

残差分布式视频压缩感知^{*}

邓世洋, 王安红

(太原科技大学 电子信息工程学院 数字媒体与通信研究所, 太原 030024)

摘 要: 压缩感知(CS)是一种能同时进行数据采集和压缩的新理论,为简化编码算法提供了依据,同时,分布式视频编码(DVC)为低复杂度的视频编码提供了思路。因此,通过整合 DVC 和 CS 各自的特性以构建编码简单的视频编码框架,并采用残差技术来提高系统性能,最终提出了一种残差分布式视频压缩感知(RDCVS)算法:对关键帧进行传统的帧内编、解码;而非关键帧,编码端采用一种基于残差联合稀疏模型的随机观测,解码端利用边信息和改进的梯度投影重建(GPSR)算法进行优化重构。由于将运动估计和变换编码等复杂度较高的运算转移到解码端进行,因而 RDCVS 保持了低复杂度的编码特性。实验结果表明,RDCVS 算法比参考方案的恢复质量提高了 2~3 dB。

关键词: 视频压缩感知; 分布式视频编码; 梯度投影; 联合稀疏; 残差

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)04-1553-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.04.098

Residual distributed compressive video sensing

DENG Shi-yang, WANG An-hong

(Institute of Digital Media & Communication, School of Electronic & Information Engineering, Taiyuan University of Science & Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Compressive sensing (CS) is a new theory which states that the compression can be achieved in the process of data acquisition, gives strong supports for simplifying the acquisition algorithms. Meanwhile, DVC provides a basis for low-complexity video coding. Hence, this paper addressed the problem of low-complexity video coding by integrating the respective characteristic of DVC and CS. It proposed a new residual distributed compressive video sensing (RDCVS) using the residual coding technology. At the encoder, it just encoded each key frame by traditional intra-frame model and measured the other non-key frames randomly based on a residual joint sparse model. At the decoder, it implemented the efficient reconstruction using side information and the modified GPSR (gradient projection for sparse reconstruction). Some computation-consuming algorithms, such as motion estimation and transform coding, are moved to the decoder, the low-complexity encoding is therefore preserved in RDCVS. The experimental results show that RDCVS achieves 2~3 dB improvements in PSNR compared to the referenced scheme.

Key words: compressive video sensing; distributed video coding(DVC); gradient projection; joint sparsity; residual

0 引言

目前,随着 3G 通信和物联网技术的发展,低复杂度编码的视频编码已经得到广泛的关注。例如在移动视频摄像、无线视觉感知网络(WVSN)^[1]等视频服务场合,视频摄取设备由于电池能量和内存有限,它们要求低复杂度的编码算法;而其解码端,由于配备大能量的中心计算机,可以允许高复杂度的解码算法。这种需求与传统视频编码算法的应用场合恰恰相反,如传统的 MPEG、H26X 系列算法,编码端由于采用高复杂度的运动估计和变换编码,其编码算法复杂度是解码算法的 5~10 倍,适合于一些编码端比解码端运算能力较强的应用,如广播、数字电视等。

分布式视频编码(DVC)^[2]是适应低复杂编码而出现的一种新的视频编码框架。DVC 基于分布式信源编码理论,提出将视频的相邻帧看做相关信源,对相邻帧采用独立编码和联合

解码的编码框架,区别于传统视频编码的联合编码和联合解码框架。算法实现中,DVC 将高计算量的运动估计全部或者部分地转移到解码端进行,因而实现了低复杂度编码。

然而,即便是低复杂度编码的 DVC,其编码端仍然采用传统的 Nyquist 采样定理来进行高速采集,带来大量采样数据。同时,为了提高编码性能,DVC 一般在编码端对采样数据进行变换编码,而变换编码也带来了较大的计算量,这些都将影响 DVC 的低复杂度编码特性。

近年来,Donoho^[3]和 Candes 等人^[4]提出了压缩感知理论,其基本思想是采用随机观测,将高维稀疏信号投影到低维空间上,然后通过求解一个凸优化问题就可以从少量投影值中高概率地重构出原始信号。压缩感知将采样和压缩过程合并,其采样数量远远小于 Nyquist 采样,从而降低编码端的压缩负担,提高了编码效率。同时,由于压缩感知仅在编码端使用随机观测,因此去除了传统变换编码带来的高计算量。

