

基于交织抽取与分块压缩感知策略的图像多描述编码方法

赵春晖 刘巍*

(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院 哈尔滨 150001)

摘要: 该文基于交织抽取和分块压缩感知(Interleaving Extraction and Block Compressive Sensing, IEBCS)理论,提出了一种可以在成像过程中实时实现的多描述编码方法(IEBCS-MDC)。首先利用交织抽取将图像划分成若干个子图像,然后对各个子图像进行分块压缩感知形成多个描述码流,接收端通过求解优化问题重建原图像。分块策略保证了观测过程的复杂程度不因图像尺寸而改变,所以该方法结构简单易于实现,适合处理高分辨率图像,另外特有的自恢复能力提升了算法的抗丢包性能。实验表明,在相同的硬件环境下,该文方法可以处理的图像尺寸远远大于 CS-MDC 方法,在同样的丢包率下重构质量也优于 CS-MDC 方法。

关键词: 多描述编码; 压缩感知; 交织抽取; 分块策略; 自恢复

中图分类号: TN911.2

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)02-0461-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00400

Image Multiple Description Coding Method Based on Interleaving Extraction and Block Compressive Sensing Strategy

Zhao Chun-hui Liu Wei

(College of Information and communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Based on Interleaving Extraction and Block Compressive Sensing (IEBCS), a new Multiple Description Coding method (IEBCS-MDC) which can be achieved real-timely during imaging process is presented. The method is first partitions an image into several sub-images using interleaving extraction, then measures each sub-image with block compressive sensing and forms multiple descriptions. At the decoding terminal, the method reconstructs the original image by solving an optimization problem. Block strategy ensures that the complexity of measurement process does not change due to image size, so the method is simple and easy to implement, suitable for handling high-resolution images, and the characteristic self-recovery capability enhances the ability against packet loss. Experimental results show that, compared to CS-MDC, the proposed method can handle much bigger images in the same hardware environment and the reconstruction quality is also better than CS-MDC with the same packet loss probability.

Key words: Multiple Description Coding (MDC); Compressive Sensing (CS); Interleaving extraction; Block strategy; Self-recovery

1 引言

多描述编码^[1](Multiple Description Coding, MDC)是近年来面向不可靠网络中实时信号传输问题提出的一种编码方法。现有的多描述编码方法普遍存在的问题是重构质量与抗误码和丢包的能力依赖于描述个数,而描述个数越多计算复杂度越高,编码效率越低。压缩感知^[2-4](Compressive Sensing, CS)理论可以用少量观测值提取信号中的有效信息,信息量在观测值中平均分布,每个观测值都可以看成是原信号的一个描述,在此框架下文献[5]提出了 CS-MDC 算法,但 CS-MDC 方法仅仅将 CS 作为一

种压缩手段,未能有效利用其采样与压缩同步完成的优势,并且对计算资源消耗极大。

本文基于交织抽取和分块压缩感知,提出了一种新的 IEBCS-MDC 编码方法。该方法实时性好易于实现,适合处理高分辨率图像,另外特有的自恢复能提升了算法的抗丢包能力。实验表明,在相同的硬件环境下,本文方法的可以处理的图像尺寸远远大于 CS-MDC 方法,在同样的丢包率下重构质量也优于 CS-MDC 方法。

2 压缩感知

考虑一个实值 1 维离散信号 $f \in R^N$, 可以用一组正交基 Ψ 表示为

$$f = \Psi x \quad (1)$$

如果 $\text{sup}(x) := \{i : x_i \neq 0\}$, 那么当 $\text{sup}(x) \leq S$ 时称信

2010-04-20 收到, 2010-10-07 改回

国家自然科学基金(61077079)资助课题

*通信作者: 刘巍 liuweil6@hrbeu.edu.cn

号 f 为 S —稀疏信号。在不进行变换的情况下直接通过一个与 Ψ 不相关的 $M \times N$ ($M \ll N$) 矩阵 Φ 获取信号 f 的观测值为

$$y = \Phi f = \Phi \Psi x = \Theta x \quad (2)$$

我们称 $M \times N$ 矩阵 Φ 为观测矩阵, $N \times N$ 矩阵 Ψ 为稀疏分解矩阵。压缩感知矩阵 $\Theta = \Phi \Psi$ 是一个 $M \times N$ 矩阵。可以证明^[6]解最小化 l_1 范数的优化方程为

$$\hat{x} = \min \|x'\|_{l_1} \text{ 满足 } \Theta x' = y \quad (3)$$

可以准确恢复 S —稀疏信号。当 Θ 满足受限等距特性(Restricted Isometry Property, RIP)^[7]时可以保证长度为 N 的 x 可以由 $M \geq O(S \lg N)$ 个观测值, 通过式(3)精确恢复出来。

