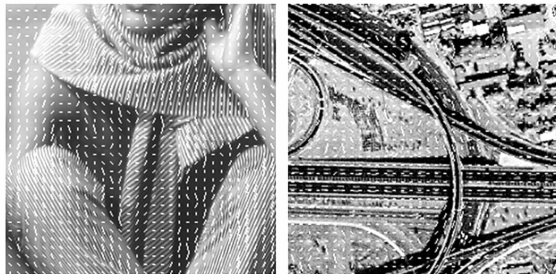
2) 获得最优变换方向  $\varphi_0$ , 所有可选方向为  $\varphi_k$  ( $k = -4, -3, \dots, 3, 4$ ), 那么:

$$\varphi_0 = \varphi_k, \text{ 如果 } f(\varphi) < T, \quad (12)$$

其中:  $T$  为所选取的阈值, 经过对 24 幅遥感影像的测试, 本文选取阈值  $T = 2$ 。

垂直变换时  $f(\varphi) = |90 - \varphi - \varphi_k|$ , 水平变换时  $f(\varphi) = |\varphi - \varphi_k|$ , 其中  $-90 \leq \varphi \leq 90$ 。

3) 对于那些不能由以上两个步骤确定最优变换方向的图像块, 依然采用 ADL-DWT 中的方向提升框架计算最佳预测方向。



(a) Barbara 的检测结果 (b) BJP04 检测结果  
(a) Result of Barbara (b) Result of BJP04

图 2 方向检测模型的结果图

Fig. 2 Results of direction detection

图 2 给出了采用该方向检测模型对图像块最

优变换方向的检测效果图。图 2(a) 是利用本文提出的梯度检测算子获得的图像 Barbara 围巾和裤子区域的最优方向预测结果, 这些区域的非水平与非垂直方向边缘与纹理信息非常丰富, 本文算法的方向检测结果与这些信息的实际方向基本吻合。图 2(b) 则展示了对遥感图像 BJP04 中公路与桥梁区域的方向检测结果, 本文提出的梯度检测算子很好地获得了高频边缘的实际方向。所获得的上述方向信息将被带入式(8)与式(9), 从而完成 DP-LWT。

### 3.3 二维 DP-LWT 框架

为了减少计算量, 这里不对图像中的每一点都进行方向预测而是对图像进行分块处理。结合块间相关性、峰值信噪比以及计算复杂度三者间的关系, 本文选取块大小为  $16 \times 16$ 。对于二维 DP-LWT, 首先将遥感图像分为  $16 \times 16$  的互不重叠图像块; 其次利用梯度方向预测模型找到最优变换方向; 再次对图像进行一维垂直 DP-LWT 变换, 对于获取的高频子带, 进一步采用传统提升小波; 最后将低频子带分为  $16 \times 8$  的图像块, 进行一维水平 DP-LWT 变换。

### 3.4 ADL-IWT 与 DP-LWT 的计算复杂度分析

ADL-DWT 和 DP-LWT 的所耗的时间比为

$$R = \frac{T_{ADL}}{T_{DP}}, \quad (13)$$

其中:  $T_{ADL}$  和  $T_{DP}$  分别为对图像进行 1 维 1 级 ADL 和 DP-LWT 变换所需时间,  $R$  为时间比,  $k$  为利用梯度模型进行方向预测的图像块比例。

设图像进行方向小波变换所消耗的总时间由两部分决定, 即: 确定最佳变换方向的时间与方向小波变换的时间, 则有:

$$\begin{cases} T_{ADL} = \sigma_{dir} + \sigma_{tran} \\ T_{DP} = \sigma'_{dir} + \sigma_{tran} \end{cases}, \quad (14)$$

其中:  $\sigma_{dir}$  为 ADL 变换确定最佳变换方向时间,  $\sigma'_{dir}$  为 DP-LWT 变换确定最佳变换方向时间,  $\sigma_{tran}$  为方向小波变换时间。

$$\bar{\delta} = \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i). \quad (15)$$

式中:  $\bar{\delta}$  为对图像块进行 1 维 1 级的方向小波变换时间的统计均值,  $\lambda_i$  为在  $d_i$  方向进行方向变换的时间,  $p(d_i)$  为图像块中最优变换方向为  $d_i$  的概率。

进行方向小波变换的时间为:

$$\sigma_{\text{tran}} = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \bar{\delta}, \quad (16)$$

将式(15)代入式(16),得式(17):

$$\sigma_{\text{tran}} = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left( \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i) \right). \quad (17)$$

