

一种残差-预测重构的视频分布式压缩感知实现方法研究

赵慧民 裴真真 才争野 王 晨 戴青云 魏文国

(广东技术师范学院计算机科学学院 广州 510665)

(广州市数字内容处理及其安全性技术重点实验室 广州 510665)

摘要 为了降低计算成本并节约系统功耗,信号处理最新出现的理论-分布式压缩感知(Distributed Compressed Sensing,DCS)成为视频技术的应用焦点。为此,一种基于多假设预测的视频DCS(VDCS)方案被提出。在VDCS的解码端,当前帧的预测来自于以前重构的参考帧(CS帧),而残差作为重构条件用于改善视频的重构质量。实验结果表明,提出的残差-预测VDCS方法重构视频信号的峰值信噪比(PSNR)优于MH-BCS-SPL和传统的JSM-DCS处理方法。

关键词 分布式压缩感知,视频,残差,预测,重构

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.06.056

Video Distributed Compressive Sensing Research Based on Multihypothesis Predictions and Residual Reconstruction

ZHAO Hui-min PEI Zhen-zhen CAI Zheng-ye WANG Chen DAI Qing-yun WEI Wen-guo

(School of Computer Science,Guangdong Polytechnic Normal University,Guangzhou 510665,China)

(Guangzhou Key Laboratory of Digital Content Processing and Security Technology,Guangzhou 510665,China)

Abstract For a low-cost and low-power demand,distributed compressed sensing (DCS),an emerging framework for signal processing,can be used in video application,especially when available resource at the transmitter side are limited. Therefore,a novel video DCS(VDCS) scheme was proposed in this paper,where multihypothesis(MH) predictions of the current CS frame are generated from one or more previously reconstructed CS frame. Meanwhile at decoder side,the predictions are utilized as a residual signal to improve reconstructed video quality. Experimental results demonstrate that PSNR performances of the proposed VDCS scheme outperforms other methods,such as MH-BCS-SPL and traditional JSM-DCS.

Keywords Distributed compressive sensing,Video,Residual,Prediction,Recovery

1 引言

分布式压缩感知(Distributed Compressive Sensing,DCS)提供了一种低复杂度的次奈奎斯特信号采集方法,可以利用更少的随机线性投影进行信号重建,为分布式视频场景和目标监控系统提供了新的应用途径^[1]。

DCS是CS理论与分布式系统相结合的理论。该理论主要研究怎样利用信号之间的自相关性和互相关性实现对多个信号的联合稀疏表示(Joint Sparsity Model,JSM)及其重构^[2]。因此,DCS适合视频帧在时间轴与空间轴的特征分析与提取,满足“独立编码-联合解码”的云计算、互联网+的应

用需求。在DCS理论中,联合稀疏重构与解码是DCS应用于数据匹配和信号恢复的关键技术。目前,学术界对于单帧图像的重建算法较多,如OMP算法、GPRS算法、TV算法、SAMP算法和SpaRSA算法等^[3-8]。但针对视频序列固有的特性,如何将视频序列空间上的稀疏性和时间上的稀疏性相结合,进行联合解码算法的研究还较少。Pereira F等^[9]提出在解码端借用传统的预测编码框架,先根据边信息进行基于块的预测,再与基于帧的采样值相减得到差值的稀疏采样,并进行差值重建,最后将重建的差值与基于块的预测相加得到非关键帧。Fowler J E等提出了MC-BCS-SPL的重构算法,它是一种结合了运动补偿(Motion Compensation,MC)技术

到稿日期:2016-12-21 返修日期:2016-02-18 本文受国家自然科学基金(61672008),广东省自然科学基金(2016A030311013,2015A030313672),广东省应用型科技研发专项项目(2016B010127006,2015B010131017),广东省教育厅国际科技合作项目(2015KJGJHZ021),广东省科技计划项目(2014A010103032)资助。

赵慧民(1966-),男,教授,主要研究方向为信号与信息处理,E-mail:zhaohuimin@tom.com;裴真真(1990-),女,硕士生,主要研究方向为视频与图像处理;才争野(1989-),男,硕士生,主要研究方向为视频与图像处理;王 晨(1992-),男,硕士生,主要研究方向为视频与图像处理;戴青云(1965-),女,教授,硕士生导师,博士生导师,主要研究方向为软件工程;魏文国(1968-),男,教授,硕士生导师,主要研究方向为图像与通信工程。