3 关键技术及实现方案

3.1 交织抽取

交织抽取的原则是尽量将图像中相邻的像素平均分配到不同的描述中去。以 2-抽取, 4 描述为例采用下采样的方式抽取, 其过程如图 1 所示。从图 1 中可以清楚地看到, 2-抽取实际上就是通过每 2 行 2 列抽取一个像素的方法生成子图像的。以此类推, n -抽取为每隔 n 行 n 列抽取一个像素, 该过程等效为将图像划分为彼此不交叠的尺寸为 $n \times n$ 的小块, 再将其中的像素顺序分给 n^2 个子图像, 每个子图像即为一个描述。

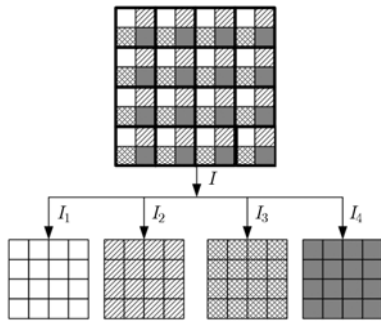


图 1 基于交织抽取的子图像划分过程

3.2 分块压缩感知

若一幅图像总共具有 $N = I_r I_c$ 个像素, 我们希望取得 M 个观测值。在分块 CS 中图像被分成大小为 $B \times B$ 的小块, 用 x_i 表示第 i 块的向量形式, 则相应的观测值 y_i 可以表示成

$$y_i = \Phi_B x_i \quad (4)$$

其中 Φ_B 是一个 $m \times B^2$ 矩阵, $m = \lfloor MB^2 / N \rfloor$ 。对整幅图像来说观测矩阵 Φ 是一个具有如下式(5)的块对角矩阵

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_B & & & \\ & \Phi_B & & \\ & & \ddots & \\ & & & \Phi_B \end{bmatrix} \quad (5)$$

值得注意的是, 在分块 CS 算法中仅需存储 $m \times B^2$ 矩阵 Φ_B 而不需存储 $M \times N$ 矩阵 Φ ^[8]。

3.3 实现方案

CS 的魅力在于其解放硬件资源的能力, 只要信号在某个基(或框架)下具有稀疏性, 就可以通过对非稀疏域内少量线性投影的方式达到对稀疏域的观测, 极大地节省了传感器的数量。对于传感器的价格昂贵, 信号传输信道情况复杂的应用领域, 如外层空间技术、水下探测、非可见光谱成像等, 借助 CS 的特性使用远少于图像精度要求的传感器在成像的同时实现多描述编码不仅可以极大地节省成本, 又可以提高实时传输的质量。

参考单像素压缩感知相机^[9]的结构, 用随机数生成器(Random Number Generator, RNG)控制数字微镜装置(Digital Micromirror Device, DMD)模拟观测矩阵的行为, 并用一个感光器件接收观测值。以 2-抽取, 4 描述, 32×32 分块为例, DMD 的基本动作如图 2 所示。

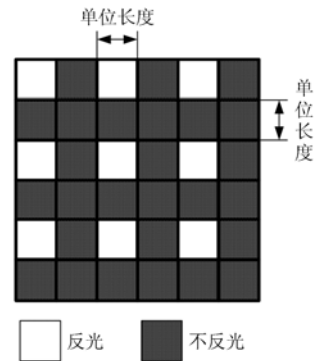


图 2 DMD 的基本动作

图中每个小方块代表一个可以转动的小镜面, 边长记为 1 个单位长度。如果成像精度为 $I_r \times I_c$, 则用一个由 $I_r \times I_c$ 个小镜面组成的如图 2 结构的 DMD 来模拟交织抽取过程, 再用一个尺寸为 64×64 的相同结构的 DMD 来模拟分块 CS 过程。模拟分块观测的 DMD 可以在轨道上以 1 个单位长度为步长沿上下左右 4 个方向移动。来自成像场景的光经第 1 个镜头汇聚照射在模拟交织过程的 DMD 上, 再反射到模拟分块 CS 的 DMD 上, 然后经第 2 个镜头汇聚由感光器件接收, 通过两个 DMD 的相对移动和各自小镜面的独立翻转得到全部观测值, 如图 3 所示。

