

文章编号:1004-9037(2014)05-0764-06

基于分块压缩感知与平均分组的图像多描述编码

郑海波 朱秀昌

(南京邮电大学通信与信息工程学院,南京,210003)

摘要:提出了一种基于压缩感知理论的图像多描述编码的方法。该方法在编码端利用分块压缩感知技术对图像进行随机测量,将得到的测量结果矩阵按行平分形成多个描述;在解码端,利用所收到的若干描述重建出相应的图像,且收到的描述个数越多,重建图像的质量越好。直接对测量后的矩阵进行行分割,可以随意产生多个描述,同时也使得编码端的计算复杂度大大降低。实验表明,在相同条件下,本文方法的编码时间更短,图像的重构质量也明显优于其他多描述编码的方法。

关键词:多描述编码;压缩感知;分块测量;平均分组

中图分类号:TN919.81

文献标识码:A

Image Multi-Description Coding Method Based on Equally Grouping and Block Compressive Sensing Strategy

Zheng Haibo, Zhu Xiuchang

(School of Telecommunication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, 210003, China)

Abstract: An image multiple description coding method is proposed based on compressive sensing theory. It measures the image by block compressive sensing technology on the encoding side, and then divides the result matrix into many descriptions by grouping equally in the rows. In the decoding side, it reconstructs the image by received descriptions. The more the descriptions are received, the better the quality of the reconstructed image is. Dividing the result matrix into groups directly can generate many descriptions easily and reduce computational complexity on the encoding side. Experimental results show that, in the same experimental conditions, the proposed method exhibits faster encoding speed and higher reconstruction image quality than other methods.

Key words: multi-description coding; compressive sensing; block measurement; grouping equally

引 言

近年来,随着互联网及无线网络技术的迅猛发展,图像及视频等信号在不可靠网络中的高质量传输变的越加重要。多描述编码^[1-2]作为解决这一问题的方法,成为众多学者研究的热点。多描述编码(Multiple description coding, MDC)假设在信源和信宿之间有多个信道,各个信道同时出错的概率非常低,通过生成多个同等重要、可独立解码的关于

编码的描述,从而保证在其中一些描述丢失的情况下,仍然可以得到可接受的图像质量,并且随着描述的增加,图像的质量越来越好。

采用压缩感知^[3-7](Compressive sensing, CS)技术,在对图像信号采集的同时也完成了对信号的压缩,也可用于图像的多描述编码。根据压缩感知理论,较少的测量值蕴含了图像中的有效信息,信息量在测量值中是平均分布的,测量值的每个部分都可以看成是原信号的一个描述。目前,基于压缩感知框架下的图像多描述编码方案^[8-9](CS-MDC)

已经被提出,但在这些方法中仅仅是将 CS 作为一种编解码的工具,而多个描述却是从图像分割的角度来获得的。这种 MDC 方法的缺点是生成的描述个数有限,且分割方法复杂,当需要生成多个描述的时候,编码端的计算复杂度会增大;同时,这种方法没有真正地利用压缩感知技术的内在特点:被测信号的信息几乎平均分散的 CS 测量值中。

本文提出了一种基于压缩感知与平均分组的多描述编解码方法。该方法大大降低了编码端的计算复杂度,生成多描述的方法非常简单,降低了编码端成本,易于硬件实现。而且,该方法生成的多个描述之间的信息均衡性很好,它们对解码端具有完全相同的重要性,多个描述的总数据量基本和描述数成正比,不需要为描述数的增加而付出额外的数据。实验表明,在较低的采样率下,能够获得较好质量的解码图像。

1 关键技术及实现方法

1.1 分块压缩感知

由压缩感知理论知,假设要从长度为 M 的样值中恢复长度为 N 的实信号 \mathbf{x} ,即从式(1)中恢复出 \mathbf{x}

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\varphi} \mathbf{x} \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{\varphi}$ 为感知矩阵, \mathbf{y} 为信号的观测值。只要测量矩阵满足一定的条件,就可以精确地从测量值 \mathbf{y} 恢复原信号 \mathbf{x} [6]。用式(2)最小化 l_1 范数的方法求解

