

文章编号 1004-924X(2013)03-0724-10

混合观测压缩感知图像多描述编码

王良君*, 石光明, 李 甫, 史思琦

(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, 陕西 西安 710071)

摘要:提出一种混合观测压缩感知多描述编码方案,用于提升传统的该类编码系统的编码性能并保留其抗丢包能力。该方案采用二维离散余弦变换(DCT)观测矩阵和高斯矩阵分别对图像信号进行观测,并分别使用哥伦布码(Golomb code)及其改进的编码方案对两种观测系数进行熵编码,得到包含完整码字的二维 DCT 码流和仅包含部分码字的高斯观测系数码流。在解码端,利用二维 DCT 系数和高斯观测系数之间的相关性进行最大后验概率估计解码,成功估计出高斯观测系数的缺失码字。最后再将两种观测系数合并,采用 1 范数优化算法重构出原信号。针对自然图像和遥感图像的实验均表明:不同丢包情况下,用本文提出的编码方案获得的重构图像的峰值信噪比(PSNR)值比传统高斯观测压缩感知编码方案提高了 2~4 dB,该方案同时还具有鲁棒的抗丢包能力。

关键词:压缩感知;混合观测;多描述编码;哥伦布编码

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132103.0724

Compressive sensing multiple description image coding with hybrid sampling

WANG Liang-jun*, SHI Guang-ming, LI Fu, SHI Si-qi

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of the Ministry of Education, Xidian University, Xi'an 710071, China)

* Corresponding author, E-mail: lj_wang@mail.xidian.edu.cn

Abstract: A Compressive Sensing(CS) multiple description coding scheme with hybrid sampling was proposed to improve the coding efficiency of the traditional CS coding system and to maintain the ability of resisting packet loss. In the scheme, both 2-D Discrete Cosine Transformation(DCT) matrix and sub-Gaussian matrix were used to measure the image signal simultaneously. Then, a Golomb code and its improved version were used to encode for the resulted measurements, respectively. As a result, the 2-D DCT measurement bit streams with complete code words and the Gaussian measurement bit streams with incomplete code words were obtained respectively. In the decoder, these incomplete code words could be decoded successfully with a Maximum A posteriori Probability (MAP) estimator, and the deficient code words could be estimated by the relevance between 2-D DCT and Gaussian measurements. Finally, these decoded measurements were grouped together again to reconstruct the

收稿日期:2012-09-28;修订日期:2012-11-19.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61070138, No. 61033004, No. 61072104, No. 60902031, No. 61100155)

image signal by solving a 1-norm optimization problem. Experimental results on both natural and remote sensing images show that the Peak Signal to Noise Ratio(PSNRs) of the images reconstructed by proposed method can be superior to that of traditional CS coding scheme by 2~4 dB at different packet loss rates, meanwhile, it has a robust resisting packet loss ability.

Key words: compressive sensing; hybrid sampling; multiple description coding; Golomb coding

1 引言

随着光学成像仪器的发展,图像分辨率越来越高,其数据量也不断增加,图像数据的压缩传输显得尤为重要。然而在卫星成像、无线网络等众多领域,编码器资源十分有限,无法采用复杂的编码算法,并且信号的传输信道也极不稳定,因此,具有较低的编码复杂度和鲁棒的抗数据丢失能力是这些编码系统极力追求的目标。然而在传统的数据通信系统中,如非均匀错误保护(Unequal Error Protection, UEP)^[1]通信系统,其采集数据-数据压缩-数据保护传输的模式致使编码过程比较复杂、资源消耗较大,从而无法满足资源有限网络的通信需求。

近年来,压缩感知(Compressive Sensing, CS)作为一种全新的采样方法^[2-3]受到国内外众多学者的广泛关注,被应用于多个领域^[4-8]。该理论抛弃“先采集后压缩”这一传统概念,将采样和压缩合为一体。基于CS的编码系统^[9]具有以下3个优点:首先,编码器复杂度低。由于CS随机高斯矩阵几乎适用于任何信号,其编码不依赖于信号本身特性,因而编码端仅需做统一的矩阵运算再通过简单的量化即可。其次,码字本身具有较强冗余性,不需要进行特殊保护,即使某些观测数据丢失,也可重构出具有一定质量的信号。最后,CS本身的重构质量仅仅取决于恢复时采用的观测系数数量,而与具体采用哪些观测无关,因此各个观测系数对信号的重构具有等重要性。上述优点使得CS编码系统码字可以分别独立解码,每一个观测都可看作是对信号的一个描述,从而成为一种实用的多描述编码方案,特别适用于运算资源有限的通信系统。

然而CS多描述编码系统存在编码效率较低的缺点^[9-10]。其原因在于:压缩感知中的“压缩”

通常指数据观测(采样)数量的减小,并不是真正的数据码字的减少。而高效的数据压缩不仅需要减少观测数据数量,还需要对每个观测系数进行高效编码表示。传统CS采用随机观测矩阵采样数据,其观测系数往往具有很大的信息熵,对后续的数据压缩非常不利。文献[11]对随机观测系数的量化编码效率做过详细的分析。离散余弦变换(DCT)矩阵是一种非随机观测矩阵,所获得的观测系数分布趋于稀疏分布所以降低了信息熵。然而单独采用非随机观测矩阵,虽然可以提高编码性能,但是其鲁棒性较差。由于观测数据(如低频和低频系数)的重要性不同,一旦出现数据丢失,信号的恢复质量便无从保证。