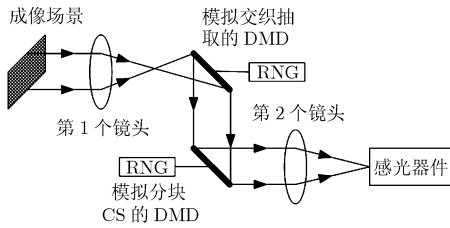


图3 实现方案示意图

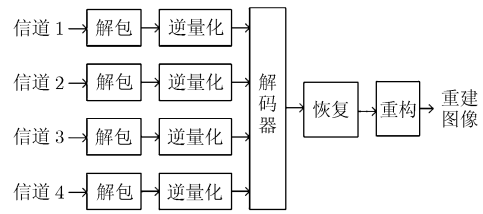


图5 解码模块

4 IEBCS-MDC 系统方案

4.1 编码模块

编码模块的主要功能就是对图像数据进行交织抽取与分块 CS 编码，如图 4 所示。分块 CS 保证了观测矩阵不随图像尺寸的变化而改变，有效缓解了存储压力方面的巨大作用，有利于系统设计。CS 中观测矩阵的设计是独立于信号形式的，一般选择随机矩阵作为观测矩阵。在设计编/解码器时，分别在两端固定一个产生随机矩阵的种子就能保证在编码端和解码端采用同一个观测矩阵重构信号，量化过程采用均匀量化方法。

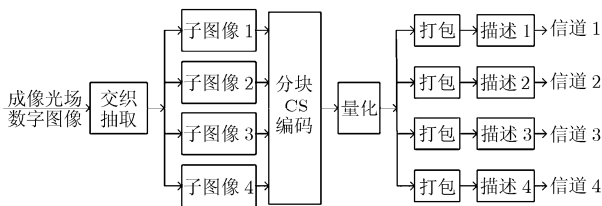


图4 编码模块

4.2 解码模块

解码模块的构成如图5所示。解码模块接收信道中的码流，首先通过解包和逆量化得到CS编码的观测值，再经过解码器解码出各个描述。解码等价于CS中的信号重建问题，本文采用CS理论中的重构方法指导解码器的设计。由于图像的特殊性，在计算条件允许的情况下，可以采用TV(Total Variation)最小化方法精确重建图像。文献[5]中提出的CS-MDC方法由于对原始图像进行了变换，并通过人为置0的方式使变换系数变成严格的稀疏形式，所以不能采用TV最小化重建图像。在实验中本文方法将分别采用文献[5]所使用的StOMP(Stagewise Orthogonal Matching Pursuit)^[10]算法和TV最小化算法进行实验。

当同一位置上只有一个描述发生丢包时，可以简单地使用其他任意一个描述中对应的数据代替；

当同一位置上只有一个描述未发生丢包时，可以采用插值的方式估算丢失的数据。除此之外其他情况可以采用上述两种极端状况的综合方式恢复。重构图像时只要能恢复出一个数据完整的描述就可以达到令人满意的重构效果，在网络阻塞情况下某一个信道内的描述全部丢失也不会对整体效果造成严重影响。

5 实验结果及效果分析

在MATLAB环境下选用标准灰度Lena图像(1024×1024, 8 bit)对本文方法进行实验。实验中IEBCS-MDC一律采用2-抽取, 4描述, 32×32分块, 采用StOMP算法重建, 压缩码率为1.0 bpp, 仿真结果如图6所示。从图中可以看出, 任意一个完整描述就可以保证重构的质量。

对交织抽取而言, 图像尺寸越大形成的子图像平滑程度越高, 所以重建效果越好。IEBCS-MDC非常适合处理高分辨率图像, 一般来讲处理尺寸在512×512以上的图像比较合适。由于IEBCS-MDC具有自恢复能力, 所以在丢包率低于75%的情况下, 丢包对成像质量的影响不大。IEBCS-MDC针对不同尺寸图像的抗丢包性能如图7所示, 在Intel P4 3.0 GHz CPU的环境下对不同尺寸Lena图像的编码时间见表1。

IEBCS-MDC 方法在编码过程中占用的内存空间很小。与文献[5]的CS-MDC相比, 在相同的资源条件下, IEBCS-MDC可以处理的图像尺寸远远大于CS-MDC。IEBCS-MDC采用了分块策略, 所以观测矩阵不随图像尺寸改变。以MATLAB环境为例, 两种方法中观测矩阵对存储空间的需求对比如图8所示。随着图像尺寸的增加, CS-MDC的资源消耗成指数级增长, 而IEBCS-MDC则一直维持在较低的水平上。在资源有限的情况下, 例如只有2G内存时, CS-MDC对超过256×256的图像无能为力, 而IEBCS-MDC可以利用2M左右的内存处理1024×1024或更大的图像。