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s. t. } \boldsymbol{\varphi} \mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (2)$$

而对于一般的图像是超高维信号,直接对整幅图像进行压缩感知,其计算量巨大。因此,遵循传统的分块图像编码的思路,如果对图像进行分块压缩感知[10]可以降低测量矩阵的规模,同时也可以降低重建算法的计算复杂度。假设一幅图像的总像素数为 $N = I_r I_c$,本文要得到 M 个测量值。在分块压缩感知中,图像被分成若干个大小为 $B \times B$ 的小块,然后将每一个小块按行扫描的方式将其转化为一个列向量, \mathbf{x}_i 表示第 i 块的列向量形式,那么相应的观测值 \mathbf{y}_i 可以表示为

$$\mathbf{y}_i = \boldsymbol{\Phi}_B \mathbf{x}_i \quad (3)$$

式中: $\boldsymbol{\Phi}_B$ 为一个 $m \times B^2$ 随机正交高斯矩阵, $m = \lceil MB^2/N \rceil$ 。对整幅图像,测量矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 相当于由 $\boldsymbol{\Phi}_B$ 组成的对角阵

$$\boldsymbol{\Phi} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Phi}_B & & & \\ & \boldsymbol{\Phi}_B & & \\ & & \ddots & \\ & & & \boldsymbol{\Phi}_B \end{pmatrix} \quad (4)$$

在实际的存储中,只需要存储每一块的测量矩阵 $\boldsymbol{\Phi}_B$ 即可。

1.2 平均分组

由式(3)可知,观测值 \mathbf{y}_i 是一个列向量,本文按照如下方式进行平均分组。以下为 n 个描述的分组方法。假设分块大小为 $B \times B$,采样率 $S = M/N$,其中 N 为图像的总像素数, M 为最终的测量数。那么 \mathbf{y}_i 即是一个长度为 $S \cdot B^2$ 的列向量。按照如图 1 的方法, \mathbf{y}_i 所分的第 j 个描述为 \mathbf{y}_{ij} ($j = 1, 2, \dots, n$),该列向量的大小为 $\lceil S \cdot B^2/n \rceil$ 。

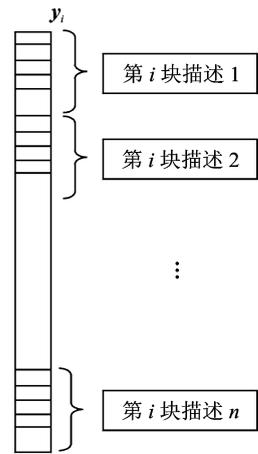


图 1 第 i 块观测向量 \mathbf{y}_i 的分组方法

Fig. 1 Grouping method for the y_i th measure vector of the i th block

对于整幅图像的观测值 $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1 \ \mathbf{y}_2 \ \dots \ \mathbf{y}_i \ \dots]$,每一个列向量均按上述分组方法操作,将分别得到 n 个描述;其中第 j 个描述可以表示为

$$\mathbf{y}^j = [\mathbf{y}_{1j} \ \mathbf{y}_{2j} \ \dots \ \mathbf{y}_{ij} \ \dots] \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

对 \mathbf{y}^j 进行量化打包,即形成第 j 个描述。

1.3 BCS-SPL 重建算法

文献[10]详细阐述了基于分块压缩感知的平滑 SP 阈值迭代算法(Block CS with smoothed project landweber, BCS-SPL)[11]重建算法和分块压缩感知(Block-based CS sampling, BCS)。