本文提出一种基于二维DCT矩阵与高斯矩阵混合的观测方法,该方法采用Golomb编码方案进行熵编码,从而保持较低的编码复杂度。利用高斯观测系数与二维DCT观测系数之间的相关性,对高斯矩阵观测系数的Golomb编码方案进行改进,减小了其编码码长,进一步提升了编码性能。由于本方案中采用了保留着信号的全局信息的高斯观测系数,即使某些码字丢失,也不会造成较大信息损失,因此具有很强的抗丢包能力。

2 压缩感知理论简介

设信号 f 长度为 N ,其在某个域(如 ψ)可稀疏表示。采用随机观测矩阵观测 f ,得到少量观测系数 b 。即使观测数远小于信号长度 N ,也可以将其恢复。恢复算法是在满足观测约束的条件下,寻找在该空间下稀疏度最小的解。数学描述为:

$$\min \|\psi^T f\|_0, \quad s.t. \quad Af = b, \quad (1)$$

式中 $\|\cdot\|_0$ 定义为信号非零个数,其值越小,代表稀疏度越大。但是求解 l_0 范数问题是一个NP难的问题,计算量巨大而无法得以实际应用。

近年来, Candes 和 Donoho 等学者都发现若采用 l_1 范数来代替 l_0 范数, 在付出多一些观测代价的情况下, 两个优化问题的解是等同的^[2-3]。如式(2)所示:

$$\min \|\boldsymbol{\Psi}^T \mathbf{f}\|_1, \quad s. t. \quad \mathbf{A}\mathbf{f} = \mathbf{b}. \quad (2)$$

若观测系数受到能量为 τ 的噪声污染, 则上式中约束条件修改为:

$$\min \|\boldsymbol{\Psi}^T \mathbf{f}\|_1, \quad s. t. \quad \|\mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{b}\|_2 \leq \tau. \quad (3)$$

CS 在采样观测阶段不考虑信号具体的稀疏空间, 而是统一采用随机观测矩阵对信号进行信息采集, 其最终的恢复性能完全依赖于在恢复阶段稀疏空间选取的优劣。对于图像信号, 由于像素之间变化的梯度较小, 因此梯度空间是一种很好的稀疏空间。最小化梯度模值 l_1 范数即著名的 (Total Variation, TV) 算法可描述如下:

$$\min \text{TV}(\mathbf{f}) = \sum_{i,j} \|g(i,j)\|_1, \\ s. t. \quad \|\mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{b}\|_2 \leq \tau, \quad (4)$$

上式中 $g(i,j)$ 是图像的梯度模值。其定义为:

$$g(i,j) = \sqrt{(f(i+1,j) - f(i,j))^2 + (f(i,j+1) - f(i,j))^2}. \quad (5)$$

TV 算法采用了一种固定的回归模型对图像相邻像素之间的相关性进行描述。为了进一步准确刻画图像的局部相关性, 可以采用分段自回归 (Piecewise Auto Regression, PAR) 模型对相邻像素关系进行描述^[12]。在该模型下, 图像中每个像素点与其周边像素满足以下关系:

$$f(i,j) = \sum_{m,n} h(m,n) f(i-m,j-n) + r(i,j), \quad (6)$$

其中, 模型参数 $h(m,n)$ 可由某个初估图像 (如采用 TV 算法) 自身学习得到。若参数选择准确, 则 PAR 模型的残差便是一组稀疏信号。基于自适应模型恢复的 CS 算法 (Model based Adaptive Recovery of CS, MARX)^[12] 选取该残差信号的 l_1 范数作为优化目标, 可得到如下优化问题:

$$\min \sum_{i,j} \|r(i,j)\|_1, \quad s. t. \quad \|\mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{b}\|_2 \leq \tau. \quad (7)$$

其中, $r(i,j) = f(i,j) - \sum_{m,n} h(m,n) f(i-m,j-n)$ 。该算法在纹理和边缘区域可以得到较好的恢复质量。

3 混合观测压缩感知多描述编码方案

CS 不是对图像像素进行局部采样, 而是采用观测矩阵对图像进行全局观测, 每一个观测系数都包含了图像的全局信息。因此, 基于 CS 的编码方式只需要对这些观测系数进行编码, 而不是对图像像素直接进行编码。图 1 为传统高斯观测 CS 多描述编码系统的结构。其编码端由高斯观测、量化编码和打包模块组成, 相应的解码器则需要解包、解码反量化, 最后采用优化方法重构出信号。但是这种编码系统编码效率较低, 根本原因在于观测矩阵的随机性使得观测系数熵值较高, 从而导致编码性能较差^[10]。

