

CVS 中基于视频运动特征的多假设-双稀疏重构算法

郑学炜, 杨春玲, 禩韵怡

(华南理工大学电子与信息学院, 广东广州 510640)

摘 要: 针对目前视频压缩感知重构算法对不同特征的视频序列重构质量参差不齐的问题, 结合双稀疏对轮廓、细节的高清晰重构以及多假设算法对高频噪声有效抑制的优点, 本文提出一种基于视频运动特征的多假设-双稀疏重构算法(VF-MH-DSR). 基本思路是基于每个视频组(GOP)的运动特征, 采取相应的多假设-双稀疏重构策略. 首先给出一种观测域多维度参考帧的多假设重构算法(MD-MRF-MH)及其最优相似块个数设置方案; 然后给出一种像素域多假设参考帧的重构算法(PD-MRF-MH)及一种高性能双匹配准则; 最后介绍了视频信号运动特征判定方案及多假设-双稀疏重构的具体实现方案. 仿真实验表明, 本文所提多假设-双稀疏重构算法相对于目前较好的多假设预测重构算法 2sMHR 及组稀疏重构算法 SSIM-InterF-GSR, 重构性能平均提升了 1.98dB 和 0.84dB.

关键词: 视频压缩感知; 双稀疏表示; 多假设预测; 视频运动特征; 相似块组; 匹配准则

中图分类号: TN919.8 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)02-0249-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.02.004

Video Motion Features Based Multi-Hypothesis-Dual-Sparsity Reconstruction Algorithm in Compressed Video Sensing

ZHENG Xue-wei, YANG Chun-ling, XUAN Yun-yi

(School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510640, China)

Abstract: The existing approaches to reconstruct compressed video sensing achieve heavy quality fluctuation when reconstructing videos with different motion feature. To solve this problem, combining the merits of two CS (Compressed Sensing) methods; the clearly edges and fine details reconstruction of the dual sparsity representation and the effectively high frequency noise suppression of multi-hypothesis prediction, this paper proposes a video motion features based multi-hypothesis-dual-sparsity reconstruction algorithm (VF-MH-DSR) for compressed video sensing (CVS). The basic thinking of VF-MH-DSR is that adopting a corresponding MH-DSR method to each video group (GOP) based on their motion features. In our approach, we firstly develop a multi-hypothesis reconstruction algorithm based on multi-dimension reference frames in measurement domain (MD-MRF-MH) and a kind of setting scheme for optimal similar block. Then, multi-hypothesis reconstruction algorithm based on multi-dimension reference frames in pixel domain (PD-MRF-MH) and a double matching criterion to improve matching accuracy are proposed. Finally, we develop a strategy to determine the video motion feature and introduce the scheme of multi-hypothesis-dual-sparsity reconstruction. Simulation results show that the proposed VF-MH-DSR outperforms the existing state-of-art compressed video sensing reconstruction algorithms 2sMHR and SSIM-InterF-GSR by 1.98dB and 0.84dB respectively.

Key words: compressed video sensing; dual-sparsity representation; multi-hypothesis prediction; video motion features; the group of similar blocks; matching criterion

1 引言

传统视频编码标准中(如 H. 263, MPEG4 等), 对基于奈奎斯特采样率采集得到的数字视频信号,

通过运动估计等高复杂度压缩算法去冗余, 实现对信号的高效传输和存储. 具有编码算法复杂解码算法简单的特点, 对于一次编码多次解码的传统视频应用(如广播、视频点播等)非常合适. 近年来, 随着

无线传输技术的发展,视频采集设备的需求(低性能,低存储,低功耗)不断增大,高复杂度的传统编解码技术已不能满足此类采集端资源有限的应用场景.因此研究编码端复杂度低的高效视频压缩算法意义重大.

Donoho, Tao 等人在 2006 年提出了压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论^[1,2],其核心内容是:对于稀疏信号或可压缩信号,以远低于 Nyquist 采样率对其采样,在重构端通过重构算法可精准重构.该理论的提出对研究图像和视频压缩信号的低复杂度编码算法提供了新思路,引起了学者的广泛关注.

重构算法是 CS 理论应用于图像采集中的核心问题之一,早期的图像压缩感知重构算法是基于块稀疏特性提出的,包括分块压缩(BCS)^[3],平滑投影迭代(BCS-SPL)^[4],多假设预测(MH)^[5]等重构算法.基于组稀疏的重构算法利用了图像块组稀疏程度更高的特性,具有更好的重构性能.拉式稀疏表示的重构算法(SLS-MH)^[6]是基于相似块组 DCT 系数的拉普拉斯稀疏特性提出的;组稀疏表示的图像压缩感知重构算法(GSR)^[7]利用 SVD 分解得到相似块组的稀疏表示字典,并通过迭代重构获得更高的图像重构性能,是目前性能最优的图像压缩感知重构算法.近几年,一个新研究方向是基于深度学习的压缩感知重构算法^[8-12],具有重构速度快的特点,但重构性能还不尽如人意.

