

基于提升 Directionlet 变换的零块嵌入图像编码算法

白静¹ 吴家骥¹ 卢山¹ 焦李成¹

摘要 提出一种新的基于提升 Directionlet 变换的图像压缩算法,能有效捕捉图像中的多方向各向异性特征,并具备格形可分离的滤波和采样结构.利用二叉树分块寻找局部最优的变换方向,针对 Directionlet 变换系数分布构造了块集合分裂嵌入编码,并通过改进链表排序方式和设计新的上下文算术编码器,进一步提高压缩性能.仿真实验结果表明,与基于原始 Directionlet 变换的压缩算法和基于小波变换的 SPECK, SPIHT, JPEG 2000 等经典算法相比,本文算法在性能参数和视觉效果方面均有较大提高,且在低比特率下仍能较完整地保留图像中的边缘和细节信息.

关键词 Directionlet 变换, 提升方案, 方向优化, 图像压缩, 零块嵌入编码

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00283

Zeroblock Embedded Image Coding Algorithm Based on Lifting Directionlet Transform

BAI Jing¹ WU Jia-Ji¹ LU Shan¹ JIAO Li-Cheng¹

Abstract A new image compression algorithm based on lifting directionlet transform (LDT) is proposed. This transform captures the multi-directional anisotropic image features efficiently and processes the structure of lattice-based separable filtering and sampling. The quad-tree segmentation is designed for direction optimization of local region, and a set-partitioned embedded block algorithm for the statistic distribution property of transform coefficients is adopted. The coding performance is improved by designing the new chained list sorting and context-based arithmetic coder. The experimental results show that our proposed compression algorithm outperforms the standard wavelet-based SPECK, SPIHT, JPEG 2000 and original directionlet-based methods both in terms of peak signal to noise ratio (PSNR) and visual quality. Especially at the low-rate, our algorithm can preserve better the detailed information.

Key words Directionlet transform, lift scheme, direction optimization, image compression, zeroblock embedded coding

传统的离散余弦变换 (Discrete cosine transform, DCT) 方法具有较低的复杂度和较高的能量集中性能,被广泛应用于图像和视频压缩等领域,然而基于分块 DCT 的编码方法在低码率下通常会产生产生方块效应,严重影响了重构图像的视觉效果.随着小波分析理论的逐渐成熟和广泛应用,研究者们提出了以离散小波变换为基础的 JPEG 2000 静态图像的国际压缩标准^[1],在压缩性能和图像质量方面

都显著优于基于 DCT 的 JPEG 标准^[2].小波分析能有效地表示一维点奇异信息,然而在推广到二维或者更高维时,由一维小波通过张量积形成的可分离小波基面临方向性有限和各向同性 (Isotropy) 等问题,尤其无法充分利用二维或者高维数据的几何特征,不能“最优”表示含线或面的奇异信息,而自然图像的不连续性往往体现为光滑曲线的奇异性,并不仅仅是点奇异,因此在较低码率重构时会导致图像边缘处产生明显的振铃效应.

针对小波分析的不足,一些学者致力于发展新的高维函数的最优表示方法,提出了多尺度几何分析 (Multiscale geometric analysis, MGA) 的概念.当前的 MGA 方法主要有 Candès 和 Donoho 提出的 Ridgelet 变换^[3]及 Curvelet 变换^[4],Pennec 和 Mallat 构造的 Bandelet 变换^[5],Do 和 Vetterli 提出的 Contourlet 变换^[6]等.这些 MGA 工具虽然被广泛应用于图像的去噪、特征提取及分类等领域,但大多存在冗余度高或构造复杂等缺点,同时对变换的方向信息缺乏高效的熵编码,导致图像的压缩性能并不十分理想.最近,一类侧重方向自适应的小波变换得到了发展^[7-8],主要利用相邻像素相关性插值实现方向信息的预测,但这些方法的几何特征刻画

收稿日期 2009-04-01 录用日期 2010-05-20

Manuscript received April 1, 2009; accepted May 20, 2010
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2006CB705707), 国家自然科学基金 (61001206, 61077009, 61075041), 国家教育部博士点基金 (20100203120005), 中央高校基本科研业务费专项资金 (K5051002009), 高等学校学科创新引智计划 (111 计划) (B07048) 资助

Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2006CB705707), National Natural Science Foundation of China (61001206, 61077009, 61075041), the National Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China (20100203120005), the Fundamental Research Funds for the Central Universities (K50510020009), and the Fund for Foreign Scholars in University Research and Teaching Programs (the 111 Project) (B07048)

1. 西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室 西安 710071

1. Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Xidian University, Xi'an 710071

能力有限,对大多数自然图像的压缩性能提高并不明显.