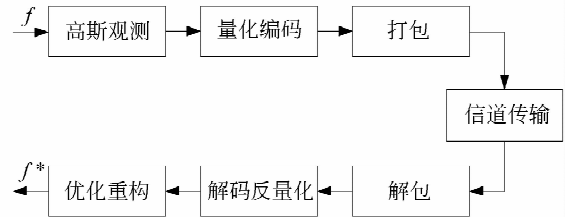


图 1 高斯观测 CS 多描述编码系统

Fig. 1 CS MDC system with Gaussian measurement matrix

为了克服该缺点, 本文在保留部分高斯观测同时, 将 DCT 观测矩阵引入到多描述系统中, 通过该混合观测方式提升编码性能。

3.1 混合观测 CS 编码方案系统描述

图 2 给出本文提出的混合观测 CS 编码方案结构图。不同于传统 CS 单一观测编码方法, 其首先对图像信号采用二维 DCT 矩阵 \mathbf{A}_D 和高斯随机矩阵 \mathbf{A}_G 进行混合观测分别得到观测系数 \mathbf{b}_D 和 \mathbf{b}_G , 再对其标量量化得到量化系数 $\hat{\mathbf{b}}_D$ 和 $\hat{\mathbf{b}}_G$ 。最后对 $\hat{\mathbf{b}}_D$ 和 $\hat{\mathbf{b}}_G$ 分别采用符合各自分布特点的编码方案。对于服从拉普拉斯分布的 DCT 系数, 采用 Golomb 码对其进行熵编码便可得到很好的编码效率; 而对于高斯分布的高斯观测值, 直接编码效率不高。为此, 本文利用其与 DCT 观测系数之间具有相关性, 将部分高斯观测系数的熵值和符号信息直接丢弃, 从而提升了编码效率。

解码端在将接收到的数据包拆分后, 首先对 DCT 系数和具有完整码字的高斯系数进行解码

反量化,并优化重构出原信号的初始估计 \tilde{f} 。接着采用高斯观测阵 A_G 对 \tilde{f} 进行观测从而得到对非完整码字高斯观测值的初步估计 \tilde{b}_G 。再根据该初步估计 \tilde{b}_G 和接收到的余数码流 b_G , 估计解码得到最终具有更高估计精度的高斯观测系数 \hat{b}_G 。在所有的观测系数成功解码后,再将 2 种观测系数

联合在一起,进行优化重构从而重构出原信号 f^* 。优化问题形式如下:

$$\min \|\psi^T f\|_1, \quad s. t. \quad \|A f - \hat{b}\|_2 \leq \tau, \quad (8)$$

其中, $A = \begin{bmatrix} A_D \\ A_G \end{bmatrix}$, $\hat{b} = \begin{bmatrix} \hat{b}_D \\ \hat{b}_G \end{bmatrix}$, τ 为量化噪声的能量。

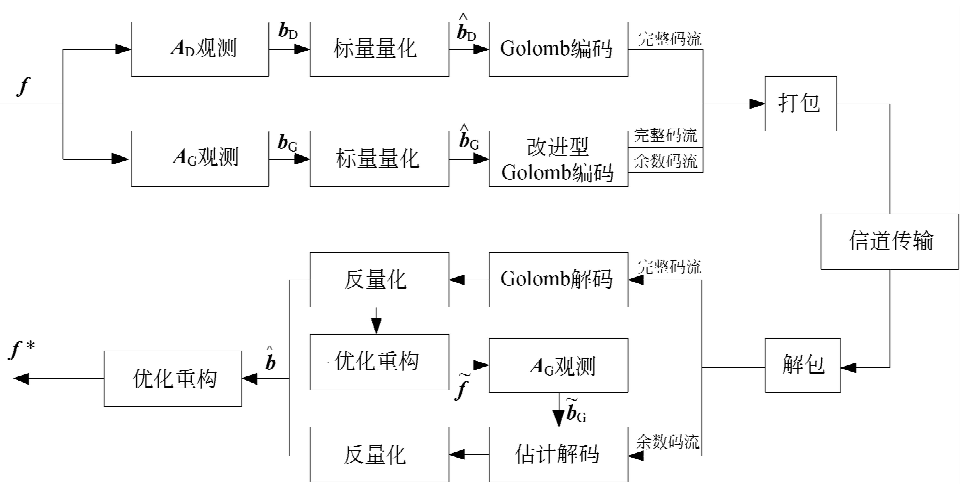


图 2 基于混合观测的 CS 多描述编码系统

Fig. 2 CS multiple description coding system based on hybrid sampling

3.2 观测系数的量化编码和解码

3.2.1 二维 DCT 系数的量化编码与解码

为了保证编码器设计简单,本文采用均匀标量量化器对观测系数进行量化。图像的二维 DCT 系数一般近似服从拉普拉斯分布,采用 Golomb 码对其进行编码不仅实现简单而且具有较高的编码效率^[13-15]。图 3 给出了标准 Lena 图像二维 DCT 系数以步长为 10 进行标量量化后的分布情况。该信号的信息熵为 2.04 bits,而采用 Golomb 码编码平均码长只有 2.11 bits,编码效率达到了 97%。

表 1 描述了 Golomb(k) 编码器对任意整数 l 进行编码的流程。其首先对符号单独编码,然后将模值 $|l|$ 除以整数 k 后,再对商值 q 和余数 d 采用不同方式分别编码。对商值编码采用数 0 法,即商是几,就用几个‘0’加‘1’来表示。如此,使得出现频率越高的商值码字长度越小。对于余数则采用二进制码编码。在计算出所需最大码长 $c = \lceil \log_2 d \rceil$ 后,若余数小于 $2^c - k$,采用 $c - 1$ 位二进制编码,否则采用 c 位二进制编码。