(1) SPL 重建算法时将式(2)中的问题转化为如下问题的求解

$$\hat{x} = \arg \min_x (\|\Psi x\|_1 + \lambda \|y - \Phi x\|_2) \quad (6)$$

求解上述问题,应用带有变化阈值的迭代算法。其中第 i 次的迭代公式

$$\hat{x}^{(i)} = \hat{x}^{(i-1)} + \frac{1}{\gamma} \Psi \Phi^T (y - \Phi \Psi^{-1} \hat{x}^{(i-1)}) \quad (7)$$

其初值

$$x^{(0)} = \Phi^T y \quad (8)$$

第 i 次迭代时阈值判断式为

$$x^{(i+1)} = \begin{cases} \hat{x}^{(i)} & \hat{x}^{(i)} > \tau^{(i)} \\ 0 & \\ \text{其他} & \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\tau^{(i)}$ 是第 i 次迭代时的阈值,其计算式在文献 [11] 中已证明

$$\tau^{(i)} = \lambda \frac{\text{median}(|\hat{x}^{(i)}|)}{0.6745} \sqrt{2 \log K} \quad (10)$$

式中: λ 为一个调节门限的常量, K 为变换系数的个数。

(2) 维纳滤波

为了减弱因分块 CS 带来的方块效应, SPL 算法引入维纳滤波。具体操作是:每一次迭代所获得的重建信号 \hat{x} , 对其进行空域上的维纳滤波。这样会使恢复的图像更加地逼近原图像, 有效地提高恢复图像的峰值信噪比。

2 BCS-MDC 方法

2.1 编码模块

编码模块的主要功能就是对图像进行分块 CS 编码和平均分组, 如图 2 所示。分块编码保证了随机测量矩阵的规模不随图像尺寸的变化而变化, 降低了矩阵运算的规模, 提高了编码效率。随机测量矩阵独立于图像数据, 本文采用随机正交高斯矩阵进行测量。在编码端和解码端, 均采用同一个测量矩阵。平均分组算法简单, 因此编码模块的计算复杂度很低。对测量数据的量化为 8 比特均匀量化, 即编码输出的每个测量值为一个 8 比特二进制数。

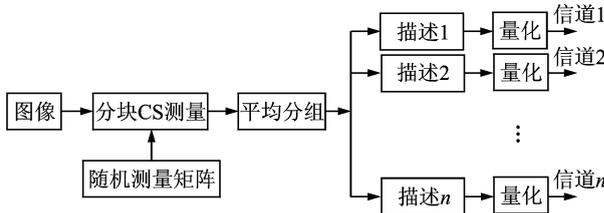


图 2 BCS-MDC 编码流程

Fig. 2 Encoding process of BCS-MDC

2.2 解码模块

解码模块的构成如图 3 所示。解码模块接收信道中的码流, 接到后首先进行逆量化得到每个描述的描述值, 然后将收到的描述进行合并。合并后的顺序既可以与分组前的顺序一样, 也可以与分组前的顺序不同, 但必须保持每个测量值与其随机测量矩阵相对应, 即保证编码和解码要用相同的测量矩阵。当传输无丢包时, 经过合并后的测量值, 与原测量值完全一样, 此时直接用编码端的随机观测矩阵进行重建; 当传输出现丢包情况, 即有部分描述没有收到, 经过合并后的测量值只是原测量值的一部分, 这时只需要将与之相对应的随机观测矩阵的部分列向量用于重建算法。因此对于解码端来说, 在出现部分描述没有接到的情况下, 只是相当于整个系统的采样率有所下降, 而重建算法依然能够正常工作, 整个系统仍然能够恢复出较好的图像。从上述分析来看, 在网络阻塞的情况下, 即便某一个信道内的描述全部丢失, 也不会对整个系统造成严重影响。

BCS-SPL 重建算法, 在基于分块压缩感知的前提下, 采用可控阈值迭代, 达到较好的重建效果。同时, 对每一次迭代进行空间域的维纳滤波, 有效地消除了因分块带来的“方块效应”。这样, BCS-SPL 重建算法既兼顾了分块 CS 的效率, 又弥补了分块带来的影响。

