

一种视频分布式压缩感知技术的相关性模型与实现算法*

赵慧民, 裴真真, 才争野, 戴青云, 魏文国, 王晨
(广东技术师范学院电子与信息学院//广州市数字内容处理及其安全性技术重点实验室, 广东 广州 510665)

摘要: 视频采集和重构需要进行大量的数据处理, 且精度有限。为此, 基于基追踪 (Basis Pursuit, BP) 原理, 提出一种新的相关性模型视频分布式压缩感知算法。通过运用稀疏滤波器进行相关性建模, 该算法在编译码端为分布式压缩视频感知建立了完整的实现结构, 并且在保证高质量重建原始信号的前提下, 可以减少测量值的数目。实验结果验证了提出模型下算法的有效性。

关键词: 分布式压缩感知; 视频; 相关性; 重构

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2017) 01-0036-05

Video distributed compressive sensing research based on correlation model

ZHAO Huimin, PEI Zhenzhen, CAI Zhengye, DAI Qingyun, WEI Wenguo, WANG Chen

(School of Electronic and Information //Guangzhou Key Laboratory of Digital Content Processing and Security Technology, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510665, China)

Abstract: Video sampling and reconstruction need to process a huge amount of data. In order to solve the problem, a novel video distributed compressive sensing based-BP (VDCS-BP) is proposed in the paper. Based on correlation model established by sparse filter, VDCS-BP can achieve distributed video sensing at encoder-decoder, and reduce numbers of measurement by DCS. Experimental results show that the VDCS-BP is effective.

Key words: distributed compressive sensing; video; correlation; recovery

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。目前, 如何将 DCS 技术应用到实际中, 并能在较低复杂度的运算下进行编码传输, 成为了信息技术研究发展的焦点。

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。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。目前, DCS 理论针对相关信源, 依据不同的视频应用场景, 通过帧内的统计性与帧间的互相关性对多个关联信号的采样和重构问题进行了一系

* 收稿日期: 2016-08-31

基金项目: 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, 2014A010103032)

作者简介: 赵慧民 (1966年生), 男; 研究方向: 信号与信息处理; E-mail: zhaohuimin@tom.com

列的研究。Duarte 等^[1]根据信源的相关性不同提出了 JSM-1/-2/-3 联合稀疏信号模型，并且从信息论的角度分析了精确重建所需测量值的数目。在此基础上，Roy 等^[2]提出了一种新的 DCS 关联模型，即将信号之间的相关性建模为虚拟的稀疏滤波器。Davies 等^[3]利用信号本身的自相关性和信号间的互相关性结构对信源执行新的分布式编码算法，建立了一个与 Slepian-Wolf 相似的信息理论框架，并利用联合稀疏模型在编码端实现独立的编码，而在解码端实现联合稀疏解码。文献 [4] 首先在压缩感知理论和 DCS 框架下，研究与 Wyner-Ziv 编码类似的分布式视频压缩感知编码方案。随后，文献 [5-6] 提出了基于正交基和全局字典库的分布式视频压缩感知编码系统，文献 [7-8] 提出了无反馈信道和利用差值视频重建的分布式视频压缩感知编码系统。上述研究尽管基于离散余弦变换 (DCT)、离散小波变换 (DWT)、正交 Grouplet 变换、紧框架 Grouplet 变换及其因果多尺度“关联域 (Association Field) 等等方法，在信源端解决了视频信号关键帧 (I 帧) 与非关键帧 (P/B 帧) 的冗余稀疏表示问题，但这些模型尚需进一步研究非关键帧在时间轴的各向异性及其与稀疏函数的最佳基处理。因此，如何根据视频信号的时间和空间相关性特征对视频信号进行稀疏描述并建立有效的编解码模型，已成为实现 VDCS 的共性问题。