利用已有的图像压缩感知重构算法,结合视频序列时间相关性对视频信号进行高质量重构是视频压缩感知重构算法研究的核心问题.视频压缩感知中基于多假设预测+残差重构的算法框架^[13]具有算法复杂度低、视频重构质量高的特点,在此基础上发展得到的较好算法包括基于弹性网多假设重构方案(MH-wElasticNet)^[14],改进混合预测判断重构算法(Up-Se-AWEN-HHP)^[15],动态选择参考帧算法(HD-BDCVS)^[16],由 Tikhonov 正则项和稀疏性约束项的凸优化函数^[17]重构方案,及多参考帧多假设预测算法(MRMH)^[18]与两阶段多假设预测算法(2sMHR)^[19],其中 2sMHR 利用观测域与像素域两阶段多假设预测重构有效地减少了 MH 算法的块效应现象.而 2sMHR 算法对于快速运动序列重构性能稍差的缺点在基于视频信号前后景分离的双区域匹配预测方案(MH-DS)^[20]和基于 MH 算法残差重构算法^[21]上得到改善.近年来,基于组稀疏表示思路被引入视频压缩感知重构中.文献[22]基于 SLS-MH 算法^[6]提出了加权残差稀疏重构算法(RRS),取得轮廓清晰、细节明显的视频重构效果.文献[23]继承了 GSR 算法^[7]的重构优越性提出了一种基于结构相似的帧间组稀疏表示重构算法(SSIM-InterF-GSR),但时间复杂度

较高.文献[24]提出了一种基于多维度参考帧的双稀疏重构算法(MRF-DSR),实现对视频信号的联合稀疏表示,重构信号具有轮廓清晰、细节突显的优点.在对多假设与双稀疏算法性能分析中发现,多假设算法能有效抑制高频噪声,但重构视频帧的边缘轮廓过渡平滑,适用运动较缓慢且初始重构性能较高的视频信号;双稀疏算法重构出的视频帧轮廓清晰、细节突显,但对于慢运动帧有时会在大轮廓处引入高频噪声,适用运动较快且运动复杂的视频信号.基于此,本文结合多假设和双稀疏算法对视频信号的细节、轮廓及其运动特征的不同重构优势,提出一种基于视频运动特征的多假设-双稀疏重构算法(Video motion Features based Multi-Hypothesis-Dual-Sparsity Reconstruction algorithm, VF-MH-DSR),使得不同特征的视频信号重构性能达到最优.

2 MRF-DSR 与 2sMHR 算法

本文的多假设-双稀疏重构算法是基于 MRF-DSR 和 2sMHR 算法提出的,因此先简单回顾这两种算法的思路.

2.1 MRF-DSR 算法

文献[24]利用视频信号在不同变换域表现出的不同稀疏特性,提出了双稀疏的理念,对视频帧进行联合稀疏表示使得稀疏表示效果更优;而双稀疏理念中进行稀疏表示的对象是当前重构图像块的相似块组,因此提出了多维度参考帧的概念和菱形形状快速搜索方法,实现块匹配过程中相似块的多维度与大范围的高效搜索.

2.1.1 双稀疏重构算法及实现

双稀疏重构算法的目标函数见式(1).

$$\hat{x} = \arg \min_x \frac{1}{2} \|y - \Phi x\|_2^2 + \lambda_1 \sum_{1 \leq i \leq C} \|\gamma_{x_{G_i}}\|_0 + \lambda_2 \sum_{1 \leq k \leq D} \|W_k \Psi^T(x_k - u_k)\|_1 \quad (1)$$

其中, $\frac{1}{2} \|y - \Phi x\|_2^2$ 为数据保真项, $\lambda_1 \sum_{1 \leq i \leq C} \|\gamma_{x_{G_i}}\|_0$ 为刻画组稀疏性的 l_0 范数正则项, $\lambda_2 \sum_{1 \leq k \leq D} \|W_k \Psi^T(x_k - u_k)\|_1$ 为刻画拉式稀疏性的 l_1 范数正则项.引入 z 和 v 两个变量,将式(1)等价于有限制条件形式见式(2).

$$\begin{aligned} (\hat{x}, \hat{v}, \hat{z}) = \arg \min_{x, v, z} & \frac{1}{2} \|y - \Phi x\|_2^2 + \lambda_1 \sum_{1 \leq i \leq C} \|\gamma_{v_i}\|_0 \\ & + \lambda_2 \sum_{1 \leq k \leq D} \|W_k \Psi^T(z_k - u_k)\|_1, \\ \text{s. t. } & \hat{x} = \hat{v}, \hat{x} = \hat{z}. \end{aligned} \quad (2)$$

然后利用 SBI 算法将式(2)分为 5 个子问题进行求解^[24].

2.1.2 多维度参考帧的生成和菱形形状快速搜索方案

文献[24]提出了基于时间维度参考帧构建半像素维度和缩放维度的参考帧;并针对多维度参考帧引入更多相似块从而导致时间复杂度大幅度提升的缺陷,提出了菱形形状快速搜索方法,包括粗搜索与精细搜索过程.