ADL 确定最佳变换方向是对个备选方向(如图 1(b)所示)进行遍历,寻找图像块高频能量最小的方向作为最优变换方向,有:

$$\sigma_{\text{dir}} = l \times \sigma_{\text{tran}}. \quad (18)$$

将式(17)代入式(18),得

$$\begin{cases} T_{\text{ADL}} = l \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left( \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i) \right) + \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left( \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i) \right) \\ T_{\text{DP}} = l(1-k) \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left( \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i) \right) + \rho + \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left( \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i) \right) \end{cases}. \quad (22)$$

$\rho$  通常远小于方向变换所消耗的时间,故可以忽略不计,将式(22)带入式(13),得

$$R \approx \frac{l \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left( \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i) \right) + \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left( \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i) \right)}{l(1-k) \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left( \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i) \right) + \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left( \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i) \right)}, \quad (23)$$

化简,得

$$R \approx \frac{l+1}{l(1-k)+1}, \quad (24)$$

其中:ADL 和 DP-LWT 均采用 9 个备选方向,故有  $l=9$ 。这里采用统计方法来分析  $k$  的取值。通过对 24 幅幅遥感图像的测试,有  $\bar{k} \approx 0.89$ ,将  $l$  和  $\bar{k}$  代入式(24),得  $R \approx 5.03$ 。因此,DP-LWT 算法时间消耗大约为 ADL 的 20%,由于式(23)中存在近似操作,在实验结果中,DP-LWT 算法的时间消耗大约为 ADL 的 20%~30%。

### 4 实验结果与分析

实验对 24 幅 Quickbird 拍摄的高分辨率遥感影像进行测试,验证 DP-LWT 框架的有效性。实验结果中给出 512 pixel×512 pixel 的 BJP01; 1 024 pixel×1 024 pixel 的 BJP02 以及 2 048 pixel×2 048 pixel 的 BJP03、BJP04 等 4 幅图像的实验结果。测试环境:处理器为 Intel(R) Pentium(R) CPU G630 @ 2.70 Hz 2.70 GHz;

$$\sigma_{\text{dir}} = l \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left( \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i) \right). \quad (19)$$

DP-LWT 通过将基于梯度的检测模型与传统 ADL 遍历方法相结合寻找最优变换方向,则

$$\sigma'_{\text{dir}} = l(1-k) \sigma_{\text{tran}} + \rho, \quad (20)$$

其中: $\rho$  定义为对整幅图像进行基于梯度的方向检测运算所需时间。将式(17)代入式(20),得

$$\sigma'_{\text{dir}} = l(1-k) \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left( \sum_{i=-4}^4 \lambda_i p(d_i) \right) + \rho, \quad (21)$$

将式(17)、(19)、(21)代入式(14),得

内存 4.00 GB;操作系统为 Windows 7 SP1 64;开发工具采用 Microsoft Visual Studio 2010。

表 1 给出了 DP-LWT 和 ADL-DWT 对遥感影像进行 3 级变换和 5 级变换所消耗时间的比较。选取的小波基函数为 Db9/7。实验数据的单位为 s。不难看出,3 级与 5 级小波变换所消耗的时间基本相同。这是因为随着分解级数增加,需要分解的图像数据以指数形式减少,因此时间增加量很少。

表 1 进行 3 级和 5 级所消耗的时间

Tab.1 Spend time for 3-level and 5-level wavelet transforms (s)

Image	3-level decomposition		5-level decomposition	
	ADL	DP-LWT	ADL	DP-LWT
BJP01(512×512)	0.84	0.25	0.86	0.27
BJP02(1 024×1 024)	3.49	1.03	3.59	1.04
BJP03(2 048×2 048)	14.32	3.89	14.59	3.96
BJP04(2 048×2 048)	14.31	3.92	14.60	3.96

表 2 利用 Db9/7 构造 DP-LWT 和 ADL-DWT 并进行 5 级变换,在压缩率为 0.5 bpp 时,对变换后小波系数采用多级树集合分裂(SPIHT)算法压缩 4 幅遥感影像所消耗的时间进行比较。

**表 2 采用 5 级变换对小波系数采用 SPIHT 算法编码的时间消耗进行比较**

Tab. 2 Spend time for 5 level wavelet transform and coding the wavelet coefficients with SPIHT (s)

Image	ADL+SPIHT	DP-LWT+SPIHT
BJP01(512×512)	0.87	0.27
BJP02(1 024×1 024)	3.76	1.10
BJP03(2 048×2 048)	14.95	4.35
BJP04(2 048×2 048)	14.90	4.35

从表 1 和表 2 的结果不难看出,ADL-DWT 的计算复杂度不仅远高于 DP-LWT,而且随着遥感图像分辨率的增加,ADL-DWT 所消耗的时间迅速增长,而 DP-LWT 所消耗时间的增长速度较慢。