本文首先利用稀疏滤波器对视频信号的相关性进行建模，基于 CS-BP 原理^[9]，在编译码端提出了一种 VDCS-BP 算法。VDCS-BP 为分布式压缩视频感知提出了完整的结构并且在保证重建质量的前提下，算法可以大大减少测量值的数目。

1 JSM1 相关性模型

在 CS 原理中^[10-11]，如果把视频图像 $N \times N$ 的分成若干 $d \times d$ 大小的图像块，并对每个图像块使用相同大小的 $m_d \times d^2$ ($m_d \in M$) 维随机投影矩阵 Φ_d 进行采样，则对于第 i 个图像块 x_i 的可压缩信号 α ，在稀疏基函数 ψ_i 作用下，其观测向量可表示为

$$y_i = \Phi_d \cdot x_i = \Phi_d \cdot \psi_i \cdot \alpha, \quad i = 1, \dots, N \times N/d \times d \quad (1)$$

基于 (1) 式分块观测后，当 $Y = \{y_i, i = 1, \dots, M\}$, $X = \{x_i, i = 1, \dots, n^2/d^2\}$, $\Psi = [\psi_1, \dots, \psi_N]$ 时，整幅图像帧的采样过程可表示为

$$Y = \Phi \cdot X \quad (2)$$

其中， Φ 是 Φ_d 形成的对角矩阵。对于分布式视频

场景，我们的目标是时间帧的采样压缩由相关性模型关联的多个稀疏信号组成。在文献 [12] 中，DCS 定理是基于稀疏相关性模型 JSMs 提出的，其中，JSM1 模型将两个相关信号之间的相关性建模为一个加性噪声。

在 JSM1 模型下，对于序列中的两个连续视频帧 x_1 和 x_2 ，他们都由一个共同部分和一个特有部分组成，即

$$x_1 = x_c + x_{1_i} \quad (3)$$

$$x_2 = x_c + x_{2_i} \quad (4)$$

其中 x_c 为基 Ψ 上稀疏度为 K_c 的相关图像块的稀疏共同部分；而 x_{1_i} 和 x_{2_i} 为在相同基上的特有部分，稀疏度分别为 K_{1_i} 和 K_{2_i} 。这样，(3) - (4) 式可以写为

$$x_1 = \Psi\theta_c + \Psi\theta_{1_i}\theta_{1_i0} = K_{1_i} \quad (5)$$

$$x_2 = \Psi\theta_c + \Psi\theta_{2_i}\theta_{2_i0} = K_{2_i} \quad (6)$$

其中 θ_c 为共同部分 x_c 的稀疏表示，稀疏度为 K_c ，即 $\theta_{c0} = K_c$ ， θ_{1_i} 和 θ_{2_i} 分别为 x_{1_i} 和 x_{2_i} 的稀疏表示，稀疏度分别为 K_{1_i} 和 K_{2_i} 。若将 x_1 看做 x_2 的边信息，则两个相关信号需要测量的信息将减少为 x_c , x_{1_i} 和 x_{2_i} 。因此，在 VDCS 系统的解码端，联合重建所需要的测量值的数目要小于独立重建的数目。

JSM1 模型要求信号本身在某一域中是稀疏的，时空域中变化缓慢，并且信号之间相关性很高。但是，在视频信号处理时，物体可能快速移动，这种情况下，JSM1 并不适用。文献 [9] 提出了一种 CS-BP 相关性模型，即将两个连续信号分别看作稀疏滤波器的输入和输出进行关联。不同于对信号强制性的稀疏性假设，CS-BP 可以通过乘法运算提供了一种更加精确的相关性模型。对于 CS-BP，Needell 等^[13]给出了信号完全重建和近似重建所需抽样的数目的可达界。尽管如此，如何利用相关性模型进行精确视频信号重建的算法和细节还需要深入研究。