Directionlet 变换作为一种新的 MGA 方法,采用基于格型的完全重构和临界采样设计各向异性多方向小波变换,是图像非线性逼近的有效工具. 本文提出了一种基于提升 Directionlet 变换的高性能静态图像压缩编码算法. 该算法设计了 Directionlet 的提升方案,减少了变换的运算量,同时扩展了原始 Directionlet 变换对格型采样的方向性局限,提高了方向分辨性能. 通过空间二叉树分割和方向优化选择局部的主流方向,能够自适应地捕捉图像中的边缘和轮廓等各向异性几何特征. 根据 Directionlet 系数的分布特点设计了新的集合分裂比特面嵌入式零块编码算法. 在保证渐进编解码的同时,设计了基于 Directionlet 域的块集合分裂策略和上下文算术熵编码器. 实验结果表明,较之基于原始 Directionlet 变换的压缩算法^[9]和基于小波变换的 SPECK, SPIHT^[10], JPEG 2000^[11] 等经典压缩算法,本文算法在取得更高的性能指标的同时,改善了视觉效果,特别是在低比特率下,本文算法的压缩性能更为突出.

本文内容安排如下:第 2 节介绍提升 Directionlet 变换 (Lifting directionlet transform, LDT) 的构造和实现. 第 3 节给出了基于 LDT 的零块编码算法,包括对 LDT 分解系数的空间分块和主流方向的分析 and 优化,以及针对 LDT 子带系数结构特点的集合分裂比特面嵌入块编码算法. 第 4 节为压缩性能对比实验和结果分析. 最后是对全文的总结.

1 提升 Directionlet 变换

1.1 Directionlet 基函数

二维小波变换 (Two-dimensional wavelet transform, 2-D WT) 属于各向同性变换,相同尺度时沿水平方向与垂直方向的一维滤波及采样次数相等,如图 1(a) 所示. 而对于各向异性小波变换 (Anisotropic wavelet transform, AWT) AWT(n_1, n_2), 其各向异性比 $\rho = n_1/n_2$ 决定着基函数的延展性,因此在同一尺度下沿水平与垂直方向的一维滤波和采样次数 n_1 与 n_2 可以不同. 以 $n_1 = 2$ 与 $n_2 = 1$ 为例,它表示沿水平方向进行两次滤波和采样,而沿垂直方向仅进行一次处理,如图 1(b) 所示. 图 1(c) 表示 2-D WT 逼近图像中奇异曲线的过程. 当尺度变细时,非零系数的数目以指数形式增长,最终不能“稀疏”表示原函数. 而图 1(d) 中具有多方向的各向异性变换,基的支撑区间表现为“长条形”,能够以较少的系数准确表示奇异曲线.

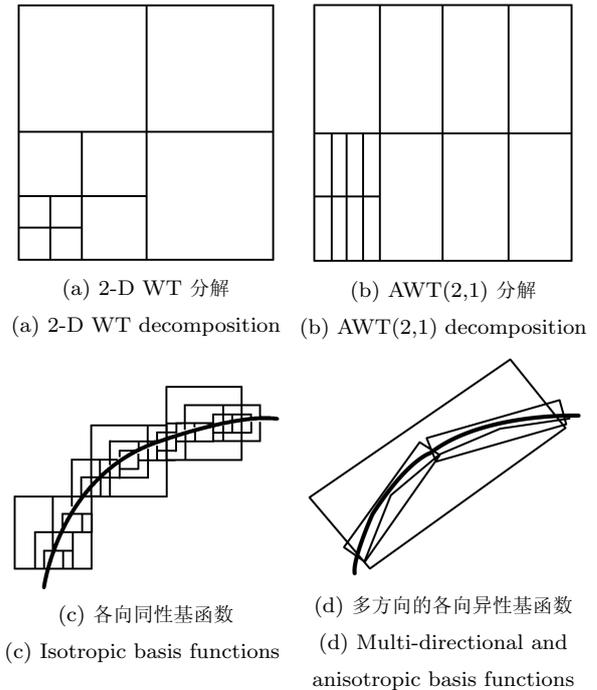


图 1 标准小波变换和各向异性小波变换对比
Fig.1 Comparison of standard wavelet transform and anisotropic wavelet transform