2.2 2sMHR 算法

两阶段多假设预测-残差重构算法^[19]在观测域进行多假设预测和残差重构后,再进行像素域多假设预测和重构,该过程利用了重叠分块,削弱了重构帧的块效应.引入的多参考帧概念,提供更多更优的相似块,提升了相似块组与当前块的匹配程度,进一步提升了预测结果,最后利用了 BCS-SPL 完成残差重构.其实现流程图见图 1.

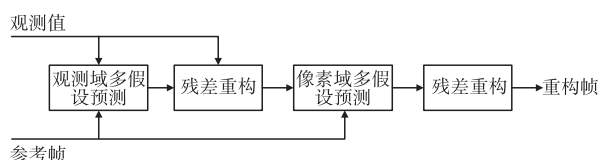


图1 两阶段多假设预测-残差重构算法实现流程

3 基于视频运动特征的多假设-双稀疏重构算法 (VF-MH-DSR)

MRF-DSR 算法^[24]提出的多维度参考帧 (MRF) 概念和菱形形状快速搜索方案实现了视频帧图像块的多维度、大范围的快速搜索.本文把 MRF 的概念应用于多假设重构框架中提出观测域 (MD-MRF-MH) 和像素域 (PD-MRF-MH) 的多维度参考帧多假设重构算法.并在 MD-MRF-MH 算法中提出了一种最优相似块个数设定方案,在 PD-MRF-MH 算法中提出一种双匹配准则方案.在对多假设与双稀疏算法性能的分析中发现,两种算法对不同特征的视频信号重构效果不同 (见 3.5.1 节实验(1)).基于此本文提出一种基于视频运动特征的多假设-双稀疏重构 (VF-MH-DSR) 方案,整体算法框架见图 2.包括以下几点创新:(1) 视频信号运动特征判定方案;(2) 观测域基于多维度参考帧的多假设重构算法;(3) 像素域基于多维度参考帧的多假设重构算法;(4) 多假设-双稀疏重构的实现方案.

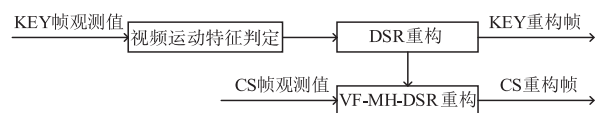


图2 重构算法的整体框架

由图 2 可知,首先,根据视频序列每个 GOP 的运动特征对其进行分类,分为快速 GOP (Q-GOP) 和慢速 GOP (S-GOP);然后,利用 DSR 算法对 KEY 帧进行重

构,利用 VF-MH-DSR 算法对 CS 帧进行重构.

3.1 视频信号运动特征判定方案

本文提出的 VF-MH-DSR 重构算法中,运动类别判定至关重要.本小节提出了基于关键帧观测值 mse 的视频信号运动特征判定方案:根据相邻关键帧的观测值变化程度来判定,变化大则判定为快速运动类 GOP,变化小则判定为慢速运动类 GOP.判定方案的实现方法如下:

视频信号运动特征判定方案

输入:当前关键帧和邻近关键帧的观测值、阈值 T

输出:运动特征判定结果

1. 计算关键帧间观测值的均方误差值 (m_k);
2. 若 $m_k > T$,为 Q 类;若 $m_k < T$,为 S 类.

其中阈值 T 通过大量实验测定得到的,图 3 给出部分实验数据.

由图 3 的实验结果可知,相邻两关键帧的均方误差 (mse) 能较好描述视频信号的运动特征,如 hall 等运动缓慢序列的大部分 GOP 的 m_k 普遍低于 soccer 等运动快序列大部分 GOP 的 m_k 值,该结果与主观判断基本一致.另外,视频分辨率、GOP 大小等参数对视频运动特征的判定结果影响较小.可见,该 GOP 运动特征的判定方案在时间复杂度较小的前提下具有较好的鲁棒性.结合大量客观实验结果与视频序列主观感受的综合考虑,本文将视频信号运动特征判定过程中的 mse 阈值 T 设定为 1500.

3.2 观测域多维度参考帧多假设重构算法及其最优相似块个数设定方案

本文把 MRF 概念引入观测域多假设重构中,提出观测域多维度参考帧的多假设重构算法 (MD-MRF-MH).由于多维度参考帧提供了更多的备选块,且不同运动特征的视频信号所需个数不同,考虑在预测过程中选取多少假设块合适;因此,提出了不同运动特征视频信号的最优相似块个数设定方案,见式(3)与式(4).

$$Q_{y,\max} = a + b \cdot s \quad (3)$$

$$S_{y,\max} = b \cdot s \quad (4)$$

其中, $Q_{y,\max}$ 和 $S_{y,\max}$ 分别为快速序列和慢速序列视频信号相似块个数阈值. s 为采样率, a 、 b 是通过大量实验得到的参数.图 4 给出部分实验数据.