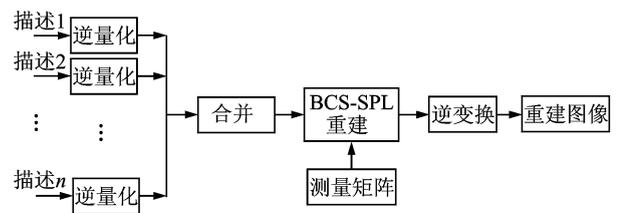


图 3 BCS-MDC 解码流程

Fig. 3 Decoding process of BCS-MDC

3 实验结果与分析

在 Matlab 平台下, 选用标准测试图像 Lenna 灰度图像 (512×512, 8 bit) 对本文方法进行实验。实验中采用 BCS-MDC 进行 4 个描述的编码, 分块大小为 32×32, 采用 BCS-SPL 重建算法, BCS 采样率 $M/N = 0.5$, 每个描述压缩码率为 1.0 bpp。仿真结果如图 4 所示。

对于编码端, 与文献 [8, 9] 相比, 本文方法不需

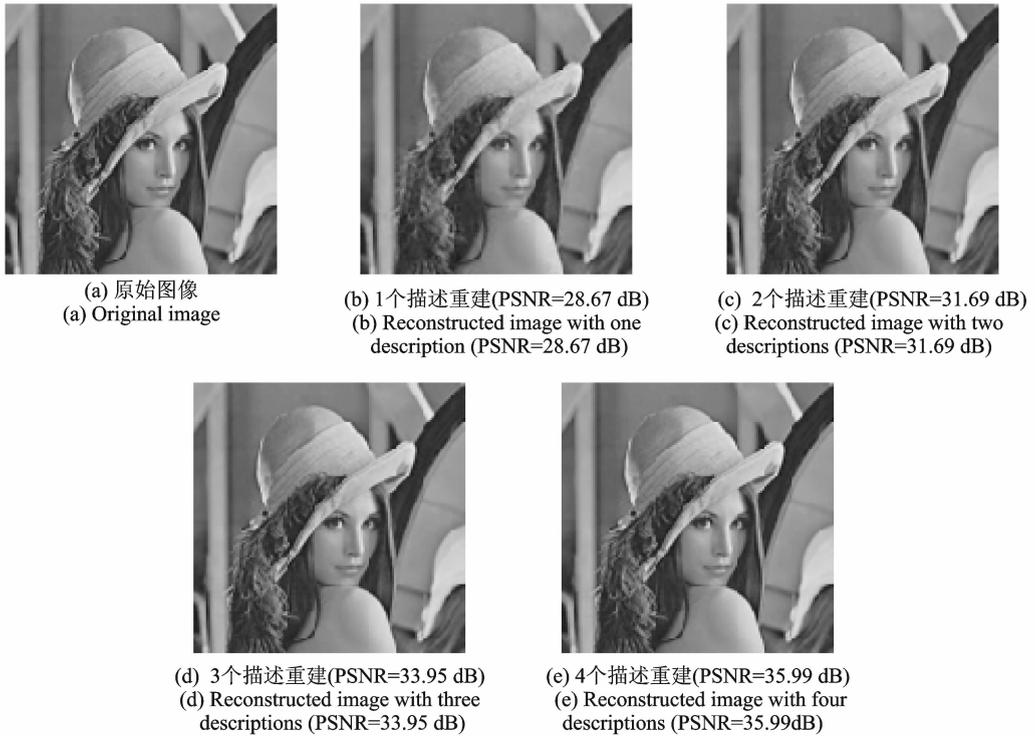


图 4 BCS-MDC 重建 Lena512 图像(总采样率 $M/N=0.5$; 每个描述的压缩码率为 1.0 bpp)
 Fig. 4 Reconstructed images with BCS-MDC (compressed bit-rate of each description is 1.0 bpp)