Directionlet 变换是一种倾斜的各向异性小波变换,能够高效地捕捉图像中任意方向的各向异性特征. 它包含整数格的滤波采样与各向异性小波分解两个部分,基函数为 S-AWT(M_Λ, n_1, n_2), 分别表示沿向量 \mathbf{d}_1 与 \mathbf{d}_2 方向进行 n_1 次与 n_2 次滤波和采样的处理过程. 整数格 Λ 是由两个线性无关的整数向量 \mathbf{d}_1 与 \mathbf{d}_2 经线性组合构成的点集, Λ 由生成矩阵 M_Λ 唯一确定:

$$M_\Lambda = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{d}_1 \\ \mathbf{d}_2 \end{bmatrix}, \quad a_1, a_2, b_1, b_2 \in \mathbf{Z} \quad (1)$$

图像作为完整的格空间被分成 $|\det(M_\Lambda)|$ 个整数格 Λ 的陪集,其位移矢量表示为 $\mathbf{s}_k = (s_{k1}, s_{k2})$, $k = 0, 1, 2, \dots, |\det(M_\Lambda)| - 1$. 记 d_1 方向为变换方向,其斜率 $\mathbf{r}_1 = b_1/a_1$, d_2 为队列方向,其斜率 $\mathbf{r}_2 = b_2/a_2$.

1.2 提升 Directionlet 变换的实现

由提升算法构造的双正交小波变换^[11] 具有较好的逼近和重构性能,因此本文采用了一种提升的 Directionlet 变换 (LDT) 方案^[12], 即沿任意方向所做的一维提升变换个数不同,从而实现图像的多方向各向异性变换. 该方案由陪集分离、方向旋转、提升变换和格型采样构成,分解流程如图 2 所示.

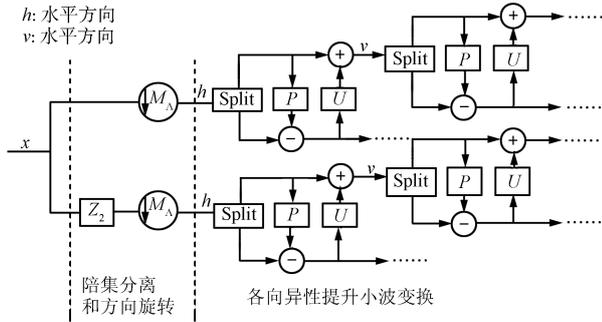


图2 LDT 变换分解过程
Fig.2 LDT decomposition

以沿变换方向的一维变换过程为例, 可以概括为以下步骤.

步骤 1. 陪集分离: 划分整个图像为 $|\det(M_\Lambda)|$ 个关于整数格的陪集;

步骤 2. 方向旋转: 根据生成矩阵得到的变换方向和队列方向, 进行陪集旋转;

步骤 3. 提升变换: 对于每一个整数格 Λ 的陪集, 按变换方向 d_1 进行一维提升变换:

1) 分裂 (Split): 记陪集中的点集为 $x(n)$, 将其沿变换方向 d_1 划分为偶数元素和奇数元素序列 $x_o(n)$ 和 $x_e(n)$.

$$x_e(n) = x(2n), \quad x_o(n) = x(2n + 1) \quad (2)$$

2) 预测 (Predict): 由偶数元素序列 $x_e(n)$ 预测奇数元素序列 $x_o(n)$, 记 $d_o(n)$ 为预测值 $p[x_e(n)]$ 和真实值 $x_o(n)$ 之间的差. 同理, 由奇数元素 $x_o(n)$ 序列预测偶数元素序列 $x_e(n)$, 记 $d_e(n)$ 为预测值 $p[x_o(n)]$ 和真实值 $x_e(n)$ 之间的差. $d_o(n)$ 与 $d_e(n)$ 对应的系数子带代表高频分量.

$$\begin{aligned} d_o(n) &= x_o(n) - P[x_e(n)] \\ d_e(n) &= x_e(n) - P[x_o(n)] \end{aligned} \quad (3)$$

3) 更新 (Update): 利用 $d_o(n)$ 更新 $x_e(n)$, 得到近似的元素序列 $c_e(n)$. 同理, 利用 $d_e(n)$ 更新 $x_o(n)$, 得到近似的元素序列 $c_o(n)$ 和 $c_e(n)$ 对应的系数子带代表低频分量.

$$\begin{aligned} c_e(n) &= x_e(n) - U[d_o(n)] \\ c_o(n) &= x_o(n) - U[d_e(n)] \end{aligned} \quad (4)$$

步骤 4. 格型采样: 沿变换方向 d_1 分别对高频与低频子带进行基于整数格 Λ 的下采样. 下采样后的点集沿 d_2 方向排列成行, 构成子格 Λ' ($\Lambda' \subset \Lambda$), 此时相应的生成矩阵为 $M_{\Lambda'} = D_S \cdot M_\Lambda = (2d_1, d_2)^T$, $D_S = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 表示水平采样因子.