和分块压缩感知(Block-based Compressed Sensing,BCS)技术的光滑投影 Landweber(Smooth Projected Landweber, SPL)重构算法^[10]。由于它在重构过程中引入了残差投影技术,因此算法能够得到较好的视频恢复质量。但是,通过对该算法进行迭代重构前的初始帧的分析发现,该算法对帧间相关性的利用有限,其初始帧的产生方法是利用 BCS-SPL 算法产生,没有考虑噪声或攻击的条件。因此,它在重构稀疏优化以及重构信号精度等方面需要进一步研究。Kim J M 等于 2012 年基于 CS 的子空间模型提出了无反馈信道和利用差值重建的 VDCCS 编码系统。该方案对噪声鲁棒,但没有充分利用残差预测的边信息与子空间结构的先验知识,所以子空间找到具有最佳组合的稀疏系数能力有限,影响了解码端的技术性能^[11]。

最近,Warnell G 等基于边信息提出了一种交叉有效验证(Cross-Validation)和低分辨率测量(low-resolution)的 CS 自适应码率策略,进一步通过视频信号图像之间的时变稀疏性改善了视频图像的重构质量^[12]。但该方案解码下一帧图像要利用预测前景像素的额外信息(extra information),因此帧间边信息的利用率需进一步提升。

本文在解码端首先利用视频感知信号作为 CS 的 MH 预测,然后基于正则化 Tikhonov 原理,通过参考帧产生残差信号改善视频图像质量,进一步地提出了一种残差预测的 VDCCS 实现技术。提出的 VDCCS 方法实现了分布式压缩视频感知的完整结构,并且在保证重建质量的前提下,其算法 PSNR 性能优于其他基于 DCS 视频的实现方法。

2 相关知识

2.1 传统的 DCS 模型

Baron 等人于 2005 年第一次正式提出 DCS 概念,将 CS 对独立信号的应用扩展到了对信号集合的联合处理,图 1 说明了基于 JSM-1/-2/-3 联合稀疏信号 DCS 的基本原理。由图 1 可知,DCS 着重研究如何通过信号之间的相关性及其稀疏系数进行信号重构。

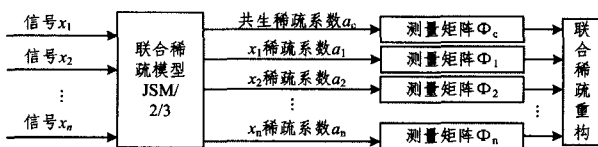


图 1 信号处理的 DCS 实现原理

在图 1 的 DCS 原理中,如果把大小为 $N \times N$ 的视频图像分成若干 $B \times B$ 大小的图像块,并对每个图像块使用相同大小的 $m_B \times B^2$ ($m_B \in M$) 维随机投影矩阵 Φ_B 进行采样,则对于第 i 个图像块 x_i 的可压缩信号 $\alpha = [\alpha_c, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]$,在稀疏基函数 ϕ_i 作用下,其观测向量可表示为:

$$y_i = \Phi_B \phi_i \alpha, i = 1, 2, \dots, N^2/B^2 \quad (1)$$

基于式(1)分块观测后,当 $Y = [y_i, i = 1, 2, \dots, M], X = [x_i, i = 1, 2, \dots, \frac{N^2}{B^2}]$, $\Psi = [\phi_1, \dots, \phi_n]$ 时,整幅图像帧的采样过程可表示为:

$$Y = \Phi X = \Phi \Psi \alpha \quad (2)$$

其中, Φ 是 Φ_B 形成的对角矩阵。基于 Φ_B ,文献^[13]提出了分

块压缩感知(Blocking Compressed Sensing,BCS)算法,它的整个实现技术称为 BCS-SPL。BCS-SPL 技术在采样编码端实现了对视频图像结构的近似描述,而在图像恢复时实现了高精度逼近。因此,对于分布式视频场景,基于式(2)的模型,BCS-SPL 在解码端的 DCS 重构问题可以描述为:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \|Y - A\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (3)$$