要对原始图像进行小波分解,也不需要交织抽取算法。因此,编码端的计算复杂度更低。另外,由于应用分块压缩感知,本文方法可以处理的图像尺寸很大。在 Intel Core 2 Duo 2.0 GHz CPU/2GB 内存的环境下,对 512×512 的 Lena 图,不同采样率和分块大小不同的情况下,编码端随多描述个数的增加所需时间如图 5 所示。在相同的压缩码率和硬件条件下,IEBCS-MDC 和 BCS-MDC 针对不同尺寸图像的编码时间对比如表 1 所示。从表 1 可知,BCS-MDC 编码时间更短,编码端对硬件的要求更低。

图 6 为 BCS-MDC 在不同采样率下系统的抗丢包能力。由实验结果可知,BCS-MDC 具有很强的抗丢包能力。在采样率为 0.5 时,丢包率达到 70% 时,仍然能够恢复可以接受的图像;另外,当丢包率不断增大的同时,恢复图像的 PSNR 下降得非常缓慢。因此,当网络出现严重阻塞时,系统的优越性更加显著。由于编码采用对测量值平均分组的方法,使得系统在丢包的情况下,对接收端而言,只是相当于采样率的降低,所以,接收端仍然能够重建出较好的图像质量。

图 7 为 BCS-MDC 与 IEBCS-MDC 对不同大小图像的抗丢包性能的对比,从图中可以看出,

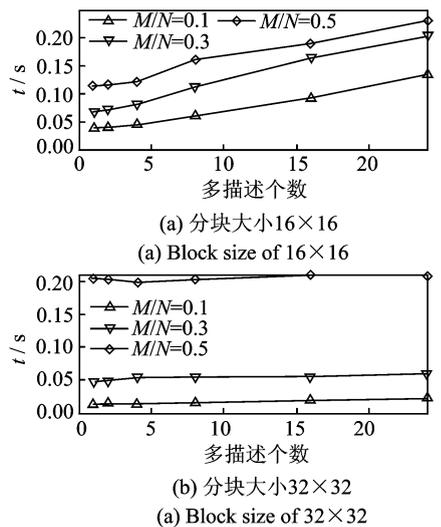


图 5 采样率(M/N)为 0.1,0.3,0.5 时编码时间和描述个数的关系

Fig. 5 Relationship between the encoding time and description number with sampling rate of 0.1, 0.3 and 0.5

BCS-MDC 和 IEBCS-MDC 均能处理更大尺寸的图像,且尺寸越大,恢复出的 PSNR 越高。文献 [8] 中的 CS-MDC 方法,则无法处理图像尺寸大于 256×256 的图像。BCS-MDC 在不同尺寸下的抗丢包性能均优于 IEBCS-MDC。同时,当丢包率达

到 80% 以上时, IEBCS-MDC 的重建质量急剧下降, 而 BCS-MDC 的重建质量却下降缓慢。

表 1 IEBCS-MDC 和 BCS-MDC 针对不同尺寸图像的编码时间对比

	256×256	512×512	1024×1024	2048×2048
IEBCS-MDC	0.1638	0.7198	2.6651	8.7747
BCS-MDC	0.0746	0.3282	1.7158	5.9382

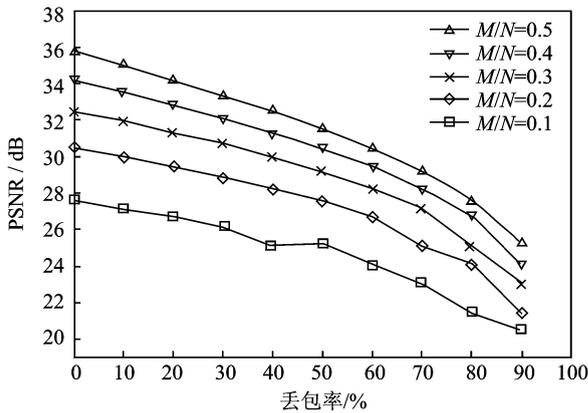


图 6 不同采样率下 BCS-MDC 抗丢包率性能

Fig. 6 BCS-MDC performance of packet loss prevention with the different sampling rate

