

基于加权非局部相似性的视频压缩感知多假设重构算法

杜秀丽 胡兴 陈波 邱少明

(大连大学通信与网络重点实验室 辽宁大连 116622) (大连大学信息工程学院 辽宁大连 116622)

摘要 分布式视频压缩感知(Distributed Compressed Video Sensing,DCVS)多假设重构算法将传统视频编码中的多假设预测运动估计思想引入到分布式压缩感知视频编码系统中,改善了对视频序列的重构质量。在该算法中,大变化块采用本帧邻域块信息作为参考,而当本帧邻域块含有较多纹理和细节时,算法性能有待提高。为此,对非局部相似性的思想进行改进,提出基于加权非局部相似性的分布式视频压缩感知多假设重构算法。在该算法中,对大变化块中的纹理块采用加权非局部相似性在相邻已重构帧中寻找自相似块,最终生成辅助重构信息块;对于非纹理块,则简单利用加权非局部相似性生成相似块。对不同特点的视频序列的仿真实验结果表明,改进后的算法有效改善了视频序列的重构质量,具有较优的重构 SSIM,PSNR 指标,其中 PSNR 约提高 1 dB。

关键词 压缩感知,非局部相似性,多假设重构,分布式视频编码

中图分类号 TN919.8 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.01.045

Multi-hypothesis Reconstruction Algorithm of DCVS Based on Weighted Non-local Similarity

DU Xiu-li HU Xing CHEN Bo QIU Shao-ming

(Key Laboratory of Communication and Network,Dalian University,Dalian,Liaoning 116622,China)

(College of Information Engineering,Dalian University,Dalian,Liaoning 116622,China)

Abstract Multi-hypothesis reconstruction algorithm of DCVS (Distributed Compressed Video Sensing) introduces the idea of multi-hypothesis prediction motion estimation of traditional video encoding into the DCVS encoding system,thus improving the reconstruction quality for video sequence. In this algorithm,the blocks with big changes adopt the information of current frame neighborhood blocks as a reference,and its performance needs to be improved when the neighborhood of frame contains lots of textures and details. Through improving the idea of non-local similarity,this paper proposed a multi-hypothesis reconstruction algorithm of DCVS based on weighted non-local similarity. In the improved algorithm,the weighted non-local similarity is adopted to search the self-similar blocks in adjacent reconstructed frames for the texture block in the block with big changes,finally generating supplementary reconstruction information blocks. For text non-texture blocks,the weighted non-local similarity is utilized to generate similar blocks. For the blocks with small changes,inter-frame multi-hypothesis reconstruction is adopted,and non-critical frame reconstruction is assisted. Simulation results based on different video sequences show that the proposed algorithm can improve the reconstruction quality of video sequence effectively,and has better reconstructed SSIM and PSNR,and the PSNR is about 1 dB higher.

Keywords Compressed sensing,Non-local similarity,Multiple hypothesis reconstruction,Distributed video coding

1 引言

分布式视频编码^[1]具有编码复杂度和编码功耗低、解码复杂度高的特点,非常适合编码能力受限的场合。而分布式视频压缩感知^[2](Distributed Compressed Video Sensing,DCVS)技术是将压缩感知应用到分布式视频编码中而提出的一个新的视频处理技术。如果信号是稀疏的或可压缩的,

压缩感知理论^[3]允许以远低于 2 倍 Nyquist 频率来采样,极大地降低了分布式视频压缩感知系统所需处理的数据量,增加了它的实际应用价值。

分布式压缩视频感知框架最早由 Kang 等提出^[2]。该框架是利用已重构关键帧补偿出非关键帧的边信息。然而,Kang 等的方法并没有充分利用相邻视频帧间的时空相关性^[3-4]。SAMAD 等^[5]提出利用边信息(Side Information,SI)

到稿日期:2017-10-14 返修日期:2018-01-05 本文受辽宁省教育厅高速眼图测试关键技术研究(L2014495),辽宁“百千万人才工程”培训经费资助。