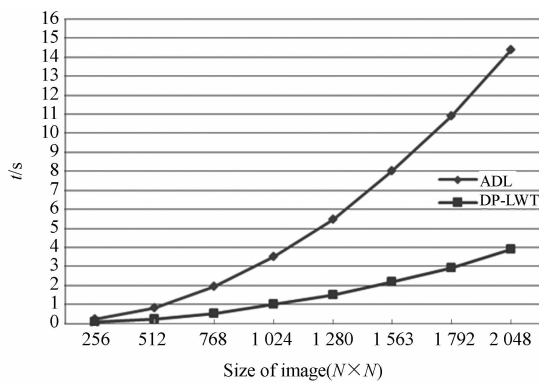


图 3 图像大小与所耗时间曲线图

Fig. 3 Spend time versus size of image curves

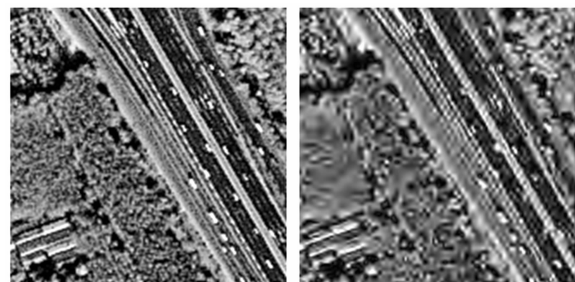
**表 3 不同解码率下的 3 种压缩方法对遥感图像重构后的峰值性噪比的比较**

Tab. 3 Comparison of the PSNR of the remote sensing images in three methods based on different decoding rates (dB)

Image	bpp	CDF9/7	DP-LWT	ADL
BJP01 (512×512)	0.25	17.06	17.39	17.43
	0.5	18.87	19.22	19.26
	1.0	21.82	22.07	22.12
BJP02 (1 024×1 024)	0.25	28.22	28.37	28.41
	0.5	31.51	31.62	31.68
	1.0	35.53	35.61	35.66
BJP03 (2 048×2 048)	0.25	34.40	34.50	34.59
	0.5	38.14	38.18	38.27
	1.0	42.56	42.52	42.66
BJP04 (2 048×2 048)	0.25	17.19	17.30	17.32
	0.5	19.23	19.31	19.28
	1.0	22.37	22.41	22.44

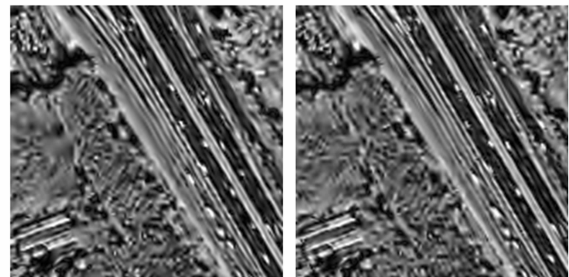
图 3 通过展示 ADL 与 DP-LWT 针对不同大小遥感影像进行 3 层分解所消耗时间均值的对比,进一步表明了 DP-LWT 远低于 ADL 的计算复杂度。

表 3 给出 4 幅高分辨率遥感影像在 0.25 bpp、0.5 bpp 以及 1.0 bpp 下,传统提升小波、ADL-DWT 以及 DP-LWT 重建图像的峰值信噪比(PSNR-Peak Signal to Noise Ratio)的比较。变换后的小波系数采用 SPIHT 算法进行编码。



(a)原图 (b)传统提升小波

(a)Original image (b)Traditional lifting wavelet



(c)方向预测提升小波 (d)自适应方向提升小波

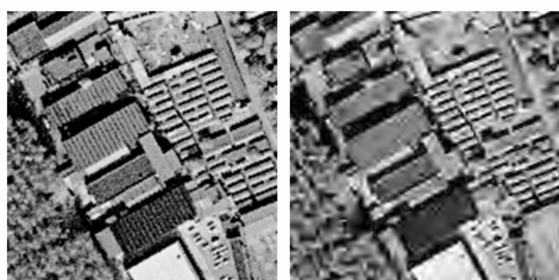
(c)DP-LWT (d)ADL-DWT

图 4 遥感图像 BJP01 中公路区域解码的重建结果

Fig. 4 Reconstructed results of highway part in BJP01

从表 3 可以看出,DP-LWT 和 ADL-DWT 的压缩性能均优于传统提升小波变换。由于在分数像素上存在插值操作,通过插值所得到像素值有可能与原图像块的最优方向并不一致,从而导致 DP-LWT 获得的 PSNR 在一些码率下略低于 ADL-DWT。

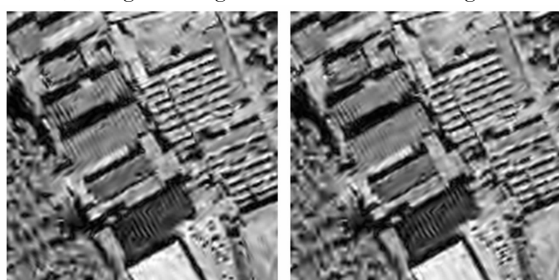
图 4 给出了解码率为 0.5 bpp 时 BJP01 图像公路区域的解码效果比较。图 5 给出了解码率为 0.5 bpp 时 BJP04 图像建筑物区域的解码效果比