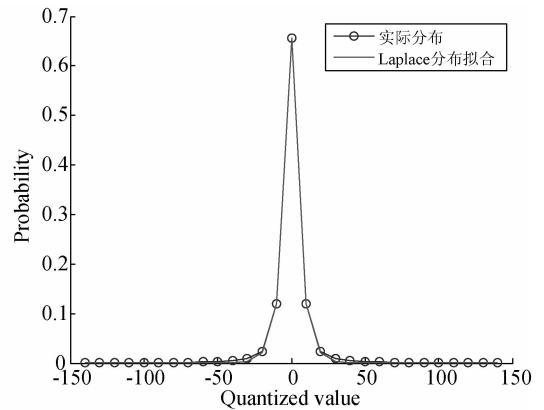


图 3 Lena 图像 DCT 系数分布及其拟合曲线

Fig. 3 Distribution of DCT coefficients and its fitting curve for Lena

对于满足拉普拉斯分布信号 x , Golomb 编码中的最优参数 k 通过下式确定^[16]:

$$k = \ln(2)E(|x|). \quad (9)$$

表 1 Golomb(k)编码器Tab.1 Golomb(k) encoder

步骤 1:	If $l > 0$	编码输出 '0'
	Else	编码输出 '1'
	Endif	
步骤 2:	计算商值 $q = \lfloor l /k \rfloor$,	编码输出 '0...01'
		q
步骤 3:	计算余数 $d = l - qk$,	
	计算 $c = \lceil \log_2 d \rceil$,	
	If $d < 2^c - k$	编码输出 'x...x' $c-1$
	Else	编码输出 'x...x' c
	Endif	

该编码方式实际上将观测系数做了三级的分级量化(Binned quantization)^[17]编码。符号位确定量化值位于正负轴的哪个半轴。在每个半轴,将每 k 个量化区间合并成一组,组号由商值索引,而每组中小区的标号则由余数来标识。

解码过程比较简单,第一位作为符号位读出,再对'0'的个数进行计数直到出现'1'为止,计数结果便是商值。最后将剩余部分作为余数进行二进制译码。由于对 DCT 系数进行的是直接熵编码,其解码完全可逆,不会引入编码误差。

3.2.2 高斯观测系数的量化编码与解码

对高斯观测系数同样采用均匀标量量化器进行量化。若直接进行 Golomb 编码,编码效率不高。同样以标准 Lena 图像为例,其量化后高斯系数的信息熵为 3.44 bits,直接采用 Golomb 码编码平均码长为 4.13 bits,编码效率仅有 83%。为了进一步提升编码效率,本文对高斯观测系数的 Golomb 编码方案进行了改进:只有当观测系数绝对值小于某一个门限值时,才对其进行完整编码。当观测系数绝对值大于该门限值时,其熵值的码字很长,仅对其余数部分编码,符号和熵值码字直接丢弃。由于 DCT 系数和高斯观测值都是对信号的描述,两者存在着相关性,从而可以利用 DCT 系数对丢失的码字进行估计解码。其过程如下:首先利用 DCT 系数和完整码字高斯观测系数进行

重构得到初步估计信号 \tilde{f} 。只要估计信号 \tilde{f} 与原信号 f 误差足够小,则观测系数的估计值 \tilde{b}_G 也与原高斯观测系数 b_G 足够相近。再联合其余数信息,采用最大后验概率(Maximum A Posteriori Probability, MAP)估计方法即可精确估计丢失的高位和符号信息。接下来,对该估计问题进行详细的数学分析。

为了不失一般性,假设采用的高斯观测矩阵由均值为零,方差为 $1/N$ 的高斯变量构成。观测系数 $b_G = A_G f$ 服从高斯分布,其均值为 0、方差为 $\|f\|^2/N$,可见图像信号的能量决定了分布的方差大小。该分布 $p(b_G)$ 是 b_G 的初始分布,即在 \tilde{b}_G 未知时 b_G 的分布。而 b_G 与 \tilde{b}_G 之间具有如下关系:

$$\tilde{b}_G = A_G \tilde{f} = A_G (\tilde{f} - f) + A_G f = A_G (\tilde{f} - f) + b_G, \quad (10)$$

从式(10)中可见,任何 $\tilde{b}_G(i)$ 是以 $b_G(i)$ 为中心、方差为 $\sigma_{b_G|\tilde{b}_G}^2 = \|\tilde{f} - f\|_2^2/N$ 的高斯分布。为了表达简洁,以下将标号(i)省略。简而言之,在已知 b_G 情况下, \tilde{b}_G 的条件分布为 $p(\tilde{b}_G | b_G) = \mathcal{N}(b_G, \|\tilde{f} - f\|_2^2/N)$ 。

根据条件分布 $p(\tilde{b}_G | b_G)$ 和初始分布 $p(b_G)$,依据贝叶斯概率公式,近似将 b_G 与 A_G 看作无关,则可计算出后验分布 $p(b_G | \tilde{b}_G)$ 。其同样满足高斯分布,方差和均值如下:

$$\sigma_{b_G|\tilde{b}_G}^2 = \frac{1}{1/\sigma^2 + 1/\sigma_{b_G|\tilde{b}_G}^2}, \mu_{b_G|\tilde{b}_G} = \frac{\sigma_{b_G|\tilde{b}_G}^2 \tilde{b}_G}{\sigma^2 + \sigma_{b_G|\tilde{b}_G}^2}. \quad (11)$$