杜秀丽(1977—),女,博士,教授,主要研究方向为数字信号处理、通信技术,E-mail:22811623@qq.com(通信作者);胡兴(1993—),男,硕士,主要研究方向为数字信号处理,E-mail:961415598@qq.com;陈波(1972—),男,博士,教授,主要研究方向为通信技术,E-mail:chenbo@dlu.edu.cn;邱少明(1980—),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机技术与应用,E-mail:13644288263@163.com。

训练构造稀疏字典,并将其应用到 DCVS 中,改善了视频重构质量,但该算法需要根据视频时空统计特性而自适应地变化,增加了算法的计算复杂度。邓世洋等^[6]提出对于非关键帧采用基于残差联合稀疏模型的随机观测,降低了观测率,提高了重构质量,但该算法需要从解码端引入反馈回路,这必然会造成延时,不适合实际应用。孟雨等^[7]将传统视频编码中的多假设预测运动估计思想引入到分布式视频压缩感知中,提出了基于时空相关性的分布式压缩感知多假设预测重构算法(Multi-hypothesis Block Compressed Sensing Smooth Projected Landweber, MH-BCS-SPL),其对大变化块采用帧内多假设重构,对小变化块采用帧间多假设重构,较好地改善了视频的重构质量。上述算法虽然在不同程度上改善了视频序列的重构质量,但并没有充分利用视频具有的时间和空间的相似性^[8]。处于不同位置的图像子块可能会表现出很强的相似性,图像和视频的这种特殊性质被称为非局部相似性^[9]。同时, MH-BCS-SPL 算法中本帧大变化块与周围邻域块的相关性较弱时,其重构性能有待提高。针对该问题,本文针对大变化块,利用相邻帧间的非局部相似性重构,提出基于加权非局部相似性的分布式视频压缩感知多假设重构算法(Multi-hypothesis Reconstruction Algorithm of DCVS Based on Weighted Non-local Similarity, M-DCVS-NS)。

2 基于时空相关性的分布式压缩感知多假设预测重构算法

基于时空相关性的分布式压缩感知多假设重构算法的框图如图 1 所示。

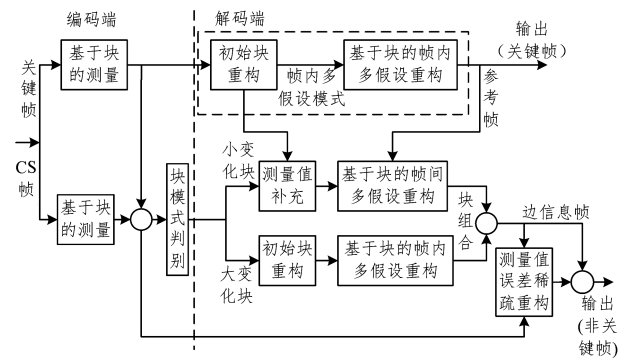


图 1 基于时空相关性的 DCVS 框图

Fig. 1 Diagram of DCVS based on spatio-temporal correlation

首先在编码端,视频被分为关键帧(K帧)和非关键帧(CS帧),关键帧和非关键帧以不同的采样率采样,在编码端须先经过块模式判别,分为大变化块和小变化块,并记录下相应的块序号。关键帧采用帧内多假设预测重构^[7],而CS帧传输到解码端。CS帧中,对于小变化块,由于相邻帧对应位置处的块变化不大,将已重构相邻两帧中对应位置块及邻域块作为当前帧的参考,进行帧间多假设重构^[7-10];而对于大变化块,参考本帧周围邻域块,采用帧内多假设重构。然后将重构后的块按块序号组合,生成最终边信息^[11]。最后采用测量值误差的稀疏重构算法进行重构。