(a)原图

(b)传统提升小波

(a)Original image (b)Traditional lifting wavelet



(c)方向预测提升小波

(d)自适应方向提升小波

(c)DP-LWT

(d)ADL-DWT

图5 遥感图像 BJP04 中建筑物区域解码的重建结果  
Fig.5 Reconstructed results of building part in BJP04

较。可以看出,DP-LWT 和 ADL-DWT 的重建图像主观质量基本一样,都明显好过传统提升小波变换。

## 5 结 论

本文针对 ADL-DWT 在高分辨率遥感影像压缩中计算复杂度过高的问题,提出一种新的基于方向预测的提升小波变换(DP-LWT)。该算法不仅保留了 ADL-DWT 的优点,而且有效地降低了 ADL-DWT 的计算复杂度,确保了重建遥感影像的主观质量与 ADL-DWT 所得结果基本一致。本文所研究的内容对方向提升小波变换在高分辨率遥感影像压缩中的应用具有较好的理论与实际意义。

### 参考文献:

- [1] TAUBMAN D, ZAKHOR A. Orientation adaptive subband coding of images [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 1994, 3(4):421-437.
- [2] DING W P. Adaptive directional lifting-based wavelet transform for image coding [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2007, 16(2):416-427.
- [3] 张立保,王鹏飞. 基于自适应方向提升整数小波与优化阈值的遥感图像编码[J]. *中国激光*, 2010, 37: 225-228.  
ZHANG L B, WANG P F. Remote sensing image coding based on adaptive directional lifting integer wavelet and optimal threshold [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2010, 37:225-228. (in Chinese)
- [4] LI B, YANG R, JIANG H X. Remote-sensing image compression using two-dimensional oriented wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(1): 236-250.
- [5] 邓家先. 基于重要系数提升的遥感图像压缩[J]. *光学精密工程*, 2006, 14(5):910-916.  
DENG J X. A remote-sensing image coding algorithm based on significant coefficients lifting [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(5): 236-250. (in

Chinese)

- [6] 尹传历,李嘉全. 基于位平面的嵌入式超光谱图像压缩系统[J]. *液晶与显示*, 2012, 27(2):245-249.  
YIN C L, LI J Q. Embedded hyper-spectral image compression system based on bit-plane [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(2):245-249. (in Chinese)
- [7] 孙航,冯强. 基于 FPGA 的红外序列图像动态压缩显示[J]. *液晶与显示*, 2011, 26(4):551-554.  
SUN H, FENG Q. Infrared sequence image dynamic compression display based on FPGA [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, (4):551-554. (in Chinese)
- [8] TAUBMAN D S, MARCELLIN M W. *JPEG2000: Image Compression Fundamentals, Standards and Practice* [M]. Norwell, MA: Kluwer, 2002.
- [9] SWELDENS W. The lifting scheme: A custom-design construction of biorthogonal wavelets [J]. *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, 1996, 3(2):186-200.
- [10] DAUBECHIES I, SWELDENS W. Factoring wavelet transform into lifting steps [J]. *Fourier Anal. Appl.*, 1998, 4(3):245-267.
- [11] DONOHO D L. Wedgelets: Nearly minimax esti-

- mation of edges [J]. *Ann. Statist.*, 1999, 27(3): 859-897.
- [12] VELISAVLJEVIC V, BEFERULL-LOZANO B, *et al.*. Directionlets: Anisotropic multi-directional representation with separable filtering [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2006, 15(7): 1916-1933.
- [13] LU Y, DO M N. CRISP-Contourlet: A critically-sampled directional multiresolution image representation [C]. *SPIE Conf. Wavelet Appl. Signal Image Processing*, 2003.
- [14] 解成俊, 刘艳滢. 基于提升方案与 SPIHT 算法相结合用于图像的无损压缩[J]. *光学精密工程*, 2002, 10(6): 564-568.
- XIE CH J, LIU Y Y, LI X J, *et al.*. Research on the application of lifting scheme in image lossless compression [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2002, 10(6): 564-568. (in Chinese)

作者简介:



张立保(1977—),男,河北保定人,博士,副教授,2002年于吉林大学获得硕士学位,2005年于吉林大学获得博士学位,主要从事图像压缩与识别领域研究。E-mail: libaozhang@163.com



丘兵昌(1989—),男,福建龙岩人,硕士研究生,2012年于北京师范大学获得学士学位,主要从事图像编码及机器视觉方面的研究。E-mail: qiubcym@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)