其中, $A = \Phi\Psi$, λ 为非负参数。与此同时,文献^[14]针对 VDCCS 讨论了欠采样情况下的相关噪声和残差模型。由此可见,残差信息和非关键帧之间在压缩采样条件下仍然存在较强的相关性,因此如何在 DCS 框架下充分利用该相关性就成为了高效实现分布式视频压缩感知重构的关键问题。

2.2 VDCCS 的 MH-BCS-SPL 模型

在图 1 的原理上,对于视频信号,文献^[14-16]结合运动估计(ME)和运动补偿(MC)研究应用了 CS 图像采样和重构技术对每一帧进行处理(如帧内 CS 采样和重构)。其基本原理是:VDCCS 的运动估计过程是在接收端用已知的测量值粗略重构出带有明显噪声的近似帧,再对其应用 ME 得到预测信息。考虑到视频序列不同区域的帧间相关性不同,文献^[16]基于 Tikhonov 正则化提出了一种简单有效的变采样率分块视频压缩感知模型——MH-BCS-SPL 模型。其中,正则化 Tikhonov 多假设预测的目的是在某些搜索空间中寻找所有假设的最优线性组合并高概率重构原始视频信号。基于该模型,在本文的 VDCCS 实现中,第 i 个图像块重构的视频信号表示为:

$$\tilde{x}_{i,m}^{CS} = H_m w_{i,m}^{mh} \quad (4)$$

$$w_{i,m}^{mh} = \arg \min_w \|y_{i,m}^{CS} - \Phi H_m w\|_2^2 \quad (5)$$

其中, H_m 是非关键帧(即 CS 帧)搜索空间内 $B^2 \times K$ 维假设矩阵。多假设加权矩阵的 $w_{i,m}^{mh}$ 列代表了矩阵 H_m 列的线性组合。

为了能够解决式(4)中最小二乘的病态欠定问题,VDCCS 应用正则化 Tikhonov 对 $w_{i,m}^{mh}$ 范数进行处理如下:

$$w_{i,m}^{mh} = \arg \min_w \|y_{i,m}^{CS} - \Phi H_m w\|_2^2 + \lambda \|\Gamma w\|_2^2 \quad (6)$$

其中, Γ 称为 Tikhonov 正则化矩阵, λ 为加权因子。 $\lambda \|\Gamma w\|_2^2$ 的引入说明了先验知识对 $w_{i,m}^{mh}$ 求解的约束条件。为此,提出 Γ 的一种对角矩阵形式如下:

$$\Gamma_{j,j} = \|y_{i,m}^{CS} - \Phi H_m\|_2^2, j = 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

因此,对于每个预测的图像块, $w_{i,m}^{mh}$ 可以直接由式(8)求解:

$$w_{i,m}^{mh} = ((\Phi H_m)^T (\Phi H_m) + \lambda^2 \Gamma^T \Gamma)^{-1} (\Phi H_m)^T y_{i,m}^{CS} \quad (8)$$

3 提出的残差预测 VDCCS 方案

基于图 1 的 DCS 实现原理,本文所提出的残差预测 VDCCS 实现方案如图 2 所示。其中,视频序列分成关键帧(K 帧)和非关键帧(CS 帧),其中每一帧又被分为互不重叠的 $B \times B$ 宏块。在 VDCCS 编码端,对关键帧和非关键帧的每一个宏块 x^k 和 x^c ,采用独立的测量方式,即 $y^k = \Phi_B^k x^k$ 与 $y^c = \Phi_B^c x^c$,其中 Φ_B^k 与 Φ_B^c 分别代表关键帧与非关键帧的测量矩阵(本文采用压缩感知理论中常用的随机高斯矩阵)。值得注意的是,本文提出的 VDCCS 框架本身对 Φ_B^k 与 Φ_B^c 无特定要