图9是本文方法和CS-MDC方法在丢包情况下的实验对比。综合图7和图8可以看出, 对于相同的硬件环境(2G内存), 尺寸256×256几乎是CS-MDC



图6 IEBCS-MDC重建效果

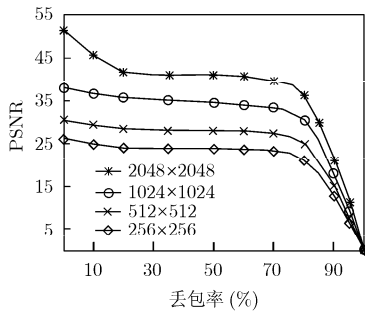


图 7 IEBCS-MDC 针对不同尺寸的抗丢包性能

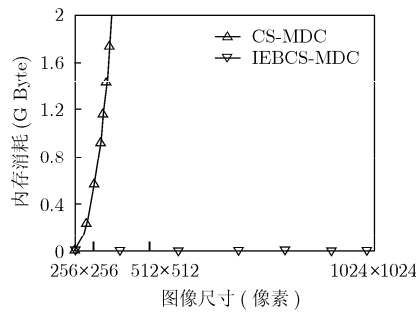


图 8 存储空间占用对比

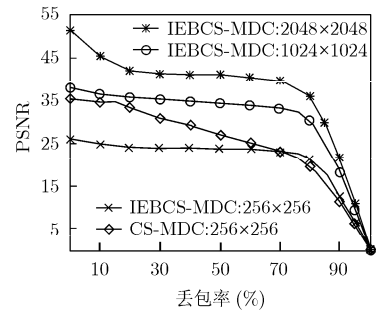


图 9 IEBCS-MDC 和 CS-MDC 抗丢包性能对比

表 1 IEBCS-MDC 针对不同尺寸的编解码时间

	256 × 256	512 × 512	1024 × 1024	2048 × 2048
编码时间(s)	0.1250	0.5106	1.8130	6.4520

的能力上限，但却是IEBCS-MDC的效果下限。IEBCS-MDC算法在解码端可以利用TV最小化方法提高解码质量，对于尺寸256×256的图像分别采用TV最小化方法和StOMP算法的解码效果对比如图10所示。

6 结论

本文提出了一种可以在成像过程中实时实现的多描述编码方法——IEBCS-MDC，并给出了系统的实现方案。交织抽取与分块策略的应用保证了对CS理论的有效利用，既有效地节省了硬件资源，又避免了传统多描述编码在描述个数增多时编解码复

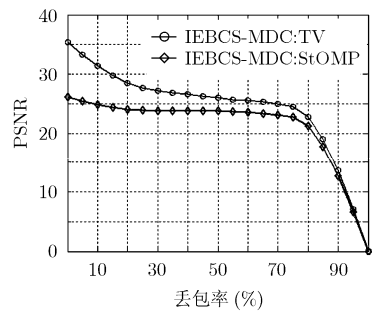


图 10 TV 最小化和 StOMP 算法性能对比

杂度急剧增加的问题。通过与 CS-MDC 的比较可以看出，IEBCS-MDC 在应用范围和抗丢包能力上效果更好。

参考文献

[1] Goyal V K. Multiple description coding: compression meets the network [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2001,

- 18(5): 74–93.
- [2] Donoho D. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [3] Candès E and Wakin M. An introduction to compressive sampling: a sensing/sampling paradigm that goes against the common knowledge in data acquisition [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21–30.
- [4] Baraniuk R. Compressive sensing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118–121.
- [5] 刘丹华, 石光明, 周佳社, 等. 基于 Compressed Sensing 框架的图像多描述编码方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2009, 28(4): 298–302.
- Liu Dan-hua, Shi Guang-ming, and Zhou Jia-she, *et al.* New method of multiple description coding for image based on compressed sensing [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2009, 28(4): 298–302.
- [6] Donoho D. For most large underdetermined systems of linear equations, the minimal ℓ_1 norm near-solution approximates the sparsest near-solution. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(7): 907–934.
- [7] Candès E and Romberg J. Quantitative robust uncertainty principles and optimally sparse decompositions [J]. *Foundation of Computational Mathematics*, 2006, 6(2): 227–254.
- [8] Gan L. Block compressed sensing of natural images [C]. The 15th International Conference on Digital Signal Processing, Cardiff, UK, 2007: 403–406.
- [9] Duarte M, Davenport M, and Takhar D, *et al.* Single-pixel imaging via compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 83–91.
- [10] Donoho D, Tsai Y, and Drori I, *et al.* Sparse solution of underdetermined linear equations by stage wise orthogonal matching pursuit [R]. Tech. Report. 2006, Stanford, Department of Statistics, 2006.
- 赵春晖：男，1965 年生，教授，博士生导师，研究方向为智能信号处理和非线性信号处理。
- 刘 巍：男，1982 年生，博士生，研究方向为非线性信号与图像处理。