收稿日期: 2011-08-11; **修回日期:** 2011-09-21 **基金项目:** 国际科技合作计划资助项目(2010DFA11010);国家自然科学基金资助项目(61073142);山西省国际科技合作计划(2011081055);山西省青年学术带头人项目(20111022);太原市大学生创新创业专项资助项目(110148018)

作者简介: 邓世洋(1982-),男,湖北荆州人,硕士研究生,主要研究方向为视频编码原理及其应用(yangzi76520963@163.com);王安红(1972-),女,教授,博士,主要研究方向为图像编码、分布式视频编码。

为了将压缩感知应用在相关信源的编码压缩中,Baron 等人^[5]提出了分布式压缩感知(DCS)的概念。与传统压缩感知不同的是,分布式压缩感知提出采用一种联合稀疏模型(joint sparsity model, JSM)对相关信源进行压缩。由于相邻帧之间的相关性,视频序列可以看做是一种特殊的相关信源,Kang 等人^[6]将联合稀疏模型应用在视频信号的压缩中,提出了一种分布式视频压缩感知(DCVS),该算法虽然实现了低复杂度编码,但是由于对视频相关性利用得不彻底,因此,编码效率较低。目前,如何将 DVC 和 DCS 整合以实现编码复杂度低、压缩效率高的视频编码仍有许多工作需要开展。

1 相关工作

1.1 分布式视频编码(DVC)

DVC^[2]基于 Wyner-Ziv 理论,假设信源 X 与边信息 Y 之间存在一个虚拟相关信道,则 Y 可看做是 X 经过此虚拟信道的噪声输出, X 和 Y 之间的相关性被建模为 Laplacian 模型:

$$P(X(a,b) - Y(a,b)) = \frac{\lambda}{2} e^{-\lambda |X(a,b) - Y(a,b)|} \quad (1)$$

其中: $X(a,b)$ 和 $Y(a,b)$ 分别是 X 和 Y 在 (a,b) 位置的像素,参数 $\lambda \geq 0$ 且 $\lambda = \sqrt{2}/\sigma$, σ 是 $X(a,b) - Y(a,b)$ 的偏移量。Wyner-Ziv 编码端对信源 X 进行 SW 编码(一般采用信道编码)生成信息位和校验位,丢弃信息位而仅发送少部分的校验位到解码端;解码端利用边信息作为接收到的有噪信息位,并联合接收到的校验位进行 SW 解码(即信道编码)以恢复原始信息位。由于 Wyner-Ziv 编码端发送的校验位少于信息位,因此取得了压缩。

典型的 DVC 如图 1 所示,视频序列被分为关键帧和 WZ 帧,对关键帧采用传统的帧内编码,对 WZ 帧采用上述的 Wyner-Ziv 编码,其中的边信息 Y 由解码端利用运动估计而生成。目前的 DVC 分为像素域和变换域,像素域 DVC 直接对像素进行 Wyner-Ziv 编码,而变换域 DVC 对变换系数进行 Wyner-Ziv 编码。由于变换编码较好地去除了相邻像素的相关性,因而,变换域 DVC 有较高的压缩性能。然而,由于传统视频基于 Nyquist 定理进行采样,造成大量采样数据,这样带来变换编码较大的计算量,从而影响 DVC 的低复杂度编码特性。

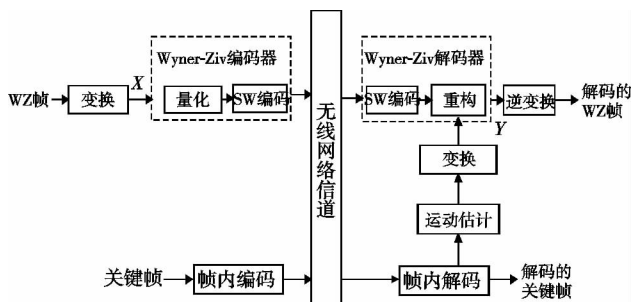


图1 典型DVC框架

1.2 分布式压缩感知编码(DCS)