求,二者可以是相同的随机高斯矩阵,也可以是不同维度的高斯矩阵(意味着不同的子采样率条件),在本文第 5 节的仿真实验中,分别针对上述两种情况进行性能比较。

在 VDCS 解码端,关键帧采用固定的频域变换基(如离散余弦变换 DCT 基)和传统的 CS 重构算法直接进行重建;对于非关键帧,则是利用关键帧和非关键帧之间的残差预测信息(即 $D_{i,m}$ 信息 d_θ)辅助当前非关键帧重构,进而实现“单独编码、联合解码”的分布式视频编码框架。

在本文残差预测 VDCS 中,ME/MC 仅仅应用于视频重构过程。我们能测量矢量 $y_{i,m}^{CS}$ 建立非关键帧 $x_{i,m}^{CS}$ 的预测值 $\tilde{x}_{i,m}^{CS}$ 。类似于传统 MPEG/H. 26x 视频编码中的 ME/MC 实现技术,当预测 $\tilde{x}_{i,m}^{CS}$ 为精确值时,通过其对应的残差信号 $d_\theta = \tilde{r}_{i,m}^{CS}$ 重构视频信号的算法实现结果越有效,即 $x_{i,m}^{CS} = \tilde{x}_{i,m}^{CS} + \tilde{r}_{i,m}^{CS}$ 。因此,ME/MC 应用于 VDCS 的关键是基于 $y_{i,m}^{CS}$ 的预测方法。

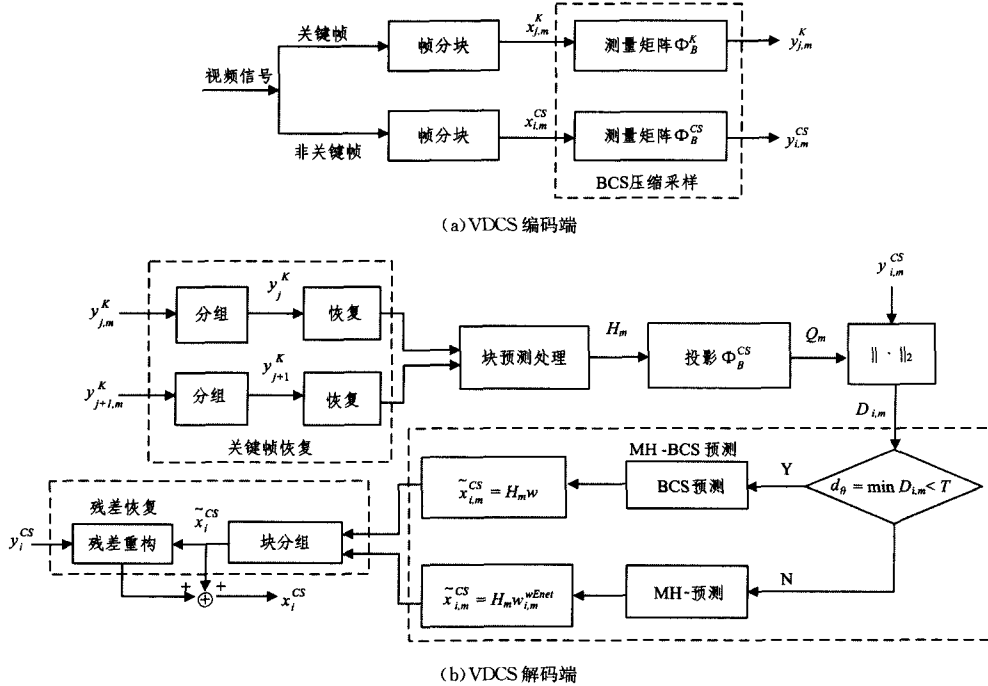


图 2 基于残差预测的 VDCS 实现过程

文献[10]已经证明,在测量域,预测-残差重构技术更适用于视频压缩感知的 MH 估计。因此,MH 模型首先通过投影获得系数矢量 $w_{i,m}^m$,然后应用所有的假设得到线性预测 $\tilde{x}_{i,m}^m = H_m \cdot w_{i,m}^m$ 。利用欧几里德距离 d_θ 作为先验知识,式(6)MH-Tikhonov 可以为:

$$w_{i,m}^{Tik} = \arg \min_w \| y_{i,m}^{CS} - H_m w \|_2^2 + \| \lambda \Gamma w \|_2^2 \quad (9)$$