由于 $\sigma^2 \gg \sigma_{b_G|\tilde{b}_G}^2$, $\sigma_{b_G|\tilde{b}_G}^2 \approx \sigma_{b_G|\tilde{b}_G}^2$, 因此 $\mu_{b_G|\tilde{b}_G} \approx \tilde{b}_G$ 。分布 $p(b_G | \tilde{b}_G)$ 的方差主要取决于估计信号与原信号的误差。估计误差越小, $p(b_G | \tilde{b}_G)$ 的方差也越小。

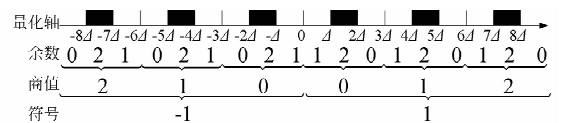


图 4 仅有余数情况下的量化区间说明:以 Golomb(3) 编码为例,余数 2 对应于图中阴影部分的量化区间
Fig. 4 Illustration of quantization bins when only a remainder is available; Take Golomb(3) code as an example, remainder 2 corresponds to the dark bins

如图4所示,每一个量化区间都可以由余数、商值和符号三者唯一标定。在MAP意义下,估计过程则是在所有余数相同的区间(称其为待选区间)中寻找与 $\mu_{b_G|\tilde{b}_G} \approx \tilde{b}_G$ 最小距离的区间所对应的商值 q 与符号标号 s 。假设余数为 d^* ,则最终的估计问题为:

$$(\hat{q}, \hat{s}) = \arg \max_p (b_G | \tilde{b}_G) \approx \arg \min_{q,s} \left(sqk + d^* - \frac{1}{2} \right) \Delta - \tilde{b}_G, \quad (12)$$

很明显,只要 $|b_G - \tilde{b}_G|$ 小于2个相邻待选区间距离的一半($2^{k-1}\Delta$),即可正确解出 q 和 s 。由于 $p(b_G|\tilde{b}_G)$ 是已知的高斯分布,其正确解码概率为:

$$\text{pr}\{|b_G - \tilde{b}_G| \leq 2^{k-1}\Delta\} = \text{erf}\left(\frac{1}{\sqrt{2}} \frac{2^{k-1}\Delta}{\sigma_{b_G|\tilde{b}_G}}\right), \quad (13)$$

式中 Δ 是量化步长, $\text{erf}(\cdot)$ 是标准高斯误差函数。

由于对每个观测系数都是单独解码,任意观测系数的错误解码都不会影响到其它观测系数。只要解码正确概率足够高,其对最终的重构算法精度的影响可以忽略。选取正确解码概率 $\epsilon \approx 1$ (本文取0.9999),便可计算出其所需标准差为:

$$\sigma_{b_G|\tilde{b}_G} = \frac{2^{k-1}\Delta}{\sqrt{2} \text{erf}^{-1}(\epsilon)}. \quad (14)$$

而 $\sigma_{b_G|\tilde{b}_G}$ 由初步估计信号误差大小决定,故有

$$\|\hat{\mathbf{f}} - \mathbf{f}\|_2 = \frac{\sqrt{N} 2^{k-1}\Delta}{\sqrt{2} \text{erf}^{-1}(\epsilon)}. \quad (15)$$

式(15)中, $\hat{\mathbf{f}}$ 主要由DCT系数恢复得到。 $\|\hat{\mathbf{f}} - \mathbf{f}\|_2$ 近似等于DCT系数的恢复误差,其可通过二维DCT逆变换估计得到。如此,通过式(15)便可确定所需DCT系数的采样数,从而解决了DCT系数和高斯系数数量分配问题。

由于利用了2种观测系数之间的相关信息,采用该改进型编码方式对上述高斯观测系数进行编码,最终的平均码长为2.07 bits,比直接编码大约节省了50%的码字,也低于其高斯观测系数的0阶熵。

3.3 数据的打包、解包

观测系数编码数据的打包过程比较简单,每个包的包头是一个字节的包序号,剩余部分将被分成两组,分别存放高斯观测系数和DCT系数码流。由于高斯观测系数具有等重要性,可以直接进行打包。而对于DCT系数,其系数码长变化较大。为

了使每个包中装载系数的数量更均匀,首先将DCT系数随机打乱,然后再装载打包。每个包尽可能存放足够多的DCT系数。为了防止丢包引起系数位置的失配,打包时还需在每个包中存放首个观测系数的序号信息。即使丢失某些包,解码端也可以根据当前包内的序号信息准确定位每个观测系数的位置。该信息需要的码字很小,可以忽略不计。解包过程只需对打包过程反向操作即可。

3.4 信号的优化重构

TV算法是很实用的CS恢复算法,但是其对图像纹理的恢复不够理想。MARX算法采用PAR模型对TV算法进行改进,在边缘有结构区域可得到更优的重构质量,而在图像平滑部分却会出现“伪像”现象^[12]。为了充分利用这2种方法的优点,本文同时将两者作为优化目标,从而在平滑区域和纹理区域都获得较好的恢复质量。优化目标为2个优化函数的组合,其表示如下:

$$\min \sum_{i,j} (\lambda_{i,j}^g \|g(i,j)\|_1 + \lambda_{i,j}^r \|r(i,j)\|_1) \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{b}\|_2 \leq \tau, \quad (16)$$