2 提出的相关性模型

基于文献 [9]，我们结构中的相关性模型也包括一个稀疏滤波器，不同的是我们将滤波器扩展到了小波域，使之对应通过离散小波变换进行处理的视频帧。

假设针对相同场景的两个视频帧 x_1 和 x_2 ，它们之间的相关性可以由稀疏滤波器表示。即

$$x_{1_D} = \text{DWT}(x_1) \quad (7)$$

$$x_{2_D} = \text{DWT}(x_2) \quad (8)$$

$$x_{2_D} = x_{1_D} \otimes h \quad (9)$$

其中 h 是一个稀疏度为 K_h 的稀疏滤波器, 即 $h_0 = K_h$ 。而 x_{1_D} 和 x_{2_D} 之间由循环卷积运算进行相关。 x_{1_D} 和 x_{2_D} 之间的稀疏滤波器可以通过离散小波变换训练得到, 其训练过程如下。

将 x_{1_D} 和 x_{2_D} 的离散傅里叶变换 (DFTs) 分别记作 X_1 和 X_2 , 则上面的循环卷积运算可以表示为

$$X_2 = X_1 * H \quad (10)$$

其中 H 为滤波器 h 的离散傅里叶变换。根据 DFT 的性质可知, 卷积运算可以映射为变换域的乘法运算。因此, 我们可以计算得到 H 为

$$H = \frac{X_2}{X_1} \quad (11)$$

x_{1_D} 和 x_{2_D} 之间的相关滤波器可以表示为式 (10) 并且通过式 (11) 计算。在译码端, x_1 和稀疏滤波器共同作为 x_2 的参考帧。通过联合重建时为 x_2 提供边信息以保证 x_2 的重建质量的同时减少所需的测量值数目。

3 VDCS-BP 在相关性模型的实现过程

基于部分 2 提出的相关性模型, 我们将视频序列中的帧被分成两种类型: 关键帧和 CS 帧。其中关键帧在译码时作为 CS 帧的边信息。视频序列被分成图片组 (Group of Pictures, GOPs), 每一组帧由 1 帧关键帧和 2 帧 CS 帧组成。在编码端, 每一帧通过 DCS 技术独立编码; 在译码端, 所有测量值采用 VDCS-BP 译码算法进行联合译码。相较传统的 MPEG 视频译码, 我们的机制通过关键帧和稀疏滤波器来得到边信息, 不需要运动估计和运动补偿, 因此更加简单。

我们将视频感知问题描述为两个传感器分别独立的测量两个相邻帧。假设第 i th ($i \in \{1, 2\}$) 个传感器获得图像帧的信号为 $x_i \in \mathbf{R}^N$, 其 M_i 个测量值用 y_i 来表示, 即满足:

$$y_i = \Phi_i x_i \quad (12)$$

其中 $\Phi_i \in \mathbf{R}^{M_i \times N}$ 表示测量矩阵。为了测量 x_i , 我们通过矩阵向量乘法来计算 $M_i \ll N$ 个关于 x_i 的线性投影。另外, 在我们的框架中, 由于边信息的有效作用, 在编码端对关键帧 x_1 和 CS 帧 x_2 采用了不同的测量速率来进一步的压缩。整个分布式视频压缩感知的处理过程如下图 1 所示。

在联合译码端, VDCS-BP 由测量值 y_1 和 y_2 联合重建原始视频信号。为了达到高概率重构信号且

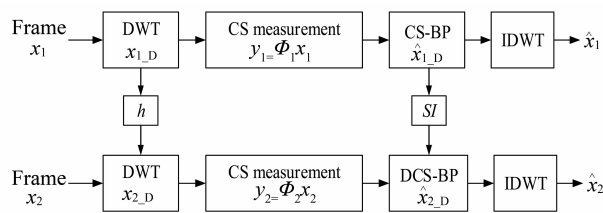


图 1 相关性模型的 VDCS-BP 实现过程

Fig. 1 Schematic Processing of VDCS-BP

减少数据量的目的, 我们通过在二部图 2 模型上迭代传递消息来有效解决贝叶斯推论问题。在此图中, 连接变量节点和校验节点之间的边由 X_2 的观测矩阵 Φ_2 确定。译码时在边上传递的消息可以是信号概率分布的参数 (适用于高斯等特殊分布的信号), 也可以是对信号的采样值。将从变量节点 v 发送到约束节点 c 的消息用 $m_{v \rightarrow c}$ 表示, 而相反方向的从约束节点 c 传递到变量节点 v 的消息表示为 $m_{c \rightarrow v}$ 。在迭代的过程中通过计算下式对它们的值进行更新:

$$m_{v \rightarrow c} = \prod m_{n(v)/\{c\} \rightarrow v} \quad (13)$$

$$m_{c \rightarrow v} = \sum_{n(c)/\{v\}} (\text{con}(n(c))) \prod m_{n(c)/\{v\} \rightarrow c} \quad (14)$$

其中 $n(v)/\{c\}$ 和 $n(c)/\{v\}$ 分别表示变量节点和约束节点 c 的相邻节点集合并且不包括节点 c 或者 v , $\text{con}(n(c))$ 表示对变量节点集合 $n(c)$ 的约束条件。

基于上述定义, VDCS-BP 算法在相关性模型的主要实现如下:

第 1 步: 初始化计算变量节点的初始信息 $m_{v \rightarrow c}$ 。然后对于 CS 帧, 利用先验信息和边信息对其进行初始化。发送初始信息给约束节点。

第 2 步: 通过式 $m_{c \rightarrow v} = \sum_{n(c)/\{v\}} (\text{con}(n(c))) \prod m_{n(c)/\{v\} \rightarrow c}$ 计算信息 $m_{c \rightarrow v}$ 并且将其返回给变量节点。通过对之前的信息进行修正得到新的估计。

第 3 步: 采用式 $m_{v \rightarrow c} = \prod m_{n(v)/\{c\} \rightarrow v}$ 计算 $m_{v \rightarrow c}$ 并且如第二步进行修正。

第 4 步: 校验迭代次数是否已经能够达到最大次数。如果没有。则继续第二步。

在 VDCS-BP 算法中最重要的是根据我们提出的相关性模型来获取边信息和并且将其利用到译码当中。第一帧为关键帧并且通过文献 [9] 的 CS-BP 算法进行译码并且输出译码结果 \hat{x}_{1_D} , 然后通过利用 \hat{x}_{1_D} 和稀疏滤波器的离散傅里叶变换 H 我们得到所需要的边信息, 最后我们利用边信息对

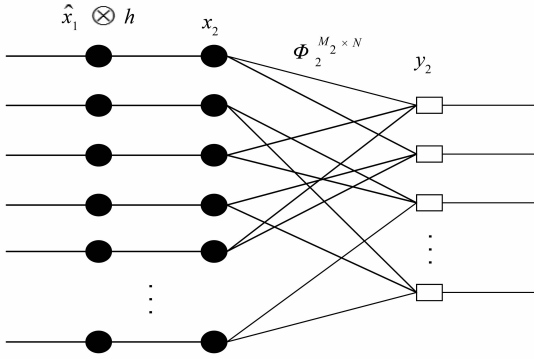


图 2 VDCS-BP 算法中 x_1 和 x_2 之间的实现关系
Fig. 2 Relationships of x_1 and x_2 in VDCS-BP

相邻的 CS 帧进行译码。边信息可以由下式计算得到：

$$SI_DFT = H * DFT(\hat{x}_{1_D}) \quad (15)$$

$$SI = IDFT(SI_DFT) \quad (16)$$

VDCS-BP 算法用于 CS 帧重建过程中，我们利用边信息对传递信息进行初始化。我们对边信息的概率密度函数进行采样然后将抽样作为因子图中变量节点和约束节点之间传递的初始化信息，如图 2 所示。通过修改初始化信息，BP 算法可以有一个更精确的开始，因此可以以更少的测量值输入得到更精确的重建结果。