由图 4 的实验结果可知,对于重构质量高、时间相关性大的慢速运动视频信号,只需少量的相似块即可得到较好的预测结果;而对于快速视频序列,相似块与当前块的匹配程度普遍较低,若个数设置过小,质量较差的相似块容易对预测性能产生消极影响,若增大个数,有可能提供丰富的信号细节.相似块个数设置得越

大,时间复杂度越高,但重构性能并不能持续提升,如 S-GOP 视频信号呈现先上升,后下降的趋势,而 Q-GOP 则经过提升后达到性能的收敛状态. 综合考虑性能与

复杂度,式(3)中参数 a 取 300,式(3)与式(4)中参数 b 取 3000 比较合适.

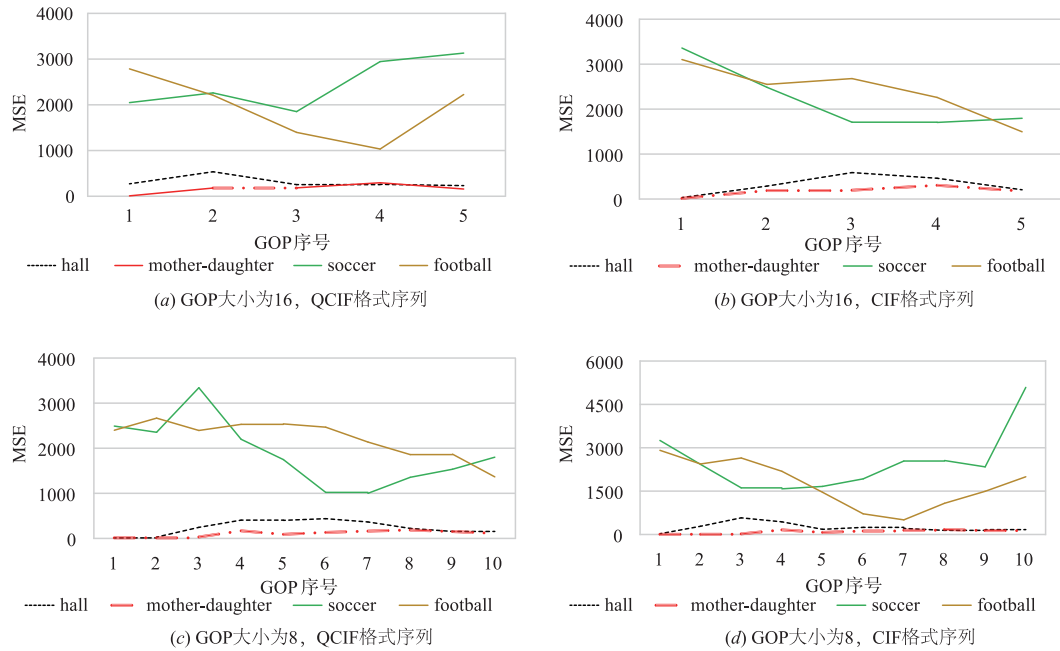


图3 不同视频序列的运动特征变化曲线

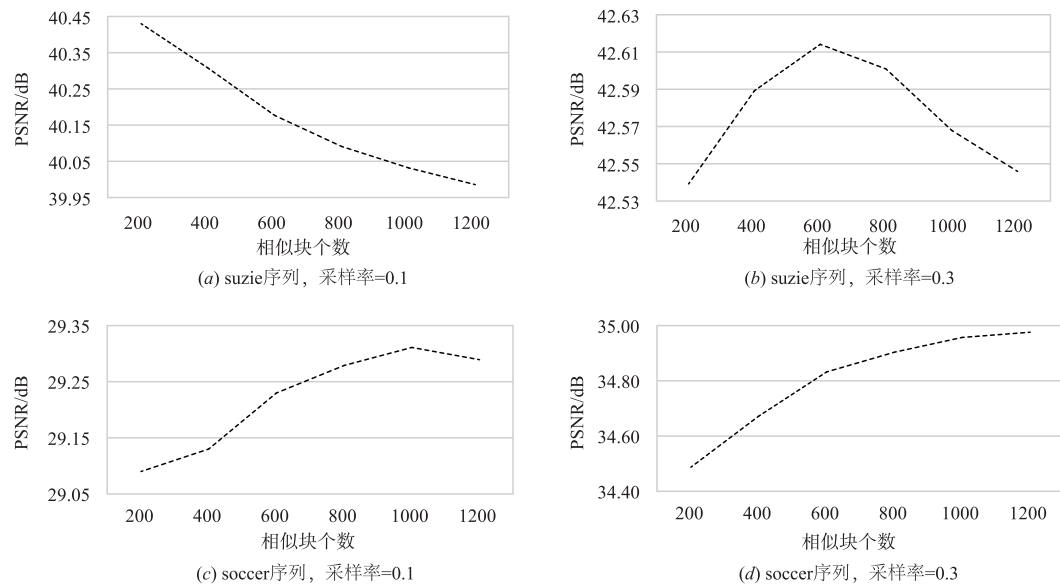


图4 相似块个数对重构视频质量的影响

3.3 像素域多维度参考帧多假设重构算法及其双匹配准则

结合 MRF-DSR 算法中的多维度参考帧的概念与菱形形状快速搜索方案的优越匹配性能,提出了像素域多维度参考帧的多假设重构算法(PD-MRF-MH). 并在实验中发现,多假设算法普遍采用欧式距离(这里用 MSE 表示)作为块匹配过程中的匹配准则,因其计算复