对于沿 d_2 方向上的一维提升变换, 可通过对当前子格 Λ' 中沿队列方向 d_2 的点集进行步骤 3 和步骤 4 的提升和采样处理来实现. 对所有整数格 Λ 的陪集分别进行低频迭代分解即可得到提升 Directionlet 域的多分辨分解.

图 3 以 45° 和 -45° 方向为例说明上述陪集划分和采样的具体过程:

1) 整数格 Λ 将图像点集划分为两个陪集 (黑点和灰点);

2) 两个陪集首先沿 45° 方向进行一维提升变换 (包括滤波和采样), 此时点集沿 -45° 方向排列, 形成子格 Λ' ;

3) 对子格中沿 -45° 方向的点集再进行一维提升变换, 采样后的点集沿 45° 方向排列, 得到当前的子格 Λ'' .

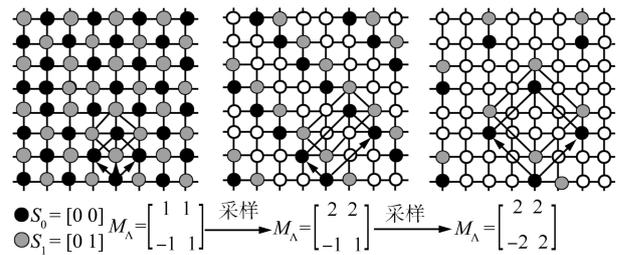


图3 沿 45° 和 -45° 方向的陪集划分与提升变换
Fig.3 Coset decompositions along 45° or -45° and lifting transform

2 基于 LDT 方向优化的块编码算法

2.1 分块和方向优化

为使 LDT 变换能够自适应于图像中边缘和纹理等局部区域的方向性, 我们把图像划分为具有不同主方向的子块集合. 考虑到算法编码的复杂性, 我们采用简单的二叉树分割算法, 再通过比较其高频子带系数的能量, 选择使其最低的方向构成最优的变换方向组合, 并由此对二叉树进行剪枝处理. 本文选择 12 个角度用来构造提升 Directionlet 变换的方向集合, 除 0° 和 90° 外, 其余方向的斜率分别为 $\pm 1/4, \pm 1/2, \pm 1, \pm 2, \pm 4$.

我们通过递归方式将原始图像划分为一个完整的二叉树 T , 最小子块大小设为 8×8 . 节点的能量计算公式为 $D = \sum_{m,n} |h(m,n)|$, h 为高频子带系数. 对于每个叶子节点 C_i , 记使高频能量最低的方向组合为 d_{opt} , 此时的子带能量为 D_{C_i} . 当其父节点 P 的能量 $D_P \leq \sum_{i=1}^4 D_{C_i}$ 时, 对此叶子节点进行剪枝处理, 保留父节点并记录其最优方向组合, 否则保留叶子节点和其最优方向. 当对整棵树 T 全部进行剪枝后, 为了更准确地把握每个节点的主方向, 且

考虑到图像内容变化的平稳性,我们参考四个相邻节点的方向对中间节点的最优方向进行修正,如图4所示.设某节点的最优方向为 d_{opt} ,则该节点的误差计算公式为: $\hat{d}_{opt} = d_{opt} - \alpha(d_1 + d_2 + d_3 + d_4)$.当 $\hat{d}_{opt} > \beta \cdot d_{opt}$ 且 $\hat{d}_{opt} > 0$ 时,将 d_{opt} 向右偏移 \hat{d}_{opt} 角度;当 $\hat{d}_{opt} > \beta \cdot d_{opt}$ 且 $\hat{d}_{opt} \leq 0$ 时,将 d_{opt} 向左偏移 \hat{d}_{opt} 角度,此时设 $\alpha = 1/4$, $\beta = 1/2$.我们将剪枝后的四叉树结构及其节点对应的主方向集合作为提升 Directionlet 变换重构所必备的边信息,并经算术编码后传送至解码端.