将其转变成无约束问题求解,可得到等效形式:

$$\min \sum_{i,j} (\lambda_{i,j}^g \|g(i,j)\|_1 + \lambda_{i,j}^r \|r(i,j)\|_1) + \lambda^A \|\mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{b}\|_2, \quad (17)$$

其中: $\lambda^g, \lambda^r, \lambda^A$ 可分别由梯度模值的方差、PAR模型残差信号大小方差和量化噪声的方差计算得到^[18]。由于很难直接求解 \mathbf{g} 和 \mathbf{r} ,特引入辅助变量 \mathbf{w}, \mathbf{v} ,将该问题变换为:

$$\min \sum_{i,j} (\beta \|g(i,j) - w(i,j)\|_2 + \lambda_{i,j}^g \|w(i,j)\|_1 + \sum_{i,j} (\beta \|r(i,j) - v(i,j)\|_2 + \lambda_{i,j}^r \|v(i,j)\|_1) + \lambda^A \|\mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{b}\|_2). \quad (18)$$

其中, β 为惩罚因子。不断迭代增大 β 便可使得式(18)与(17)趋于等价。上式中含有3个独立变量 $\mathbf{f}, \mathbf{w}, \mathbf{v}$,同时优化求解显得较为困难。为此,本文采用轮换方向法(Alternating Direction Method, ADM)^[19]将其分解成3个独立的子问题,并交替求解3个子问题直至最终收敛。每个子问题都先固定其中的2个变量而只优化剩余的一个变量,从而将求解过程有效简化。3个子问题分别为:

$$\begin{cases} \min \lambda_{i,j}^g \|w(i,j)\|_1 + \beta \|g(i,j) - w(i,j)\|_2^2 & \text{for all}(i,j) \\ \min \lambda_{i,j}^r \|v(i,j)\|_1 + \beta \|r(i,j) - v(i,j)\|_2^2 & \text{for all}(i,j) \\ \min \sum_{i,j} \beta \|g(i,j) - w(i,j)\|_2^2 + \sum_{i,j} \beta \|r(i,j) - v(i,j)\|_2^2 + \lambda^A \|\mathbf{A}\mathbf{f} - \mathbf{b}\|_2^2 \end{cases} \quad (19)$$

在式(19)中前 2 个子问题有显式解,可以通过 Shrinkage^[20]方法求解。对任意像素 (i,j) ,其解为

$$\begin{aligned} w(i,j) &= \max\left\{ |g(i,j)| - \frac{\lambda_{i,j}^g}{2\beta}, 0 \right\} \text{sgn}(g(i,j)) \\ v(i,j) &= \max\left\{ |r(i,j)| - \frac{\lambda_{i,j}^r}{2\beta}, 0 \right\} \text{sgn}(r(i,j)) \end{aligned} \quad (20)$$

第三个子问题是一个二次项优化问题,为了减少计算复杂度,实际中不要求解出每次迭代的精确解,采用梯度下降法求出其近似解即可。

4 实验结果和分析

为了验证本文提出的混合观测编码方案的鲁棒性和高效性,分别采用自然图像和遥感图像作为实验对象,如图 5 所示。这些图片包含纹理丰富的 Goldhill 和较为平滑图片 Lena,以及具有丰富小目标的遥感图像 RS1 和 RS2。

图 6 是在不同丢包率条件下本文方法与传统随机高斯观测 CS 编码方案的 PSNR 曲线。在 2 种编码方案中,均设定编码码率为 1.0 bpp。从图中可见,本文提出的方案与传统 CS 编码方案都具有很强的抗丢包能力,但本文编码方案在码字完整和丢失的情况下均优于传统的高斯观测 CS 方案。对于所有测试图像,本文编码方案得到的 PSNR 值都提高了 2 个 dB 以上,而在 RS2 图中最大可以提高 4 dB。

本文对具有不同精度的图像也进行了实验比较。表 2 列出了 256×256 和 512×512 分辨率的 Goldhill 图像采用本文编码方案 and 传统 CS 编码方案编码传输的实验结果。从结果可以看出,对于不同分辨率的图像在不同丢包情况下本文编码方案对编码效果都优于传统 CS 编码方案。尤其对于更高的图像分辨率,本文的编码方案可以获得更大的编码增益。这是因为高分辨率图像的能量更集中于低频部分,从而可以对高斯观测值分配更多的

码字,而本文编码方案在对高斯观测值进行编码时相对于传统 CS 编码方案优势更明显。



图 5 测试图像

Fig. 5 Test images

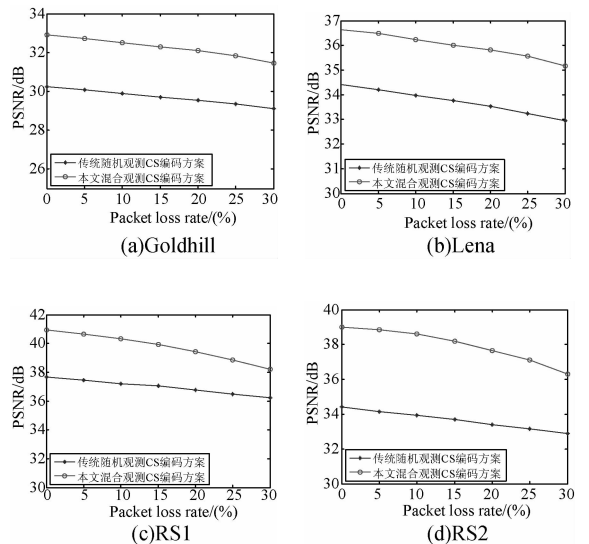


图 6 在不同丢包率情况下的 PSNR 比较

Fig. 6 Comparison of PSNRs at different packet loss rates

表 2 本文编码与传统 CS 编码方案编码传输不同分辨率 Goldhill 图像的 PSNR 结果

Tab. 2 PSNR results obtained by proposed coding and traditional CS coding schemes for Goldhill with different resolutions (dB)