杂度较低. 但其只反映块间的数值误差,不能很好反映块的相似程度. 本文提出一种基于欧式距离和相关距离的双匹配准则方案,实现方法如下:

双匹配准则算法

输入:初始重构帧、参考帧
输出:当前块的最优相似块组

1. 在像素域中,基于初始重构帧与参考帧计算当前块与备选相似块的 mse 值;
2. 提取 mse 值前 50% 的相似块;
3. 计算 2 中相似块与当前块相关距离 d_j (式(5));
4. m_j 和 d_j 进行乘法运算(式(7)),得到 Var_j ;
5. 将 4 中所得的 Var_j 按从小到大进行排序;
6. 输出 5 中前 N 个结果对应的相似块 (N 为所需个数).

$$d_j = \sqrt{\frac{1-c_j}{2} / \left\| \frac{\mathbf{I}-\mathbf{c}}{2} \right\|_2} = \sqrt{\frac{1-c_j}{\left\| \mathbf{I}-\mathbf{c} \right\|_2}} \quad (5)$$

其中, \mathbf{I} 表示全 1 向量, c_j 表示当前块与第 j 个相似块的相关系数, \mathbf{c} 表示当前块与各相似块的相关系数组成的矢量. 相关系数计算见式(6).

$$c_j = \frac{E[(\mathbf{x}_i - E(\mathbf{x}_i))(\mathbf{H}_{i,j} - E(\mathbf{H}_{i,j}))]}{\sqrt{D(\mathbf{x}_i) \cdot D(\mathbf{H}_{i,j})}} \quad (6)$$

式(6)中, $\mathbf{H}_{i,j}$ 表示当前块的第 j 个相似块的列向量化, $E(\cdot)$ 表示均值, $D(\cdot)$ 表示标准差.

$$\text{Var}_j = m_j \cdot d_j \quad (7)$$

3.4 多假设-双稀疏重构方案

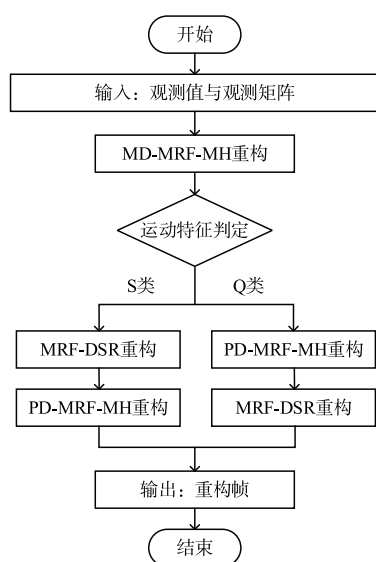


图5 VF-MH-DSR算法流程

VF-MH-DSR 算法的实现流程如图 5 所示,首先利用 MD-MRF-MH 算法对 CS 帧进行初始重构,然后根据当前视频帧所属的运动特征类别(Q-GOP 或 S-GOP),利用相应的多假设-双稀疏重构方案进行重构.其中,S-GOP 视频信号先采用 MRF-DSR 算法,后采用 PD-MRF-MH 算法进行重构;而 Q-GOP 视频信号则与其相反.

因为 S-GOP 视频信号运动缓慢,初始重构结果较优,先采用 MRF-DSR 算法使得视频帧的目标物轮廓更加清晰,细节更加突显.然而该算法可能为重构视频帧带来少量高频噪声,之后采用 PD-MRF-MH 算法对视频帧的每一图像块更准确地预测,对 MRF-DSR 的重构结果进行平滑过滤,有效地抑制了噪声的影响;Q-GOP 视频信号运

动较快,初始重构结果较差,存在块效应问题,先采用 PD-MRF-MH 算法在像素域上完成多假设重构可有效地削减了块效应,再通过 MRF-DSR 算法重构,从两个稀疏域对每一当前块进行联合表示,更加全面的刻画了视频帧的稀疏性,最终取得重构质量较优的视频帧.

3.5 仿真结果与分析

本小节实验中所涉及的对比算法都采用和原文相同的实验条件.

3.5.1 仿真实验结果及性能对比分析

实验结果及分析分两部分,第一部分是和自己前期研究成果的对比,第二部分是和现有其他最优算法的对比,各算法的实验数据均引用相关文献中所给出的仿真实验结果,本文算法的实验序列、采样率等基本实验条件设置均与相关文献保持一致.

(1) VF-MH-DSR 与 MRF-DSR、MRF-MH 算法性能对比

图 6 给出了 QCIF(176 × 144) 格式的标准视频序列 Hall 的前 96 帧的实验结果,GOP 长度为 16,共 6 个 GOP,KEY 帧的采样率为 0.7,CS 帧的采样率为 0.1.