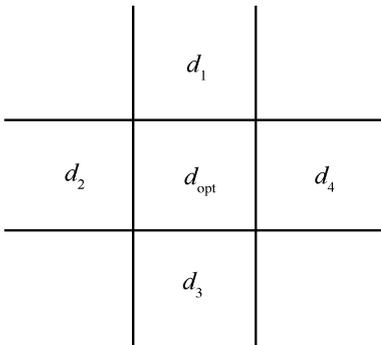


图4 相邻节点对最优方向的修正

Fig. 4 The optimized direction modification by neighborhood codes

2.2 基于 LDT 的块集合分裂比特面嵌入编码

由于提升 Directionlet 变换具有多方向性和各向异性等特点,子带系数结构呈不规则的长方形分布,不能适用基于小波变换的 SPIHT 和 JPEG 2000 等编码方法.本文设计了针对 LDT 子带系数结构的块分裂嵌入编码算法,依靠各个子带内系数的相关性,对测试的系数矩阵块采用直观且有效的四叉树块分裂方法.如果重要输出“1”并分裂成 $2^{n_1+n_2}$ 个子块,如果不重要则输出“0”,该方法具有较好的图像编码性能和较低的复杂度.在本文基于块分裂的编码算法里,采用与 SPIHT 和 SPECK 算法类似的链表排序方法,链表被用来链接和存放不同大小的待编码系数矩阵块,编码过程中按照链表内部的排列顺序,对所有的子块逐一进行位平面量化和算术熵编码操作.为了提高码流在任意点截取时的率失真性能,根据系数和块集合所处的子带位置,对不重要元素列表和不重要集合列表中的集合按子带频率再做一个排序,若所处的子带频率更低,则相同尺寸的集合将优先进行编码测试.

考虑到变换系数在子带内和子带间的相关性,本文对单个系数采用与 JPEG 2000 类似的 3×3 邻域上下文模板和高阶上下文的熵编码方法,以进一步提高编码的性能.此外,对含有超过 1 个系数以

上的块、符号位和精细量化编码时,分别采用单独的算术编码索引.本文算法以各 LDT 分解子带作为初始零块,定义重要性测试函数为

$$\Gamma_n(\tau) = \begin{cases} 1, & 2^n \leq \max_{(i,j) \in \tau} |d_{i,j}| < 2^{n+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $d_{i,j}$ 为提升 Directionlet 变换后的分解系数.此处共使用三种列表:不重要元素列表(List of insignificant pixels, LIP)、不重要集合列表(List of insignificant sets, LIS)和重要元素列表(List of significant pixels, LSP).

按照大小链接到 LIS 链表的相应层中,详细算法如下:

步骤 1. 初始化输出

$$n_{\max} = \left\lfloor \log_2 \left(\max_{(i,j)} \{ |d_{i,j}| \} \right) \right\rfloor$$

把各子带加到 LIS 中,并设 LIP、LSP 为空.

步骤 2. 排序测试不重要的元素和元素集合:把 LIS 中的每个块集合 S 按照集合的大小升序排列;对 LIP 中的系数集合和 LIS 中的块集合按照它们所处的 LDT 子带位置进行排序,低频子带排在前面;每次移出 LIP 中的第一个集合 S ,执行过程 ProcessS(S),直到 LIP 为空;每次移出 LIS 中的第一个集合 S ,执行过程 ProcessS(S),直到 LIS 为空.

步骤 3. 细化过程对 LSP 中的元素,除了那些在最近一次排序过程中包含进来的元素(即具有相同的 n 值),输出 $|d_{i,j}|$ 的第 n 层重要位的值.

步骤 4. 量化步长更新 n 减 1, 执行步骤 2.

过程 ProcessS(S)

- 1) 输出 $\Gamma_n(S)$;
- 2) 假如 $\Gamma_n(S) = 1$ 且 S 是一个元素,则输出 S 的符号并增加 S 到 LSP, 否则执行过程 QuadtreeS(S);
- 3) 否则假如 S 的尺寸为 1, 增加 S 到 LIP 中, 否则, 增加 S 到 LIS 中;
- 4) 返回.

过程 QuadtreeS(S)

- 1) 分裂 S 为 $2^{n_1+n_2}$ 个相等的子集 $O(S)$;
- 2) 对 $S_i \in O(S)$, $i = 1, \dots, 2^{n_1+n_2} - 1$ 输出 $\Gamma_n(S_i)$ 假如 $\Gamma_n(S_1), \Gamma_n(S_2), \dots, \Gamma_n(S_{2^{n_1+n_2}-2})$ 都等于 0, 则不输出 $\Gamma_n(S_{2^{n_1+n_2}-1})$, 否则输出 $\Gamma_n(S_4)$; 假如 $\Gamma_n(S_i) = 1$, 执行
 - a) 假如 S_i 是一个元素, 输出 S_i 的符号, 并增加 S_i 到 LSP 中;
 - b) 否则再次执行过程 QuadtreeS(S);
- 3) 否则, 假如 S_i 的尺寸为 1, 增加 S_i 到 LIP 中, 假如 S_i 的尺寸大于 1, 增加 S_i 到 LIS 中;
- 4) 返回.