4 残差预测 VDCS 实现过程

设 $\tilde{x} = [\tilde{x}_{i,m}^{CS} \in x_i^{CS}, i = \frac{N^2}{B^2}]$ 是原始视频图像 x 的一个预测,且 $\tilde{x} \approx x$ 。两个信号的残差为 $r = x - \tilde{x}$,且 $r \in \tilde{r}_{i,m}^{CS}$ 。设 x 的测量矩阵为 Φ ,则残差信号 r 的 MH 预测如下:

$$P = \Phi r = y - \Phi \tilde{x} \quad (10)$$

那么,通过 y 得到的预测估计数据 \hat{x} 如下:

$$\hat{x} = x + VDCS(p, \Phi) \quad (11)$$

其中,VDCS 算法利用了 MH-BCS-SPL 的多假设预测可变采样率技术。

为了对残差信号进行高比例压缩,应使预测 \hat{x} 尽可能地逼近 x 。为此,对预测 \hat{x} 进行优化处理如下:

$$\hat{x} = \arg \min_{p \in P(\hat{x}_{i,m}^{CS})} \| x - p \|_2^2 \quad (12)$$

其中, $P(\hat{x}_{i,m}^{CS})$ 表示通过 CS 帧 $\tilde{x}_{i,m}^{CS}$ 得到的所有 ME/MC 预测

值的集合, p 是该集合的矢量元素。然而,在 CS 理论下, x 是未知数,式(12)的求解是欠定问题。因此,通过 x 的局部残差-预测信号域到 y 的测量域,对式(12)进行重新优化处理得到:

$$\hat{x} = \arg \min_{p \in P(\hat{x}_{i,m}^{CS})} \| y_i^{CS} - \Phi H_{i,i} w_{i,m}^{Tik} p \|_2^2 \quad (13)$$

根据上述 VDCS 的算法描述,本文应用梯度投影(GP)进行算法实现:在不同条件下,为了使 VDCS 算法能够用低秩矩阵实现数据的恢复性能,同时又能使系统满足实时性要求,梯度投影关系 $P(\hat{x}_{i,m}) = P_\Omega(\hat{x}_{i,m}^{CS})$ 执行 MS-BCS-SPL 算法中的多假设加权正则化 Tikhonov 约束条件。同时,梯度投影(GP)求解了算法中每次迭代的最小二乘运算过程,其实现步骤如下。

设置 $i = \frac{N^2}{B^2}, x_{0,m}^{CS} = 0$,按以下步骤进行迭代。

$$(1) \text{ 设 } \Gamma_p^i = \begin{bmatrix} \| y_i - \Phi_B h_1 \|_p & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \| y_i - \Phi_B h_i \|_p \end{bmatrix},$$

$h_i \in H_m$ 。

(2)设置梯度投影常数为 L ,进行梯度投影(GP):

$$1) x_{i+1,m}^{CS} = P_\Omega(\hat{x}_{i,m}^{CS} - \frac{2}{L} \hat{x}_{i,m}^{CS} \cdot \lambda \| \Gamma_p^i w_i \|) + P_\Omega(\hat{x}_{0,m}^{CS})。$$

2) $\hat{x}_{i,m}^{CS} = x_{i+1,m}^{CS}$,返回 1)迭代直到 GP 收敛。

(3) $|\hat{x}_{i+1,m}^{CS} - \hat{x}_{i,m}^{CS}| = d_\theta, i=i+1$. 返回步骤(1)直到 $d_\theta \leq T, T=10^{-5}$, 视频信号 X 全部重构。

算法中, GP 的步长为 $2/L'$, L' 是 Tikhonov 二次方函数 $Tr(X^T X)$ 在第 i 次迭代的利普希兹(Lipschitz) 梯度常数。

由算法实现过程可见, GP 是利用了加权正则化 Tikhonov 算法第 i 次迭代的结果作为第 $(i+1)$ 次迭代梯度投影的先验条件, 然后寻找每次迭代加速收敛的一种实现过程。