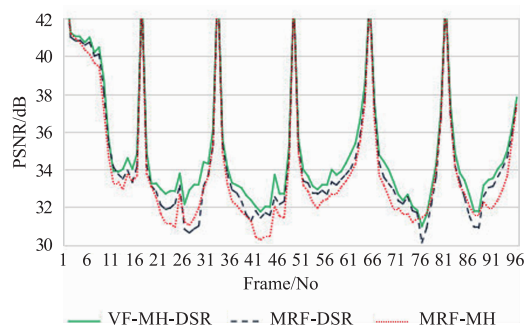


图6 hall序列的不同算法性能对比

由图 6 可看出,hall 序列的前 10 帧基本处于相对静止状态,帧间变化不大,VF-MH-DSR、MRF-DSR 和 MRF-MH 算法的重构结果差距不大.17 帧之后,本文提出的 VF-MH-DSR 算法的重构性能较 MRF-DSR 算法和 MRF-MH 算法都有明显提升,主要原因是 VF-MH-DSR 算法有效地结合了 MRF-DSR 与 MRF-MH 算法的优点,针对不同运动特征的视频信号,采用不同的多假设-双稀疏重构方案.对快速运动序列,帧间相关性较低,由 MD-MRF-MH 算法得到的初始重构结果较差,先采用 PD-MRF-MH 算法在像素域完成多假设预测重构,较大幅度提升初始重构的性能,然后采用 MRF-DSR 算法,使得视频重构帧的联合稀疏表示结果更优;而对于缓慢运动序列,由 MD-MRF-MH 算法得到的初始重构结果较好,先直接采用 MRF-DSR 算法取得轮廓更明显、细节更清晰的重构帧,在利用 PD-MRF-MH 算法进行最后重构,使得当前块的相似块匹配结果更准确,获得对

噪声有着更好抑制的视频帧。

图 7 给出了与实验(1)相同条件的 soccer 视频序列的第 71 帧的主观视觉效果图。由图 7 的实验结果可看出, VF-MH-DSR 算法在整体视觉效果或轮廓细节等方面取得最优的结果, 如 soccer 序列的重构帧里红框所圈出的场景, VF-MH-DSR 算法重构视觉效果更加清晰, 细节轮廓明显。

(2) VF-MH-DSR 算法与文献[14, 19, 20, 23, 24]以及 MRF-MH 算法的性能对比

5 组 QCIF (176 × 144) 格式的标准视频序列的前 96 帧的实验结果示于表 1。实验中 GOP 为 16, KEY 帧的采样率为 0.7, CS 帧的采样率分别为 0.1, 0.2, 0.3。

由表 1 实验结果可看出, 本文所提出的 MRF-MH 算法相比于现有较好的视频压缩感知重构算法, 重构性能都有明显提升。较文献[19]的 2sMHR 算法的 PSNR 平均提升了 1.54dB。相对于其他算法, 对于大部分 GOP 的运动特征具有快速变化特性的视频序列, 如 football, soccer 等序列, 最大提升了接近 3dB, 最少也提升了 0.51dB; 对于大部分 GOP 的运动特征具有缓慢变化特性的视频序列, 如 hall, suzie, foreman 等序列, 最大提升了 3.54dB。

VF-MH-DSR 算法较其他算法性能提升的原因在于: 首先, MD-MRF-MH 算法中提出的最优相似块个数设定方案保留了较多匹配度较高的相似块, PD-MRF-MH 中的双匹配准则进一步提升了相似块的匹配程度; 其次, 多维度参考帧的引进和菱形形状搜索方法的使用, 提供了更多维度、更大范围的备选相似块, 从而提

高了重构帧的多假设预测精度; 最后, 本文提出的基于视频运动特征的多假设-双稀疏重构算法, 利用了多假设与双稀疏算法在轮廓、细节重构上的不同优势, 使得不同运动特征的视频信号的重构质量都达到更优。



图7 soccer序列(第71帧)不同算法的主观视觉效果

3.5.2 时间复杂度分析

本小节将 VF-MH-DSR 算法与有开源代码的视频压缩感知重构算法进行时间复杂度对比, 表 2 给出了几种算法对 QCIF (176 × 144) 格式的标准视频序列的前 96 帧的帧平均耗时间, 分别为运动缓慢的 hall 序列与运动快速的 football 序列, 其他实验条件与上述 3.5.1 节实验保持一致。

表 1 VF-MH-DSR 算法与文献[14, 19, 20, 23, 24]以及 MRF-MH 算法的性能对比 (dB)