2.3 计算复杂度分析

对于 $N \times N$ 大小的二维图像, 9/7 小波变换一层分解的计算复杂度为 $O(N^2)$, 文献 [9] 中原始 Directionlet 变换 $AWT(n_1, n_2)$ 一层分解的计算复杂度为 $O((n_1 + n_2) \times LN^2)$, 其中 L 是所用滤波器长度. 而提升 Directionlet 变换的复杂度为 $O((n_1 + n_2) \times N^2)$. 在编码算法中, 计算量的增加主要来自于二叉树分块和方向优化步骤. 本文将 Directionlet 的方向选择性扩展至 12 个, 与仅包含 4 个方向的原始 Directionlet 变换相比, 计算量有所增加, 但有利于提高重构图像质量和细节清晰程度, 且整体算法的计算量数量级仍与之相当, 均为 $O(N^2)$.

3 实验结果与分析

为验证本文算法的图像压缩性能, 实验采用基于小波变换的 SPIHT, SPECK, JPEG 2000 算法以及基于原始 Directionlet 变换的压缩算法作为对比方法, 对标准测试图像 (512 像素 \times 512 像素, 8 bpp, Barbara, Lena, Goldhill, Finger) 在 4 种码率下分别进行了测试. 上述算法均采用双正交 9/7 小波进行 5 级小波变换, 以不同码率下的峰值信噪比 (Peak

signal to noise ratio, PSNR) 和图像细节的视觉效果作为衡量压缩质量的评价标准.

图 5 是各个算法对测试图像的压缩性能曲线, 从 4 幅图像的 PSNR 值对比可看出, 本文提出的基于 LDT 的压缩算法在所有码率下压缩性能均优于其他算法. 由于本文算法能有效捕捉图像中复杂的方向信息, 对 Barbara 和 Finger 这类纹理丰富的图像, 其 PSNR 要比 JPEG 2000 算法平均高 0.63 dB, 比 Directionlet 算法高 0.71 dB. 另外, 在码率较低的情况下 (0.125 bpp), 本文算法的性能优势更为明显.

实验还给出了解码后图像的局部对比结果, 图 6 和图 7 分别为 Barbara 和 Lena 图像在 0.125 bpp 时重构图像局部细节的放大图. 通过对比发现, 基于小波变换的 JPEG 2000 算法由于存在振铃效应, 导致部分边缘和细节纹理处模糊不清. Directionlet 算法比 JPEG 2000 在视觉效果上有所改善, 但对纹理和边缘部分的处理仍不够平滑. 本文提出的 LDT 算法在细节特征保持上要明显优于 Directionlet 算法和 JPEG 2000 算法, 图像质量有大幅提高. 另外, 虽然提升 Directionlet 变换中方向信息所需的比特数只占总数的很小部分 (即使在 0.125 bpp 下, 所占