4 实现结果

为了验证提出模型和 VDCS-BP 算法的性能，我们分别对两个 85 帧的 CIF 视频序列 Forman 和 Coastguard 进行仿真实现，并通过提出的 VDCS-BP 与文献「9」的 CS-BP 算法以及经典的 JSM1 模型

进行对比实验。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 帧的测量速率（Measurement Rates, MRs）不同，例如关键帧的测量速率为 0.6 时 CS 帧的测量速率为 0.3。每一帧视频分辨率被分成大小为 32×32 像素的块^[14]。

图 3 显示了在测量速率 $MR = 0.6$ 下，应用 VDCS-BP、CS-BP 和 JSM1 译码算法得到的平均峰值信噪比 PSNR 性能。尽管使用 JSM1 和 CS-BP 得到的关键帧的性能相近，而应用 VDCS-BP 算法的性能要优于 JSM1 和 CS-BP 模型。图 4 是对 coast-guard cif 序列的仿真结果，当平均测量速率为 $MR = 0.4$ 时，VDCS-BP JSM1 和 CS-BP 关键帧的平均峰值信噪比（PSNR）分别为 5134.39 和 36.25 dB，而 CS 帧的 PSNR 为 48.3.31.26 和 33.05。结果显示关键帧之间的性能差距要大于 CS 帧。

5 结 论

围绕分布式视频压缩感知场景下的编译码结构和重建方法进行研究，提出了一种新的 VDCS-BP 实现算法。首先，我们将视频信号之间的相关性通过稀疏滤波器进行建模，然后建立一种分布式压缩视频感知的完整框架，并且将 VDCS-BP 算法应用到框架中。最后，通过仿真证明提出的 VDCS-BP 实现算法比 CS-BP 算法和传统的 JSM1 算法重构的 PSNR 性能更优越。未来，我们对 VDCS 在噪声环境下的测量数据及其重构的性能进一步分析和优化。

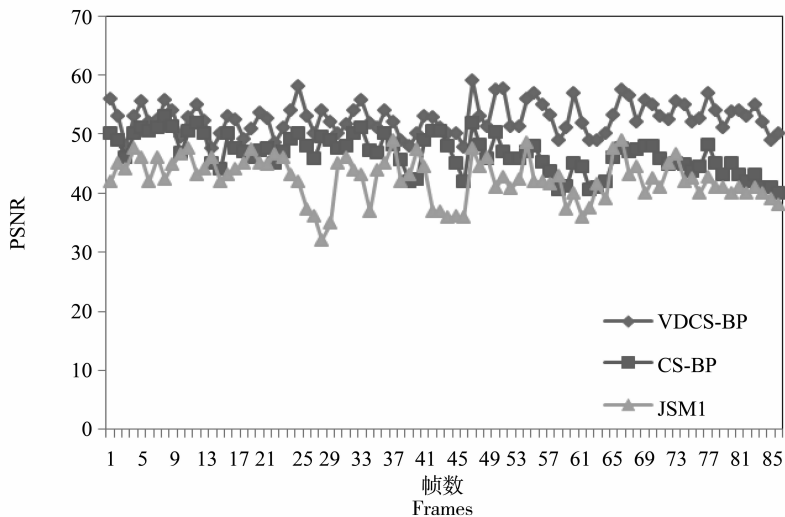


图 3 视频序列 Forman 的重构结果
Fig. 3 Recovery results for Forman video
关键帧 MR = 0.6, CS 帧 MR = 0.3