传统 CS 的基本概念为:对于长度为 N 的信号 x ,假设一个 $N \times N$ 的稀疏基矩阵 Ψ 可为其提供 K 个稀疏表示($K \ll N$),则 x 可以用 M 个观测值精确重构,即

$$\text{编码: } y = \Phi x \quad (2)$$

$$\text{解码: } \hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \|\theta\|_0 \quad \text{s.t. } y = \Phi x, x = \Psi \theta \quad (3)$$

$$M = O(K \log(N/K)), K < M \ll N \quad (4)$$

其中: y 是 $M \times 1$ 大小的观测矢量; Φ 是 $M \times N$ 的观测矩阵,且

Φ 与 Ψ 不相关; θ 是 x 在 Ψ 域的稀疏系数; y 中的 M 个观测值可看做是系数 θ 的随机线性组合,也可看做是原始信号 x 的压缩版本; $\|\cdot\|_0$ 表示 l_0 范数。解码端将,通过解凸优化问题从观测值 y 中重构 θ ,但由于式(3)本质上是一个 NP-hard 问题, l_0 范数不易求解,因此可将 l_0 范数转换为 l_1 范数问题进行求解^[4]。常用方法有贪婪追踪法(如 OMP^[7])、迭代阈值法(如 TwIST^[8])和梯度投影法 GPRS^[9]。最后,原始信号 x 通过 $\hat{x} = \Psi \hat{\theta}$ 重建,这里 $\hat{\theta}$ 是 θ 的重构值。

DCS 基于 JSM 进行观测,指出^[10]:如果多个信号都在某个基下稀疏,并且这些信号彼此相关,那么每个信号都能利用另一个不相关基(如一个随机矩阵)进行观测和编码,取得远少于信号长度的观测数量。DCS 编码端根据式(2)对每个信源进行独立随机观测,但其解码端利用各信号的相关性进行重构,这思想与 DVC 一致,因而,文献[6]将 DCS 与 DVC 结合实现了 DCVS 框架。然而,由于 DCVS 仅在解码端利用视频的相关性,相关性利用得并不彻底,因而系统的效率较低。本文将在编码和解码端同时增加一个参考帧,通过参考帧生成残差帧,利用残差帧稀疏度较高的特性来降低观测率,从而可望较好地利用视频的时间相关性,提高系统性能。同时,由于参考帧采用简单方法来成,因而对编码算法计算量的影响是不明显的。

1.3 梯度投影稀疏重建(GPSR)

在多种 CS 的重构算法中,梯度投影法 GPSR 有较高的运算速度和良好的重建效果^[9],其表示为

$$\min_{\theta} \frac{1}{2} \|y - A\theta\|_2^2 + \tau \|\theta\|_1 \quad (5)$$

其中: y 是接收到的观测矢量, $y = \Phi x$; $A = \Phi \Psi$, $x = \Psi \theta$; $\|\cdot\|_2$ 表示 l_2 范数; $\|\cdot\|_1$ 表示 l_1 范数; τ 是一个非负平衡参数。GPSR 首先通过迭代求取 θ 的重构值 $\hat{\theta}$,然后再通过 $\hat{x} = \Psi \hat{\theta}$ 重建原始信号 x 。一般地,在 GPSR 的迭代中, θ 的初始条件取零矢量,而当 θ 中非零个数的相对改变量小于迭代条件 T_a (默认 $T_a = 0.01$)时迭代算法停止。

传统的 GPSR 算法存在一些缺点,如由于信号过度稀疏将导致迭代过度,因此重构时间长、重构质量不理想等。本文将利用 DVC 的边信息改进传统 GPSR 重构算法。

2 残差分布式视频编码(RDCVS)

本文联合 DVC 和 DCS 特性,在 DCVS^[6] 框架基础上,利用残差编码思想,实现了一种有效、低复杂度的残差分布式压缩感知视频编码 RDCVS,其编解码框架如图 2 所示。对关键帧 K 采用传统的帧内编、解码方式,得到其重构帧 K' ,对非关键帧 W 进行如下处理:

a) 编码算法

(a) 用已重构的关键帧 K' 平均内插生成参考帧 W_{re} 。

(b) 生成残差帧 D , $D = W - W_{re}$ 。

(c) 对残差帧 D 进行基于残差联合稀疏模型 RJSM 的随机观测(将在 2.2 节介绍)。

b) 解码算法

(a) 用已重构的关键帧 K' 平均内插生成参考帧 W_{re} 。

(b) 用重构的关键帧 K' 进行运动估计内插生成边信息帧 Y ,具体方法可参考文献[11]。

(c) 生成残差边信息帧 D_Y , $D_Y = Y - W_{re}$ 。

(d) 联合 D_Y ,用 GPSR 优化重构算法(将在 2.4 节介绍)恢

复残差帧 $\approx \tilde{D}$ 。

(e) 恢复原始帧, 即 $W' = \tilde{D} + W_{re}$ 。

2.1 RDCVS 的基本思想

如图2, RDCVS 的基本思想是借助一个参考帧 W_{re} 来降低观测率。 W_{re} 与传统 DVC 的边信息 Y 不同, Y 只能在解码端得到, 是对当前帧的较精确估计, 一般通过复杂的运动估计内插或者外插得到。而 W_{re} 在编、解码端都可以得到, 为了保证系统的低复杂度编码特性, W_{re} 可用当前帧的简单估计得到, 如对解码关键帧进行简单内插或者外插生成。利用参考帧可以降低观测率, 原因在于: a) 对于要编码的信源 X , 参考帧 W_{re} 可以看做是其除边信息 Y 之外的一个第二边信息, 因此, 由信息论可知, RDCVS 的理想码率是 $H(X|Y, W_{re})$, 而具有边信息 Y 的非残差 DCVS 的理想码率是 $H(X|Y)$, 由于 $H(X|Y, W_{re}) \leq H(X|Y)$, 因而 RDCVS 可望比 DCVS 取得更低的观测率; b) RDCVS 的编码端利用 W_{re} 生成残差帧 $D, D = W - W_{re}$, 在相同的稀疏基下, 由于 D 比原始帧 W 具有较强的稀疏性, 因而只需较少的观测数目就能使图像精确重构。

2.2 残差联合稀疏模型 (RJSM)

在 RDCVS 中, 给出了残差联合稀疏模型 RJSM, 说明如下。假设有较强相关性的两个相邻帧 x_t 和 x_{t+1} , 即

$$x_t = x_c + x_{t_U} \quad (6)$$

$$x_{t+1} = x_c + x_{t+1_U} \quad (7)$$

其中: x_c 是 x_t 和 x_{t+1} 之间的相同部分, x_{t_U} 和 x_{t+1_U} 分别是 x_t 和 x_{t+1} 各自的特征部分。将 x_t 视为 x_{t+1} 的参考帧, 则 x_t 和 x_{t+1} 的压缩能通过 x_t 和 x_{t+1_U} 来获得。在传统视频编码中, 编码端根据运动估计预测求得预测误差, 从而得到 x_{t+1_U} 。但在 RDCVS 中, 由于受到低复杂度编码的限制, 其编码端不可能采用复杂的运动估计预测, 因此, RDCVS 提出采用简单估计来生成一个参考帧 W_{re} 和残差帧 $D, D = x_{t+1} - W_{re}$; 并且可以证明: 在相同的稀疏基下, 对 D 进行随机观测, 其观测率可以小于对 x_{t+1} 的观测率。证明如下:

假设一个稀疏基矩阵 Ψ 能够为 x_{t+1} 和 D 分别提供 K_{t+1} 和 K_D 个稀疏表示, 即

$$x_{t+1} = \Psi \theta_{t+1}, \|\theta_{t+1}\|_0 = K_{t+1} \quad (8)$$

$$D = \Psi \theta_D, \|\theta_D\|_0 = K_D \quad (9)$$

其中: θ_{t+1} 和 θ_D 分别是 x_{t+1} 和 D 的稀疏表示, $\|\theta\|_0$ 表示 θ 中的非零系数的个数。如果根据式(8)和(9)分别对 x_{t+1} 和 D 进行观测, 通常情况下, 由于 $K_D \leq K_{t+1}$, 则由式(4), $M_D \leq M_{t+1}$, 这里 M_D 和 M_{t+1} 分别是 D 和 x_{t+1} 的观测数。式(9)便是残差联合稀疏模型 RJSM, 它利用当前帧 x_{t+1} 与参考帧 W_{re} 之间的相关性对其残差 D 进行观测, 因而使观测数降低, 这与文献[12]中利用 JSM 对 x_t 和 x_{t+1} 分别观测是不同的。具体在图2的 RDCVS 框架中, 参考帧由已解码的关键帧平均内插生成, 而 x_{t+1} 是指每一个非关键帧。