1) 帧间多假设重构

将已重构的前后两个关键帧作为参考帧,在前后两个参考帧中以当前待解码块为中心,以窗口大小 m 搜索,搜索窗中的所有图像块作为当前待解码CS块的全部假设值。

$$\omega_{t,i} = \arg \min \| x_{t,i} - D_{t,i} \omega \|_2^2 \quad (1)$$

$$\hat{x}_{t,i} = D_{t,i} \omega_{t,i} \quad (2)$$

其中, $x_{t,i}$ 表示在 t 时刻第 i 个图像块;字典 $D_{t,i}$ 由搜索窗中块列向量化构成,其中每一块列向量化构成字典的一列; $\omega_{t,i}$ 为每块的权重向量 ω 的求解值。由式(1)和式(2)可以看出,重构问题可转化为求解 $\omega_{t,i}$ 最小二乘解的问题^[12]。但在解码端只能得到 $x_{t,i}$ 的观测值 $y_{t,i}$,因此将式(1)通过观测矩阵 Φ 转换为式(3)来求解:

$$\begin{aligned} \omega_{t,i} &= \arg \min \| \Phi(x_{t,i} - D_{t,i} \omega) \|_2^2 \\ &= \arg \min \| y_{t,i} - \Phi D_{t,i} \omega \|_2^2 \end{aligned} \quad (3)$$

对式(3)采用 l_2 范数的 Tikhonov 正则化法求解,式中 λ 为 Tikhonov 因子, Γ 为加权矩阵,求得:

$$\omega_{t,i} = \arg \min \| y_{t,i} - \Phi D_{t,i} \omega \|_2^2 + \lambda^2 \| \Gamma \omega \|_2^2 \quad (4)$$

最后得到:

$$\omega_{t,i} = ((\Phi D_{t,i})^T (\Phi D_{t,i}) + \lambda^2 \Gamma^T \Gamma)^{-1} (\Phi D_{t,i})^T y_{t,i} \quad (5)$$

从而可以由式(2)得到当前CS块的边信息块 $\hat{x}_{t,i}$ 。

2) 帧内多假设重构

其与帧间多假设重构^[13]相似,不同之处在于帧内多假设重构不参考相邻参考帧,而是将CS本帧周围邻域块作为多假设预测值从而生成字典。其生成方式为:以当前块为中心,以窗口大小 m 搜索,并由搜索窗中的块列向量化构成字典的一列,生成最终字典 $D_{t,i}$,并由式(1)、式(2)生成当前CS块的边信息块 $\hat{x}_{t,i}$ 。

3) 稀疏字典的生成

对于帧间多假设重构及帧内多假设重构算法,均需要利用搜索窗内的块来进行字典^[14]的生成,本文将搜索窗内的每一块列向量化为字典的一列,生成最终的字典。

3 基于加权非局部相似性的分布式视频压缩感知多假设重构算法

本文在基于时空相关性的 DCVS 算法的基础上进行改进。由于原算法对大变化块采用本帧邻域信息作为参考,而当本帧邻域块含有较多纹理和细节时,算法对其重构性能有待提高,因此,首先对大变化块进一步分纹理块,对纹理块采用加权非局部相似性生成非局部相似性块,由于搜索到的非局部相似性块并非均含有细节和纹理,因此本文对非局部相似性块进行纹理判别,挑选出高纹理度块。

考虑到图像平滑算法有利于细节和纹理的保留,而滤波算法中的去块效应算法相比其他算法,充分考虑了邻域像素信息,因此具有更好的效果。本文将高纹理度块进行去块效应;对于大变化块中的非纹理块则简单利用加权非局部相似性生成相似块,并利用文献^[5]中基于残差的重构算法重构;对于小变化块仍沿用帧间多假设重构算法。对大、小变化块最终生成边信息,辅助非关键帧重构。

3.1 加权非局部相似性

图像中像素之间或多或少存在一定的联系,这种联系被称为图像的相似性。以像素点为中心的窗口邻域,除了中心像素可能与其周围像素相似外^[15-17],处于不同位置的图像子块也会表现出很强的结构特征相似性,图像和视频的这种特殊性质被称为非局部相似性。视频的非局部相似性表述了图像子块不仅在空域内,而且在时域内也具有相似性^[10],体现了视频的时空相关性。

图 2 为非局部相似性示意图。可以看出,相邻帧中,主持人的肩部不同位置具有很强的非局部相似性,同时面部两侧和额头中心也表现出很强的非局部相似性。相邻两帧的相邻位置也具有很强的局部相似性。