5 实现结果

为了验证提出残差预测 VDCCS 算法的性能, 分别对两个 300 帧的 CIF 视频序列 Mother_Daughter sequence, Akiyosequence 以及 News sequence(<http://trace.eas.asu.edu/yuv/>) 进行仿真实验, 并通过提出的 VDCCS 与文献[13]的 MH-BCS-SPL 算法以及经典的 JSM1-DCS 方法进行对比实验。实验参数设置如下: 视频帧格式为 352×288 像素/帧的视频序列(只考虑 Y 帧); 每个图像组由 3 帧组成, 1 帧关键帧和 2 帧 CS 帧; 关键帧和 CS 帧的子采样速率(Sub-Rates, SRs)不同, 例如关键帧的 $SR_s=0.6$ 时 CS 帧的 $SR_s=0.3$ 。每一帧视频分辨率被分成大小为 16×16 像素的块(即 $B=16$)。

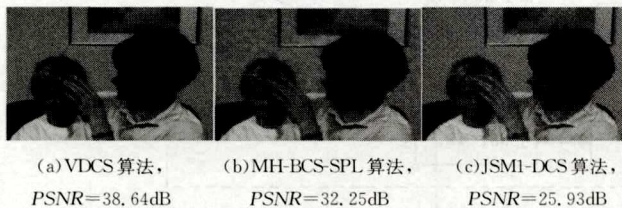


图3 Mother_Daughter 序列测试的主观结果, $SR=0.5$

图3显示了在测量速率 $SR=0.5$ 时, 应用 VDCCS, MH-BCS-SPL 以及 JSM1-DCS 算法得到的平均峰值信噪比(PSNR)性能。由图3可见, 使用 MH-BCS-SPL 和 JSM1-DCS 得到的关键帧的 PSNR 性能相近, 而由于 VDCCS 算法应用了残差预测技术, 因此其 PSNR 的性能优于 MH-BCS-SPL 和 JSM1-DCS 方法。图4是 Akiyosequence CIF 序列的仿真结果, 当平均测量速率为 $SR=0.4$ 时, VDCCS, MH-BCS-SPL 和 JSM1-DCS 关键帧的平均峰值信噪比(PSNR)分别为 36.28dB, 30.16dB 和 28.11dB, 而 CS 帧的 PSNR 为 35.21dB, 29.26dB 和 23.85dB。结果显示关键帧之间的性能差距大于

CS 帧。图5是 News sequence CIF 序列的仿真结果, 当平均测量速率 $SR=0.3$ 时, VDCCS, MH-BCS-SPL 和 JSM1-DCS 关键帧的平均峰值信噪比(PSNR)分别为 30.03dB, 25.23dB 和 22.95dB, 而 CS 帧的 PSNR 为 25.29dB, 23.18dB 和 22.88dB。实验结果说明关键帧之间的性能差距要大于 CS 帧, 但其主观质量要优于 CS 帧。同时, 本文提出的 PSNR 性能在不同 CS 采样率条件下均高于其他两种方法。



图4 Akiyosequence 序列测试的主观结果, $SR=0.4$



图5 News sequence 序列测试的主观结果, $SR=0.3$

为了进一步分析提出的残差预测 VDCCS 算法的性能与 CS 子采样率 SR 的关系, 表1列出了提出的 VDCCS 算法、文献[17]的 CGIST 重构算法以及文献[18]改进的 GPSR 算法的实验结果, 并说明了几种算法对 Forman 视频图像、Coastguard 视频图像以及 Basketball 视频图像重构质量(每一个序列由 300 帧组成, 重构的质量以平均 PSNR 为衡量标准)的对比结果。表1的几种方法在奔腾双核 2.67GHz、Window xp 环境下运行。结果分析表明, 在多数情况下, 本文所提算法的主观性能较好。对于 Coastguard 视频, 由于海岸区域和船只的多场景变化, 使得在仿真实验得到的残差信号 $\tilde{x}_{i,m}^{CS}$ 中, 包含了较多的噪声成分, 这样实验步骤(3)的迭代条件 d_θ 精度降低, 影响了视频图像的重构质量。但与 GPSR 算法相比, 两种方法恢复的图像质量最大相差仅 0.22dB; 与 CGIST 算法相比, 最大相差 1.94dB。可通过降低迭代的阈值 T 改善这种结果。例如, 使 $d_\theta \leq T, T=10^{-6}$ 。但这样增加了计算量, 我们将在以后的研究中进一步优化折中处理。