2.3 RDCVS 编码

根据上述的 RJSM 模型, RDCVS 对每个残差帧 D 进行编码, 如图3所示:

$$y = \Phi D \quad (10)$$

这里, 对于观测矩阵 Φ , 本文采用了性能较好的置乱块混合哈达玛矩阵 (SBHE)^[13]。完成 RJSM 随机观测后, 观测矢量 y 被传输到解码端。

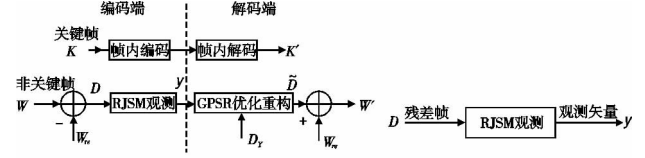


图2 RDCVS编解码框图

图3 RDCVS编码端

2.4 RDCVS 解码

在充分考虑边信息和当前帧之间相关性的基础上, RDCVS 解码端提出了改进的 GPSR 优化重构算法: 解码端利用残差边信息 D_Y 来作为迭代的初始条件, 并利用 D_Y 来防止过度迭代, 加快重构速度, 算法如图4所示。

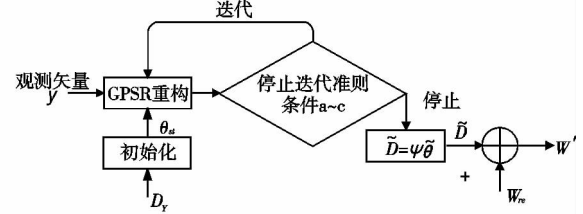


图4 解码端的GPSR优化重构算法

1) RDCVS 解码的初始条件

为了要重构残差帧 $D = \Psi \theta$, RDCVS 解码端设置 D_Y 为 D 的初始边信息, 即, $\tilde{D}^{(0)} = D_Y$, 则, $D_Y = \Psi \theta_{st}$, θ_{st} 就是迭代算法中 θ 的初始值, 即, $\tilde{\theta}^{(0)} = \theta_{st}$ 。

由于 D_Y 为 D 的重构提供了更多的信息, 实验表明, D_Y 加快了重构的速度, 并提高了重构的视频质量。

2) RDCVS 解码端停止判断准则

在 RDCVS 解码端, GPSR 停止迭代准则的设计也考虑残差帧 D 与其边信息 D_Y 之间的相关性。设第 i 次迭代的重建值用 $\tilde{D}^{(i)}$ 表示。根据式(1), D 和 D_Y 之间的相关性被模拟为具有参数 $\lambda(D, D_Y)$ 的 Laplacian 模型, 且 D 和 D_Y 越相似, 则 $\lambda(D, D_Y)$ 越大。同样, $\tilde{D}^{(i)}$ 和 D_Y 也被模拟为 $\lambda(\tilde{D}^{(i)}, D_Y)$, 因此 $\tilde{D}^{(i)}$ 和 D 也能被 $\lambda(\tilde{D}^{(i)}, D)$ 模拟表示。如果 $\tilde{D}^{(i)}$ 通过迭代能找到 $\lambda(\tilde{D}^{(i)}, D)$ 的最大值, 则 $\tilde{D}^{(i)}$ 应该非常类似于 D 。在迭代算法中, 最初 $\tilde{D}^{(0)} = D_Y$, 对于 $i=0$, $\lambda(\tilde{D}^{(0)}, D_Y) = \infty \geq \lambda(\tilde{D}^{(i)}, D)$, 当 i 增加, $\lambda(\tilde{D}^{(i)}, D_Y)$ 首先快速减少然后慢慢减少, 同时, $\lambda(\tilde{D}^{(i)}, D)$ 将慢慢增加。如果迭代过度, 当 i 很大时, 则可能由于 $\lambda(\tilde{D}^{(i)}, D)$ 减少, 导致 $\tilde{D}^{(i)}$ 开始与 D 不太相似。但是, 在解码端并不知道要恢复的残差帧 D , 仅知道 $\lambda(\tilde{D}^{(i)}, D_Y)$ 。在这种情况下, 并不能确保在 $\lambda(\tilde{D}^{(i)}, D)$ 减少时, $\lambda(\tilde{D}^{(i)}, D)$ 增加。因此, 第一次迭代准则确定如下: 当 Laplacian 参数 $\lambda(\tilde{D}^{(i)}, D_Y)$ 相对改变量小于阈值 T_a , 即

$$|\lambda(\tilde{D}^{(i)}, D_Y) - \lambda(\tilde{D}^{(i-1)}, D_Y)| / \lambda(\tilde{D}^{(i-1)}, D_Y) \leq T_a \quad (11)$$