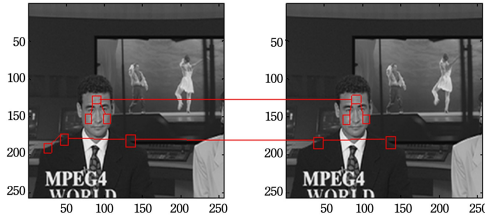


图 2 非局部相似性示意图

Fig. 2 Schematic diagram of non-local similarity

下面详述非局部相似性块的生成过程。块 x_m 内的每一像素记为 $x_m(i)$,以传统视频编码中的 B 帧为例,对于任一图像子块 $x_m(i)$,在前后两帧中寻找最佳匹配块,从中挑选出的所有图像子块 $x_m^m(i)$ 与子块 $x_m(i)$ 的差值满足:

$$e_i^m = \|x_m(i) - x_m^m(i)\|_2 / \|x_m(i)\|_2 \leq Ta$$

其中, e_i^m 为寻找到的 m 个非局部相似性块与子块 $x_m(i)$ 的差值的 2 范数, Ta 为相似性判别阈值。

$$\hat{x}_m(i) = \sum_{m=1}^M \beta_m^m x_m^m(i) \quad (6)$$

$$\beta_i^m = \frac{\exp(-e_i^m/c)}{\sum_{m=1}^M \exp(-e_i^m/c)} \quad (7)$$

$$x_{ref}(i) = \hat{x}_m(i) \quad (8)$$

生成的非局部相似性项 $x_{ref}(i)$ 可由式(6)一式(8)得出,其中 c 为设定常数, β_m^m 为寻找到的每一最佳匹配块的权值。

这里需要指出,为进一步降低复杂度,本文在搜寻非局部相似块时会记录已进行搜寻的当前块,设置数值较小的忽略阈值 Tf ,以在下一当前块与某一块高度相似时,将该块的相似块直接作为下一当前块的相似块,否则再进行视频帧搜索。此处使用的搜索方法基于分块级搜索方法,由于视频帧之间具有高度的冗余特性,并且分块也并非均判为大变化块,因此寻找非局部相似块的步骤只会略微增加解码端的复杂度。

为了进一步提高生成非局部相似性块的质量,本文进行如下设计:由于并非所有搜寻到的 m 个非局部相似性块都对重构精度具有较大的提升,因此,我们对搜索的块进行阈值处理,设定高相似度判别阈值 Tb ,筛选出 k 个高相似度块,以及 l 个低相似度块,并重新定义权值 β_m^m 。若为低相似度块,则其对重构精度贡献不大,因此将所有低相似度块设定为相同的较低的权值,如式(9)和式(10)所示:

$$\text{判别结果} = \begin{cases} \text{高相似度块}, & \beta_i^m \leq Tb \\ \text{低相似度块}, & \beta_i^m > Tb \end{cases} \quad (9)$$

$$\beta_i^m = \begin{cases} \frac{\exp(-e_i^m/c)}{\sum_{m=1}^k \exp(-e_i^m/c)}, & \text{高相似度块} \\ \min_{m=1}^l \beta_i^m, & \text{低相似度块} \end{cases} \quad (10)$$

3.2 纹理块判别

在重构端将帧视频分为非重叠、大小相同的块。根据帕斯瓦尔定理可知,视频块在像素域的总能量等于其在 DCT 域的总能量。其像素域总能量如式(11)所示:

$$E_{pixel} = \frac{1}{N^2} \left(\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f^2(x,y) - \left(\frac{1}{N} \sum_{a=0}^{N-1} \sum_{b=0}^{N-1} f(a,b) \right)^2 \right) \quad (11)$$

其中, $f(\cdot)$ 表示视频块的像素值。定义纹理判别因子 $r_d = \ln \frac{E_{max}}{E_{pixel}}$,定义纹理判别阈值 Tb ,若 $r_d \geq Tb$,则该块被判别为纹理块。