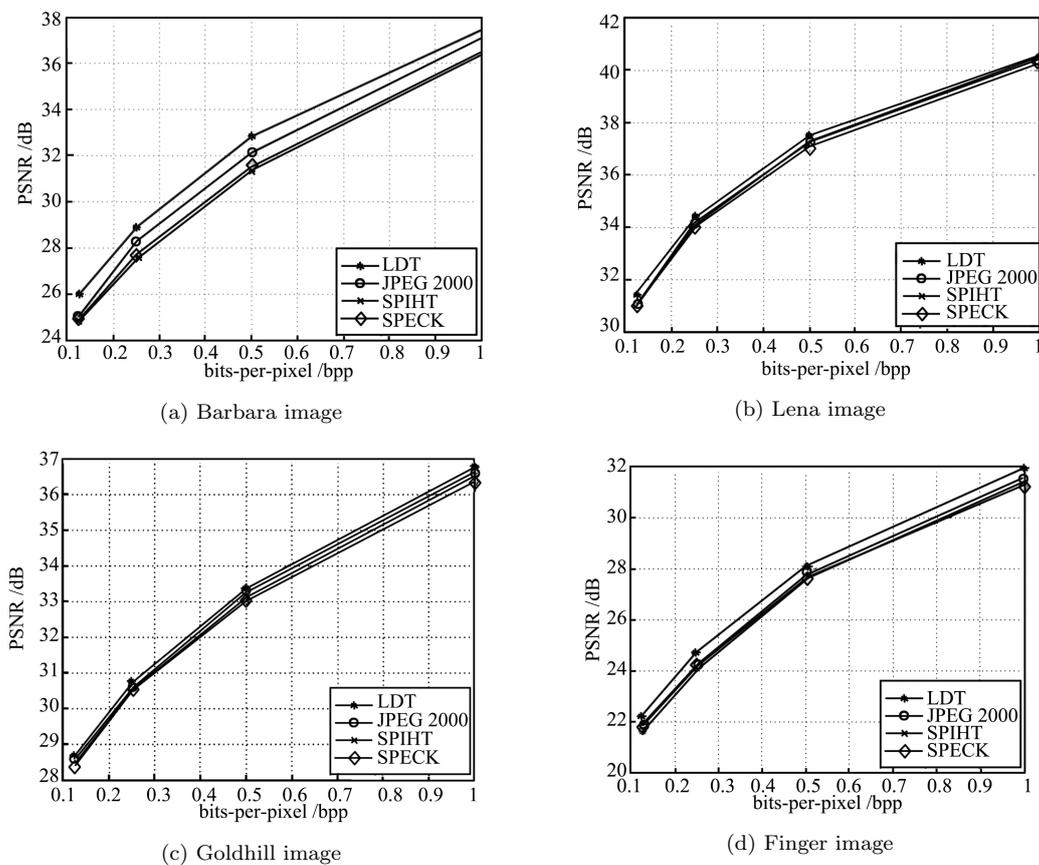


图 5 压缩算法的 PSNR 性能比较

Fig. 5 Comparison of PSNR of different coding methods

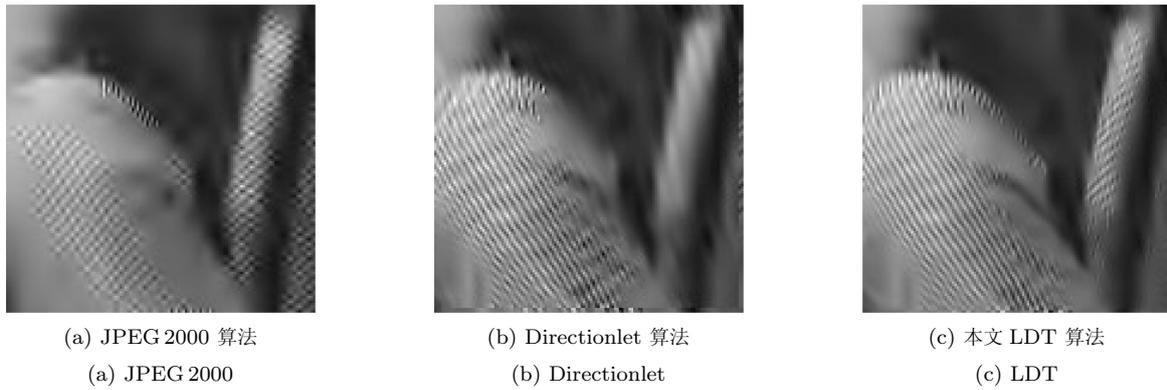


图 6 在 0.125 bpp 下, Barbara 重构图像局部对比图

Fig.6 Portions of decoded Barbara images at 0.125 bpp



图 7 在 0.125 bpp 下, Lena 重构图像局部对比图

Fig.7 Portions of decoded Lena images at 0.125 bpp

比例仍低于 2.5%), 但对于增加边缘和轮廓等细节信息的清晰度, 提高重构图像的压缩质量有着不可或缺的作用.

4 结束语

本文提出了一种基于 Directionlet 变换的静态图像压缩编码算法. 采用 Directionlet 变换的提升方案减少算法的计算量. 设计分块方向优化使算法能够自适应地捕捉图像中的各向异性方向特征. 同时采用集合分裂嵌入块编码算法, 对链表排序方式进行了改进, 并在此基础上设计了针对 Directionlet 系数分布的上下文算术编码器. 仿真实验结果表明, 与原始 Directionlet 域压缩算法以及小波域 SPECK, SPIHT 和 JPEG 2000 等经典算法相比, 本文算法在不同比特率下均能获得更高的 PSNR 值, 且较完整地保留了图像中的纹理和边缘等细节信息, 因此具备更好的压缩性能, 这种优势对低比特率下的图像压缩效果更加明显. 本文工作验证了 Directionlet 作为一种新的变换工具对图像压缩的有效性, 因此设计能更充分地发挥其方向性优势的编码算法将作为我们下一步研究的内容.