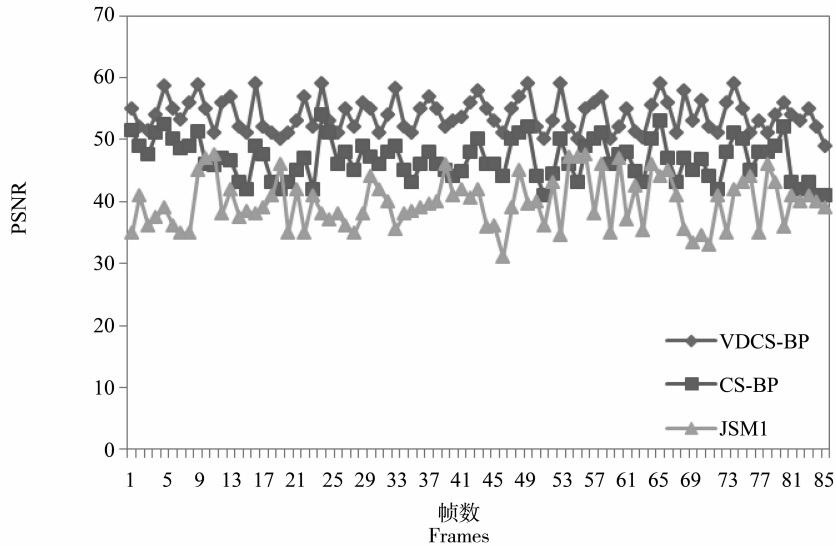


图 4 视频序列 Coastguard 的重构结果

Fig. 4 Recovery results for Coastguard video

关键帧 MR = 0.4, CS 帧 MR = 0.2

参考文献:

- [1] DUARTE M F, SARVOTHAM S, BARON D, et al. Distributed compressed sensing of jointly sparse signals [C]//Proceedings of 39th Asilomar Conference on Signals, System and Computer, 2005: 1537 - 1541.
- [2] ROY O, HORMATI A, LU A, et al. Distributed sensing of signals linked by sparse filtering [C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2009: 2409 - 2412.
- [3] DAVIES M E, ELDAR Y C. Rank awareness in joint sparse recovery [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(2): 1135 - 1146.
- [4] STANKOVIC V, STANKOVIC L, HENG S. Compressive video sampling [C]// Proceedings of the European Conference on Signal Processing, 2008: 2 - 6.
- [5] KANG L W, LU C S. Distributed compressive video sensing [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2009: 1169 - 1172.
- [6] CHEN H W, KANG L W, LU C S. Dynamic measurement rate allocation for distributed compressive video sensing [C]// Visual Communications and Image Processing 2010. International Society for Optics and Photonics, 2010: 77440I - 774410.
- [7] DO T T, CHEN Y, NGUYEN D T, et al. Robust video transmission us layered compressed sensing [C]// IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing, 2009: 1 - 4.
- [8] DO T T, CHEN Y, NGUYEN D T, et al. Distributed compressed video sensing [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, 2009: 1393 - 1396.
- [9] HORMATI A, ROY O, LU Y M, et al. Distributed sampling of signals linked by sparse filtering: Theory and Applications [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3): 1095 - 1109.
- [10] DONOHO D L, TSAIG Y. Extensions of compressed sensing [J]. Signal Processing, 2006, 86(3): 533 - 548.
- [11] CANDES E, ROMBERG J. Quantitative robust uncertainty principles and optimally sparse decompositions [J]. Foundations of Computer Math, 2006, 6(2): 227 - 254.
- [12] MASOUMA N, MERANA N, HAVINGA P. A distributed compressive sensing technique for data gathering in wireless sensor network [J]. Procedia Computer Science, 2013, 21: 207 - 216.
- [13] NEEDELL D, TROPP J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 26(3): 301 - 321.
- [14] 周燕, 曾凡智, 卢炎生, 等. 面向制造领域的三视图模型组件快速检索方法研究 [J]. 中山大学学报 (自然科学版), 2014, 53(4): 62 - 68.
ZHAO Yan, ZENG Fanzhi, LU Yansheng, et al. Fast retrieval method of three - dimension view for manufacturing field [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2014, 53(4): 62 - 68.