采样率	重构算法	soccer	football	hall	foreman	suize
0.1	MH-wElasticNet ^[14]	28.89	25.94	32.18	32.02	36.33
	2sMHR ^[19]	29.32	26.46	32.88	33.25	37.82
	MH-DS ^[20]	30.05	26.67	32.96	33.55	37.91
	SSIM-InterF-GSR ^[23]	29.51	26.72	33.87	34.63	36.68
	MRF-DSR ^[24]	30.63	27.50	34.43	34.50	38.59
	MRF-MH	30.34	27.17	34.10	34.24	38.50
	VF-MH-DSR	31.40	27.79	34.98	34.88	38.76
0.2	MH-wElasticNet	31.88	28.01	33.84	34.93	38.44
	2sMHR	32.42	28.73	34.76	36.17	40.06
	MH-DS	33.12	28.96	34.91	36.43	40.11
	SSIM-InterF-GSR	34.60	29.82	37.34	37.72	39.55
	MRF-DSR	34.40	30.42	36.79	37.83	40.66
	MRF-MH	33.57	29.97	36.75	37.78	40.91
	VF-MH-DSR	34.91	30.81	37.49	38.12	40.98

续表 1

采样率	重构算法	soccer	football	hall	foreman	suize
0.3	MH-wElasticNet	34.18	29.75	35.08	37.14	40.08
	2sMHR	34.81	30.44	36.21	38.38	41.63
	MH-DS	35.80	31.06	36.47	39.18	41.93
	SSIM-InterF-GSR	37.17	32.21	39.29	39.58	41.36
	MRF-DSR	37.16	32.83	38.55	40.21	42.22
	MRF-MH	35.94	32.20	38.66	40.27	42.60
	VF-MH-DSR	37.40	33.21	39.24	40.51	42.57
Ave	MH-wElasticNet	31.65	27.90	33.70	34.70	38.28
	2sMHR	32.18	28.54	34.62	35.93	39.84
	MH-DS	32.99	28.90	34.78	36.39	39.98
	SSIM-InterF-GSR	33.76	29.58	36.83	37.31	39.20
	MRF-DSR	34.06	30.25	36.59	37.51	40.49
	MRF-MH	33.28	29.78	36.50	37.43	40.67
	VF-MH-DSR	34.57	30.61	37.24	37.84	40.77

表 2 VF-MH-DSR 算法与文献[13,19,23,24]以及 MRF-MH 算法的时间复杂度对比(s)

采样率	重构算法	hall	football
0.1	Video MH ^[13]	146.2	153.5
	2sMHR ^[19]	7.2	7.5
	SSIM-InterF-GSR ^[23]	217.4	220.8
	MRF-DSR ^[24]	38.7	40.4
	MRF-MH	24.0	26.7
	VF-MH-DSR	57.9	61.3

由表 2 的实验结果可看出,耗时最短是 2sMHR 算法,因其具有闭式解的特性. SSIM-InterF-GSR 算法在 SBI 迭代时都需重新对相似块进行搜索;Video MH 算法利用全部的相似块进行多假设预测,因此时间复杂度都较高. 而 VF-MH-DSR 算法中提出最优的相似块个数设定避免了因相似块全选导致运算复杂、耗时增加的问题. VF-MH-DSR 算法在性能最优的前提下,时间复杂度较其他算法也具备一定的优越性.

4 结论

本文提出一种基于视频运动特征的多假设-双稀疏重构算法(VF-MH-DSR),包括 MD-MRF-MH 算法、PD-MRF-MH 算法、视频信号运动特征判定方案以及多假设-双稀疏重构的实现方案四个创新点. 首先,将多维度参考帧的优越匹配性能应用于多假设预测-残差重构算法中,对每一图像块提供更多维度上的可能相似块. 由于引入多维度参考帧概念后产生了大量的可能相似块,因此提出一种最优相似块个数设定方案及一种双

匹配准则方案,从而得到高匹配程度的相似块组. 最后,提出运动特征判定方案将视频序列每个 GOP 的运动特征分为快速 GOP 和慢速 GOP,利用多假设-双稀疏不同重构方案进行重构. 所提出的 VF-MH-DSR 算法结合了双稀疏算法对轮廓、细节的高清晰重构以及多假设算法对高频噪声有效抑制优点,从而使得不同运动特征的视频信号的重构性能达到最优. 仿真实验结果表明,所提出的 VF-MH-DSR 算法重构性能对比现有性能最好的视频压缩感知重构算法有进一步的提升.

参考文献

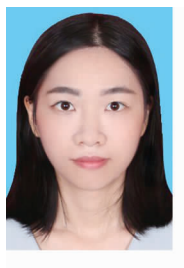
- [1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289 - 1306.
- [2] Candes E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489 - 509.
- [3] Gan L. Block compressed sensing of natural images[A]. 15th International Conference on Digital Signal Processing [C]. Cardiff, UK: IEEE, 2007. 403 - 406
- [4] Mun S, Fowler J E. Block compressed sensing of images using directional transforms[A]. 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) [C]. Cairo, Egypt: IEEE, 2009. 3021 - 3024.
- [5] Chen R, Tong Y, Yang J, et al. Compressed video sensing with multi-hypothesis prediction[A]. International Conference on Emerging Internetworking, Data & Web Technologies [C]. China: Springer, 2017. 489 - 496.
- [6] Zhao C, Ma S, Gao W. Image compressive-sensing recover-