References

- 1 Taubman D S, Marcellin M W. *JPEG 2000: Image Compression Fundamentals, Standards, and Practice*. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 2001
- 2 Pennebaker W B, Mitchell J L. *JPEG Still Image Data Compression Standard*. New York: Van Nostrand Reinhold, 1993
- 3 Candès E J. *Ridgelets: Theory and Applications*. [Ph.D. dissertation], Stanford University, USA, 1998
- 4 Candès E J, Donoho D L. Curvelets, multiresolution representation, and scaling laws. In: *Proceedings of the Wavelet Applications in Signal and Image Processing VIII*. San Diego, USA: SPIE, 2000. 1–12
- 5 Le Pennec E, Mallat S. Sparse geometric image representations with bandelets. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(4): 423–438
- 6 Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2091–2106
- 7 Wang D M, Zhang L, Vincent A, Speranza F. Curved wavelet transform for image coding. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(8): 2413–2421
- 8 Ding W P, Wu F, Wu X L, Li S P, Li H Q. Adaptive directional lifting-based wavelet transform for image coding. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(2): 416–427

- 9 Velisavljevic V, Beferull-Lozano B, Vetterli M, Dragotti P L. Directionlets: anisotropic multidirectional representation with separable filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(7): 1916–1933
- 10 Said A, Pearlman W A. A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 1996, **6**(3): 243–250
- 11 Sweldens W. The lifting scheme: a custom-design construction of biorthogonal wavelets. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 1996, **3**(2): 186–200
- 12 Bai Jing, Wu Jia-Ji, Wang Lei, Jiao Li-Cheng. SAR image compression based on lifting directionlet transform. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2009, **28**(4): 311–315
(白静, 吴家骥, 王磊, 焦李成. 基于提升方向波变换域的 SAR 图像压缩. *红外与毫米波学报*, 2009, **28**(4): 311–315)



白静 西安电子科技大学讲师. 2004 年在郑州大学获得工学学士学位, 2009 年在西安电子科技大学获得工学博士学位. 主要研究方向为图像压缩编码与合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR) 图像解译. 本文通信作者.

E-mail: baijing@mail.xidian.edu.cn

(**BAI Jing** Lecturer at Xidian University.

She received her bachelor degree in electrical engineering from Zhengzhou University in 2004, and Ph.D. degree in electrical engineering from Xidian University in 2009. Her research interest covers image compression and synthetic aperture radar (SAR) image interpretation. Corresponding author of this paper.)



吴家骥 西安电子科技大学副教授. 1996 年在西安电子科技大学获得工学学士学位, 2001 年在中科院国家授时中心获得理学硕士学位. 2005 年在西安电子科技大学获得工学博士学位. 主要研究方向为图像编码及通讯、超光谱和多光谱图像压缩.

E-mail: wujj@mail.xidian.edu.cn

(**WU Jia-Ji** Associate professor at Xidian University. He received his bachelor degree in electrical engineering from Xidian University in 1996, master degree from National Time Service Center (NTSC), Chinese Academy of Sciences in 2002, and Ph.D. degree in electrical engineering from Xidian University in 2005. His research interest covers image coding, hyperspectral/multispectral image compression, and image communication.)



卢山 西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室博士研究生. 2004 年获桂林电子科技大学电子工程学院学士学位. 主要研究方向为多光谱图像分类和压缩.

E-mail: lumaomaommbb@126.com

(**LU Shan** Ph.D. candidate at the Key Laboratory of Intelligent Perception

and Image Understanding of Ministry of Education of China, Xidian University. She received her bachelor degree from Guilin University of Electronic Technology in 2004. Her research interest covers hyperspectral image classification and compression.)



焦李成 西安电子科技大学教授. 1982 年, 1984 年和 1990 年在上海交通大学, 西安交通大学获学士、硕士、博士学位. 主要研究方向为信息与信号处理、自然计算和智能信息处理.

E-mail: jlc1023@163.com

(**JIAO LI-Cheng** Professor at Xidian University. He received his bachelor

degree from Shanghai Jiao Tong University in 1982, master and Ph.D. degrees from Xi'an Jiaotong University in 1984 and in 1990, respectively. His research interest covers signal and image processing, natural computation, and intelligent information processing.)