表1 几种算法重构视频图像的 PSNR(dB)对比结果

采样子率	Forman				Coastguard				Basketball			
	VDCCS	BCS-SPL	CGIST	GPSR	VDCCS	BCS-SPL	CGIST	GPSR	VDCCS	BCS-SPL	CGIST	GPSR
SR=0.1	31.60	28.00	29.80	30.20	23.82	22.40	22.96	24.04	31.06	28.98	30.37	29.30
SR=0.2	34.68	31.54	32.88	33.61	25.08	23.76	24.48	25.28	34.21	32.06	33.12	31.86
SR=0.3	36.67	33.69	35.04	35.21	26.05	25.38	26.26	26.09	35.69	33.84	34.70	33.06
SR=0.4	37.90	35.37	36.80	36.32	27.36	27.01	28.40	27.45	36.76	35.20	35.90	34.22
SR=0.5	39.02	36.86	38.41	37.73	28.85	28.63	30.79	29.61	37.68	36.44	37.01	57.78

结束语 围绕分布式视频压缩感知场景下的编译码结构和重构方法研究, 本文基于多假设预测和重构技术, 提出了一种新的 VDCCS 实现算法。首先, 本文提出的 VDCCS 方法将视频信号之间的相关性通过加权正则化 Tikhonov 多假设预测进行建模; 然后, 在测量域建立了一种分布式压缩视频感知的残差重构实现框架; 最后, 通过 CS 投影技术将残差预测

VDCCS 算法应用到实际视频重构方法中。通过仿真并与几种基于 DCS 的视频感知算法比较, 实验证明提出的 VDCCS 实现算法比 MH-BCS-SPL 算法以及传统的 JSM1-DCS 算法重构的 PSNR 性能更优越。未来, 我们对 VDCCS 在多场景变化和多种噪声环境下的测量数据及其重构的性能将进行进一步的分析 and 优化。