分辨率	重构方法	丢包率(%)			
		0	10	20	30
256	传统方案	27.21	26.86	26.42	26.05
	<i>x</i> 本文方案	29.49	29.01	28.50	28.09
256	增益	2.28	2.15	2.08	2.04
512	传统方案	30.23	29.90	29.53	29.11
	<i>x</i> 本文方案	32.92	32.52	32.09	31.47
512	增益	2.69	2.62	2.56	2.36

图 7 和图 8 分别给出了本文编码方案和传统高斯观测 CS 编码方案对图像恢复结果的主观效果。从图中可以看出,在丢包和不丢包的情况下,本文编码算法的视觉效果都明显优于传统 CS 编码方案。如在图 7(a)、(c)中,即使在 20%丢包率的条件下,本文的编码方案仍然可以分辨出树木的阴影和房屋顶层的线条,而传统 CS 编码方案已经开始模糊不清。这是由于在同等码率条件下,本文方法可以采集更多的观测系数,在求解优化问题时具有更强的约束条件,从而在细节纹理区域和平滑区域都具有更好的视觉表现。

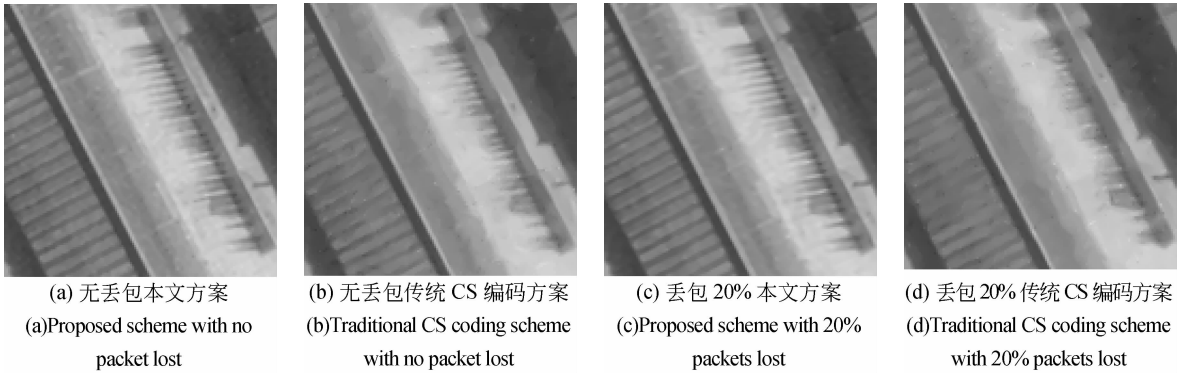


图 7 RS2 图像在不同丢包情况下的恢复图像(局部)

Fig. 7 Recovered results of RS2 at different packet loss rates (Partial)

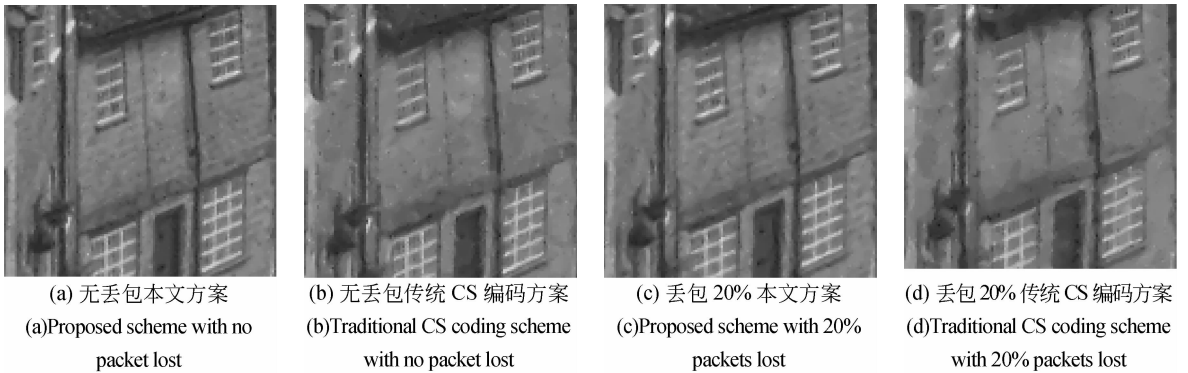


图 8 Goldhill 图像在不同丢包情况下的恢复图像(局部)

Fig. 8 Recovered results of Goldhill at different packet loss rates (Partial)