- y using structured laplacian sparsity in DCT domain and multi-hypothesis prediction [A]. IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME) [C]. Chengdu, China: IEEE, 2014. 1 - 6.
- [7] Zhang J, Zhao D, Gao W. Group-based sparse representation for image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(8): 3336 - 3351.
- [8] Kulkarni K, Lohit S, Turaga P, et al. Reconnet: Non-iterative reconstruction of images from compressively sensed measurements [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Las Vegas, USA: IEEE, 2016. 449 - 458.
- [9] Yao H, Dai F, Zhang D, et al. DR2-net: Deep residual reconstruction network for image compressive sensing [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1702.05743>, 2017-02-19.
- [10] Zhang J, Ghanem B. ISTA-Net: Interpretable optimization-inspired deep network for image compressive sensing [A]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Salt Lake City, USA: IEEE, 2018. 1828 - 1837.
- [11] Cui W, Jiang F, Gao X, et al. Deep neural network based sparse measurement matrix for image compressed sensing [A]. 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) [C]. Athens, Greece: IEEE, 2018. 3883 - 3887.
- [12] Lu X, Dong W, Wang P, et al. ConvCSNet: A convolutional compressive sensing framework based on deep learning [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1801.10342>, 2018-01-31.
- [13] Tramel E W, Fowler J E. Video compressed sensing with multihypothesis [A]. Data Compression Conference [C]. Snowbird, USA: IEEE, 2011. 193 - 202.
- [14] Chen J, Chen Y, Qin D, et al. An elastic net-based hybrid hypothesis method for compressed video sensing [J]. Multimedia Tools & Applications, 2015, 74(6): 2085 - 2108.
- [15] Kuo Y, Wu K, Chen J. A scheme for distributed compressed video sensing based on hypothesis set optimization techniques [J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2017, 28(1): 129 - 148.
- [16] Chen J, Wang N, Xue F, et al. Distributed compressed video sensing based on the optimization of hypothesis set update technique [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(14): 15735 - 15754.
- [17] Chen R, Tong Y, Yang J, et al. Compressed video sensing with multi-hypothesis prediction [A]. International Conference on Emerging Internetworking, Data & Web Technologies [C]. China: Springer, 2017. 489 - 496.
- [18] 杨春玲, 欧伟枫. CVS 中基于多参考帧的最优多假设预测算法 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2016, 44(1): 1 - 8.
YANG Chun-ling, OU Wei-feng. Multi-reference frames-based optimal multi-hypothesis prediction algorithm for compressed video sensing [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(1): 1 - 8. (in Chinese)
- [19] 欧伟枫, 杨春玲, 戴超. 一种视频压缩感知中两级多假设重构及实现方法 [J]. 电子与信息学报, 2017, 39(7): 1688 - 1696.
OU Wei-feng, YANG Chun-ling, DAI Chao. A two-stage multi-hypothesis reconstruction and two implementation schemes for compressed video sensing [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(7): 1688 - 1696. (in Chinese)
- [20] 杨春玲, 戴超. 视频压缩感知中基于菱形快速搜索的双匹配区域预测 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2018, 46(03): 55 - 63.
YANG Chun-ling, Dai Chao. A prediction scheme based on fast diamond search and two match regions in compressed video sensing [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2018, 46(03): 55 - 63. (in Chinese)
- [21] Li W, Yang C, Ma L. A multihypothesis-based residual reconstruction scheme in compressed video sensing [A]. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) [C]. Beijing, China: IEEE, 2017. 2766 - 2770.
- [22] Zhao C, Ma S, Zhang J, et al. Video compressive sensing reconstruction via reweighted residual sparsity [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(6): 1182 - 1195.
- [23] 和志杰, 杨春玲, 汤瑞东. 视频压缩感知中基于结构相似的帧间组稀疏表示重构算法研究 [J]. 电子学报, 2018, 46(3): 544 - 553.
HE Zhi-jie, YANG Chun-ling, TANG Rui-dong. Research on structural similarity based inter-frame group sparse representation for compressed video sensing [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(3): 544 - 553. (in Chinese)
- [24] 杨春玲, 郑学炜. CVS 中基于多维度参考帧的双稀疏重构算法 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2018, 46(08): 1 - 10.
YANG Chun-ling, ZHENG Xue-wei. Dual-sparsity reconstruction algorithm based on multi-dimension reference frames in compressed video sensing [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2018, 46(08): 1-10. (in Chinese)

作者简介



郑学炜 男,1993 年出生于广东潮州,华南理工大学电子与信息学院研究生.研究方向:视频压缩感知.
E-mail: xuewei.zheng@foxmail.com



禩韵怡 女,1995 年生于广东佛山,华南理工大学电子与信息学院研究生.研究方向:视频压缩感知.



杨春玲(通信作者) 女,1970 年生于河南新乡,华南理工大学电子与信息学院博士生导师.研究方向:图像/视频压缩编码,图像质量评价.
E-mail: eeclyang@scut.edu.cn