算法将停止。

GPSR 算法主要目的是通过最小化式(5)找到最优的 $\tilde{\theta}^{(i)}$, 这里 $D^{(i)} = \Psi \theta^{(i)}$ 。但式(5)没有考虑视频特性, 通过求解式(5)的最小值, 可能由于过度稀疏导致视频质量降低。因此, 本文对式(5)的目标函数进行了改进:

$$F(\tilde{\theta}^{(i)}) = \omega_1 \times F_1(\tilde{\theta}^{(i)}) + \omega_2 \times F_2(\tilde{\theta}^{(i)}) \quad (12)$$

其中: $F_1(\tilde{\theta}^{(i)})$ 由式(5)定义, $F_2(\tilde{\theta}^{(i)})$ 定义为

$$F_2(\tilde{\theta}^{(i)}) = \|\tilde{\theta}^{(i)} - \theta_{st}\|_2 \quad (13)$$

ω_1 和 ω_2 是加权系数, 依据经验设置为 0.9 和 0.1。初始迭代时, $i=0$, $\tilde{\theta}^{(0)} = \theta_{st}$, $F_2(\tilde{\theta}^{(0)}) = 0$ 。当 i 增大, $F_2(\tilde{\theta}^{(i)})$ 将增大, 同时根据式(5), $F_1(\tilde{\theta}^{(i)})$ 将减少。改进的 GPSR 优化算法具有以下特性: a) 利用视频帧之间的相关性, 保存了视频质量的特

性;b)当用GPSR优化算法最小化 $F(\tilde{\theta}^{(i)})$ 时, $\tilde{\theta}^{(i)}$ 和 θ_{st} 之间的相似性保持了一定的度,避免了由于过度稀疏导致视频质量降低。式(12)是求解带有额外条件最小值的收敛递减函数,因此第二次迭代准则应该决定如下:如果式(12)中 $F(\tilde{\theta}^{(i)})$ 比它的前一次值增加,即

$$F(\tilde{\theta}^{(i)}) - F(\tilde{\theta}^{(i-1)}) > 0 \quad (14)$$

算法将停止。另外,根据式(12),当相对改变量小于阈值 T_F (默认 $T_F = 0.001$),即

$$|F(\tilde{\theta}^{(i)}) - F(\tilde{\theta}^{(i-1)})|/F(\tilde{\theta}^{(i-1)}) \leq T_F \quad (15)$$

算法将停止。这是第三次停止准则。

实验中发现,对残差帧 D ,当观测率(MR)很低时,初始解(即残差边信息 D_y)已经非常接近最优解。算法通常在几次迭代后停止,第一次停止迭代条件是非常合适的。当MR很高时,应该采用其他两个判断准则。据此,RDCVS解码端将迭代的停止准则概括为三个条件判断:条件a,当MR较低($MR \leq 20\%$)时,取 $T_a = 0.9$,如果式(11)满足,算法停止;条件b,当MR取值适中($20\% \leq MR \leq 70\%$)时,取 $T_a = 0.05$,如果式(11)或者(14)满足,算法停止;条件c,当MR较高时($MR \geq 70\%$),如果式(15)满足,则算法将停止。上述阈值 T_a 和 T_F 是以经验来决定的。

最后,GPSR迭代获得 $\tilde{\theta}$,并通过 $\tilde{D} = \Psi\tilde{\theta}$ 来得到重建值 $\tilde{D}$ 。

3 实验结果

本文从两方面验证算法性能,首先比较残差帧和非残差帧的稀疏度,然后比较本文的RDCVS算法和参考的DCVS的性能。第一组实验选用了标准测试coastguard(@30 Hz)序列;第二组实验使用100帧CIF格式的coastguard和foreman视频序列,并使用DCVS^[6]提供的仿真程序。