5 结 论

本文提出一种基于混合观测的 CS 多描述编码方案。该方案首先采用二维 DCT 观测矩阵和高斯观测矩阵对图像信号同时进行观测。然后根

据 2 种观测系数的各自分布特性分别采用具有简单复杂度的标准 Golomb 码和改进型 Golomb 码进行熵编码,从而保持了 CS 编码系统的低编码复杂度特性。最后,利用 DCT 观测系数和高斯观测系数之间的相关性,采用 MAP 估计方法对高斯观测系数进行估计解码,保证了高斯观测系数的解码

准确性。该方案由于采用了高斯观测提取信号的全局信息,并且有效利用了观测系数之间的相关性,因此不仅具有鲁棒的抗丢包能力,同时还具有较高的编码效率,从而为运算资源有限通信系统提

供了一种合适的编码方法。实验结果表明在不影响抗丢包性能的情况下,本文编码方案重构图像 PSNR 值比传统 CS 多描述编码方案提高了 2~4 dB。

参考文献:

- [1] MOHR A E, RISKIN E A, LADNER R E. Unequal loss protection: graceful degradation of image quality over packet erasure channels through forward error correction [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2000, 18(6): 819-828.
- [2] CANDES E, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [3] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [4] 刘欣悦,董磊,王建立. 稀疏采样傅里叶望远镜成像 [J]. *光学精密工程*, 2010, 18(3): 521-527.
LIU X Y, DONG L, WANG J L. Fourier telescope imaging via sparse sampling [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3): 521-527. (in Chinese)
- [5] 石文轩,李婕. 最小化预测残差的图像序列压缩感知 [J]. *光学精密工程*, 2012, 20(9): 2095-2102.
SHI W X, LI J. Image sequence compressed sensing by minimizing prediction errors [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(9): 2095-2102. (in Chinese)
- [6] WILLETT R, MARCIA R, NICHOLS J. Compressed sensing for practical optical imaging systems: a tutorial [J]. *Optical Engineering*, 2011, 50(7): 1-13.
- [7] FRIBOULET D, LIEBGOTT H, PROST R. Compressive sensing for raw RF signals reconstruction in ultrasound [C]. *IEEE International Ultrasonics Symposium*, 2010: 367-370.
- [8] ZHANG J, ZHAO D B, ZHAO C, et al.. Compressed sensing recovery via collaborative sparsity [C]. *Proc. of IEEE Data Compression Conference*, 2012: 287-296.
- [9] WANG L J, WU X L, SHI G M. Multiple description video coding against both erasure and bit errors by compressive sensing [C]. *Visual Communication and Image Processing*, 2011: 1-4.
- [10] GOYAL V K, FLETCHER A K, RANGAN S. Compressive sampling and lossy compression [J]. *IEEE Signal Process. Mag.*, 2008, 25(2): 48-56.
- [11] BOUFOUNOS P, BARANIUK R. Quantization of sparse representations [C]. *Proc. Data Compression Conf.*, 2007: 378-387.
- [12] WU X L, DONG W S, ZHANG X J, et al.. Model-assisted adaptive recovery of compressed sensing with imaging application [J]. *IEEE Trans On Image Processing*, 2012, 21(2): 451-458.
- [13] GOLOMB S W. Run-length encodings [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1966, 12(3): 399-401.
- [14] RICE R F, PLAUNT R. Adaptive variable-length coding for efficient compression of spacecraft television data [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1971, 16(9): 889 - 897.
- [15] 徐勇,徐智勇,张启衡. 基于游程和扩展指数哥伦布编码的任意形状感兴趣区域图像编码 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19(1): 175-182.
XU Y, XU ZH Y, ZHANG Q H. Arbitrary shaped ROI image coding using Run-length coding and generalized Exp-golomb coding [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(1): 175-182. (in Chinese)
- [16] ROBINSON T. Shorten: Simple lossless and near-lossless waveform compression [R]. *Technical Report 156, Engineering Department, Cambridge University*, 1994.
- [17] WANG L J, WU X L, SHI G M. Binned progressive quantization for compressive sensing [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(6): 2980-2990.
- [18] JI S H, XUE Y, CARIN L. Bayesian compressive sensing [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2008, 56(6): 2346-2356.

[19] WANG Y L, YANG J F, YIN W T, *et al.*. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction [J]. *SIAM Journal of Imaging Science*, 2008, 1: 248-272.

[20] BECK A, TEBOULLE M. A fast Iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(1): 183-202.

作者简介:



王良君(1982—),男,江苏句容人,博士研究生,2004年于西安电子科技大学获得学士学位,主要从事压缩感知、图像处理、视频通信等方面的研究。E-mail: lj_wang@mail.xidian.edu.cn



史思琦(1979—),男,陕西咸阳人,博士,2001年于重庆邮电大学获得学士学位,2012年于西安电子科技大学获得博士学位,主要从事形状分析、目标检测与识别等方面的研究。E-mail: shisiqi@live.com



李甫(1982—),男,陕西丹凤人,博士,副教授,2004年、2010年于西安电子科技大学分别获得学士、博士学位,主要从事光电目标跟踪、非线性信号处理、视频压缩等方面的研究。E-mail: fuli@mail.xidian.edu.cn



石光明(1965—),男,江西南昌人,博士,教授,博士生导师,1985年、1988年和2002年于西安电子科技大学分别获得学士、硕士和博士学位,现为西安电子科技大学电子工程学院副院长,主要从事压缩感知理论、信号采样和处理理论、图像和视频压缩、计算成像和优化等方面的研究。E-mail: gmshi@xidian.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)