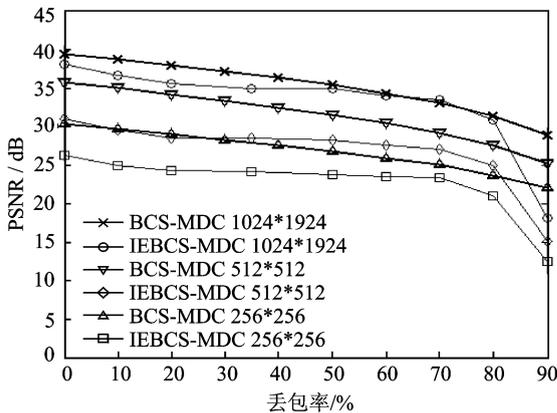


图 7 BCS-MDC 与 IEBCS-MDC 对不同大小图像的抗丢包性能

Fig. 7 Comparison of performance of packet loss prevention of BCS-MDC and IEBCS-MDC with the different images

多描述编解码方法。在编码端, 从测量值信息分布均匀且相互不相关的特性入手, 进行简单的平均分组, 进而得到多个描述。当需要产生更多的描述时, 编码端的计算复杂度仍然很低。由于这种多描述编码方式大大降低了计算复杂度, 因而非常易于硬件实现。目前, BCS-MDC 还需要进一步解决的问题是: 当采样率进一步降低时, 恢复图像的 PSNR 不太理想。由于 BCS-MDC 与压缩感知的内在特性紧密结合, 随着 CS 重建算法性能的进一步提高, 将使得这一问题逐步得到解决。

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] 赵小青, 倪林. 基于感兴趣区域的分层多描述图像编码[J]. 数据采集与处理, 2008, 23(2): 135-140. Zhao Xiaoqing, Ni Lin. Layered multiple description image coding based on ROI [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2008, 23(2): 135-140.
- [3] Donoho D. Compressed sensing [J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [4] Baraniuk R. Compressive sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.
- [5] Candes E, Wakin M B. 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.
- [6] Donoho D. For most large underdetermined systems of linear equations, the minimal ℓ_1 norm near-solution approximates the sparsest near-solution [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(7): 907-934.
- [7] 潘汇, 张劲东, 张弓. 压缩感知雷达感知矩阵优化[J]. 数据采集与处理, 2012, 27(2): 138-27. Pan Hui, Zhang Jindong, Zhang Gong. Optimized sensing matrix design for compressive sensing radar [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(2): 138-27.
- [8] 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 Danhua, Shi Guangming, Zhou Jiashe, et al. New method of multiple description coding for image based on compressed sensing [J]. Journal of Infrared

4 结束语

本文提出了一种基于压缩感知与平均分组的

and Millimeter Waves, 2009, 28(4): 298-302.

- [9] 赵春晖,刘巍. 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[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(2): 461-465.
Zhao Chunhui, Liu Wei. Image multiple description coding method based on interleaving extraction and block compressive sensing strategy [J]. Journal of electronics & Information Technology, 2011, 33(2): 461-465.
- [10] Gan L. Block compressed sensing of natural images [C]// The 15th International Conference on Digital

Signal Processing. Cardiff, UK; IEEE, 2007: 403-406.

- [11] Mun S K, Fowler J E. Block compressed sensing of images using directional transforms [C]// Proceedings of the International Conference on Image Processing. Cairo, Egypt; IEEE, 2009: 3021-3024.

作者简介:郑海波(1988-),男,硕士研究生,研究方向:图像处理与多媒体通信,E-mail:1012010638@njupt.edu.cn;朱秀昌(1947-),男,教授,博士生导师,研究方向:图像处理与多媒体通信,E-mail:zhuxc@njupt.edu.cn。