图5是原始帧和残差帧的对比,图6显示了原始帧和残差帧在相同的离散小波变换DWT后小波系数的分布。由图可知,残差小波图像的系数值变小,且稀疏度增大,因此,对非关键帧作随机观测,更有利于降低观测率。

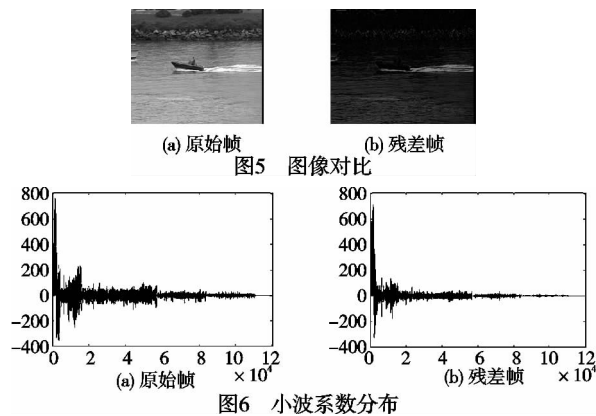


图6 小波系数分布

本文选取视频测试序列coastguard和foreman各100帧,视频图像组GOP=3,其中关键帧为1,4,7,...,100,其他为非关键帧。图7给出了测试序列coastguard和foreman关键帧在不同观测率下恢复关键帧的平均PSNR值。

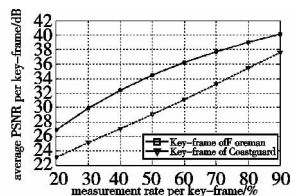


图7 Coastguard和Foreman恢复关键帧平均PSNR值

图8给出了测试序列coastguard和foreman,在RDCVS和DCVS不同观测率下恢复的非关键帧性能比较。由结果可知,在相同的观测率下,本文提出的RDCVS比参考的DCVS在重构质量上提高了2~3 dB。

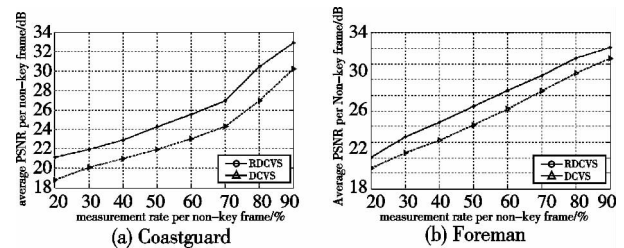


图8 非关键帧性能

4 结束语

本文提出了一种新的残差分布式视频压缩感知编码算法。其思想是借助一个简单的参考帧来降低观测率从而提高系统性能。实验结果验证了算法的有效性。将来研究将集中在如何利用有效量化和编码技术对CS观测值进行进一步的压缩。

参考文献:

- [1] PEREIRA F, GUILLEMOT C, EBRAHIMI T, et al. Distributed video coding: selecting the most promising application scenarios [J]. Image Communication, 2008, 23(5): 339-352.
- [2] GRIOD B, AARON A, RANE S. Distributed video coding [J]. Proc of IEEE, 2005, 93(1): 71-83.
- [3] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [4] CANDÈS 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.
- [5] BARON D, WAKIN M B, DUARTE M, et al. Distributed compressed sensing [EB/OL]. <http://www.dsp.rice.edu/~drorh/pdf/DCS112005.pdf>.
- [6] KANG Li-wei, LU Chun-shien. Distributed compressive video sensing [C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Washington DC: IEEE Computer Society, 2009: 1169-1172.
- [7] TROPP J, GILBERT A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Trans Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [8] BLOUCAS-DIAS J M, FIGUEIREDO M A T. A new TwIST: two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16(12): 2992-3004.
- [9] FIGUEIREDO M A T, NOWAK R D, WRIGHT S J. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 586-597.
- [10] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展 [J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070-1081.
- [11] AARON A, ZHANG R, GIROD B. Wyner-Ziv coding of motion video [C]//Proc of Asilomar Conference on Signals and Systems. 2002: 240-244.
- [12] DUARTE M F, WAKIN M B, BARON D, et al. Universal distributed sensing via random projections [C]//Proc of the 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks. New York: ACM Press, 2006: 177-185.
- [13] GAN L, DO T T, TRAN T D. Fast compressive imaging using scrambled block hadamard ensemble [C]//Proc of EUSIPCO. [S. l.]: citeseer, 2008: 2-6.