参 考 文 献

- [1] LLULL P, YUAN X, LIAO X J, et al. Temporal Compressive Sensing for Video[M]. Compressed Sensing and its Applications, Applied and Numerical Harmonic Analysis. Springer International Publishing Switzerland, 2015.
- [2] GAO X W, JIANG F, LIU S H, et al. Hierarchical frame based spatial-temporal recovery for video compressive sensing coding[J]. Neurocomputing, 2016, 174(Part A): 404-412.
- [3] ROMBERG J, et al. Imaging via compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 14-20.
- [4] HOU, et al. Complex SAR Image Compression Based on Directional Lifting Wavelet Transform With High Clustering Capability[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(1): 527-538.
- [5] HOU, et al. SAR image Bayesian compressive sensing exploiting the interscale and intrascale dependencies in directional lifting wavelet transform domain[J]. Neurocomputing, 2014, 133: 358-368.
- [6] CHEN G, LI D F, ZHANG J S. Iterative gradient projection algorithm for two-dimensional compressed sensing sparse image reconstruction[J]. Signal Processing, 2014, 104: 15-26.
- [7] TAMADA D, et al. Two-dimensional compressed sensing using the cross-sampling approach for low-field MRI systems[J]. IEEE Trans. on Medical Imaging, 2014, 33(9): 1905-1912.
- [8] KANG B, ZHU W P, Yan J. Object detection oriented video reconstruction using compressed sensing[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2015, 2015: 15.
- [9] PEREIRA F, TORRES L, GUILLEMO C, et al. Distributed video coding; selecting the most promising application scenarios [J]. Signal Processing, Image Communication, 2008, 23(5): 339-352.
- [10] FOWLER J E, MUN S, TRAMEL E W. Block-based compressed sensing of images and video[J]. Found Trends Signal Process, 2012, 4(4): 297-416.
- [11] KIM J M, LEE O K, YE J C. Noise Robust Joint Sparse Recovery Using Compressive Subspace Fitting[EB/OL]. [2012-10-12]. <http://arxiv.org/abs/1112.3446>.
- [12] WARNELL G, BHATTACHARYA S, CHELLAPPA R, et al. Adaptive-Rate Compressive Sensing Using Side Information[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2015, 24(11): 3846-3857.
- [13] MUN S, FOWLER J E. Block compressed sensing of images using directional transforms[C]//Proceedings of the International Conference on Image Processing. Cairo, Egypt, 2009: 3021-3024.
- [14] LIU H X, SONG B, QIN H, et al. Dictionary learning based reconstruction for distributed compressed video sensing[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(8): 1232-1242.
- [15] TRAMEL E W. Distance-weighted regularization for compressed-sensing video recovery and supervised hyperspectral classification[D]. Mississippi State University, 2012.
- [16] TRAMEL E W, FOWLER J E. Video compressed sensing with multihypothesis[C]//IEEE data compression conference. Snowbird, UT, 2011: 193-202.
- [17] GOLDSTEIN T, SETZER S. High-order methods for basis pursuit[J]. UCLA CAM Report, 2010: 10-41.
- [18] KANG L W, LUC S. Distributed compressive video sensing [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2009: 1169-1172.
- (上接第 293 页)
- 岑跃峰, 王万良, 姚信威, 等. 基于决策树的 HEVC 编码单元划分算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(4): 308-312.
- [3] NGUYEN T, MARPE D, SCHWARZ H, et al. Modified binarization and coding of MVD for PIPE/CABAC[C]//Proc. of ITU-T SG16 WP3 and ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 6th Meeting. Torino, 2011: 1-4.
- [4] NGUYEN T, WINKEN M, MARPE D, et al. Reduced-complexity entropy coding of transform coefficient levels using a combination of VLC and PIPE [C]//Proc. of ITU-T SG16 WP3 and ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 4th Meeting. Daegu, 2011: 1-8.
- [5] CHEN J L, CHIEN W J, RAJAN J, et al. throughput improvement on CABAC coefficients level coding [C]//Proc. of ITU-T SG16 WP3 and ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 8th Meeting. San José, 2012: 1-14.
- [6] SASAI H, NISHI T. Modified MVD coding for CABAC [C]//Proc. of ITU-T SG16 WP3 and ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 6th Meeting. Torino, 2011: 1-6.
- [7] NGUYEN N, JI T Y, HE D K, et al. Multi-level significance maps for Large Transform Units [C]//Proc. of ITU-T SG16 WP3 and ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 7th Meeting. Geneva, 2011: 1-11.
- [8] SZE V. Context selection complexity in HEVC CABAC [C]//Proc. of ITU-T SG16 WP3 and ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 4th Meeting. Dargu, 2011: 1-3.
- [9] MARPE D, BLÄTTERMANN G, WIEGAND T. Adaptive codes for H. 26L [C]//ITU-T SG 16/Q. 6. Eibsee, 2001.
- [10] MARPE D, BLÄTTERMANN G, HEISING G. Further results for CABAC entropy coding scheme [C]//ITU-T SG 16/Q. 6. Austin, 2001.
- [11] MARPE D, BLÄTTERMANN G, HEISING G, et al. Video compression using context-based adaptive arithmetic coding [C]//International Conference on Image Processing, 2001. Proceedings. 2001: 558-561.
- [12] MARPE D, SCHWARZ H, WIEGAND T. Context-based adaptive binary arithmetic coding in the H. 264/AVC video compression standard[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2003, 13(7): 620-636.
- [13] SZE V, BUDAGAVI M. High Throughput CABAC Entropy Coding in HEVC[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2012, 22(12): 1778-1791.
- [14] HEO J, HO Y S. Improved Context - Based Adaptive Binary Arithmetic Coding over H. 264/AVC for Lossless Depth Map Coding[J]. Signal Processing Letters IEEE, 2010, 17(10): 835-838.
- [15] SOLE J, JOSHI R, NGUYEN, et al. Transform Coefficient Coding in HEVC[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2012, 22(12): 1765-1777.
- [16] RAO K R, YIP P. Discrete Cosine Transform [J]. IEEE Transactions on Computers, 1974, c-23(1): 90-93.