3.3 去块效应滤波算法及辅助重构信息的生成

利用上一节的纹理块判别从相似块中挑选出高纹理度块,利用图像滤波中的去块效应滤波对这些块进行处理,以期对视频块的细节和纹理有更好的重构效果。

去块效应滤波将视频帧的亮度和色度独立进行滤波。亮度去块效应滤波过程是针对 4 条 16 样本的边缘,每个色度成分的去块效应滤波过程是针对 2 条 8 样本边缘,如图 3 所示。其中边缘强度 B_s 的计算和滤波过程参考文献[18]。

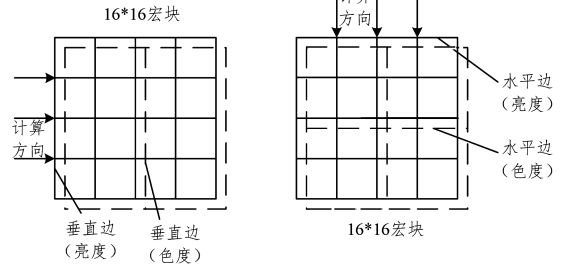


图 3 去块效应滤波边缘宏块示意图

Fig. 3 Schematic diagram of macroblock in deblocking filter edge

去块效应滤波后的高纹理度块即是所需的块,利用它们按照式(8)一式(10)生成最终的辅助信息。

3.4 基于加权非局部相似性的分布式视频压缩感知多假设重构算法

本文所提出的 M-DCVS-NS 算法的框图如图 4 所示。针对原算法中大变化块所采用的帧内多假设重构存在的重构质量不高的缺陷,本文提出对于大变化块,将块进一步分为纹理块和非纹理块,对于纹理块,利用非局部相似块生成高纹理度块,并进一步滤波,最终生成辅助信息,进而利用基于残差的测量值稀疏重构算法进行重构^[19],可以增强算法的重构精度;对于非纹理块,则简单利用加权非局部相似性生成相似块,并利用基于残差的稀疏重构算法重构。而对于小变化块,则仍采用原算法帧间多假设重构^[14]。并最终生成边信息,辅助非关键帧重构。为此,本文提出基于加权非局部相似性的分布式视频压缩感知多假设重构算法,测量值误差的稀疏重构算法参考文献[18]。

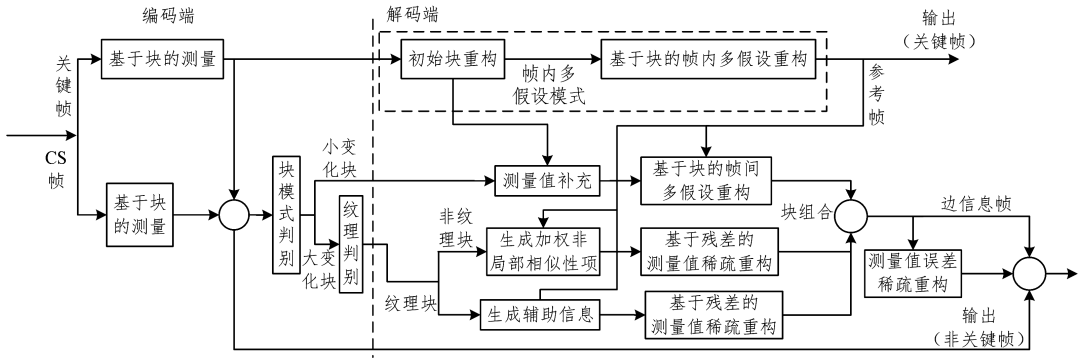


图4 基于加权非局部相似性的分布式视频压缩感知多假设重构算法框图

Fig. 4 Multi-hypothesis reconstruction algorithm of DCVS based on weighted Non-local similarity

对CS帧进行块模式判别,判别的结果和边信息的精确程度,直接影响着CS帧的重构精度,为此设定关键帧测量率 S_{key} 大于非关键帧测量率 S_{CS} 。对于CS帧的大变化块,按非关键帧测量率 S_{CS} 进行测量,将测量得到的 M 个测量值全部传给解码端;而对于小变化块,按小于非关键帧测量率 S_{CS} 进行测量,设其测量数^[20-22]为 M_0 ($M_0 < M$),在解码端,其余 $M - M_0$ 个测量值由前一参考帧中同位置块测量值补充,测量率分配如式(13)所示:

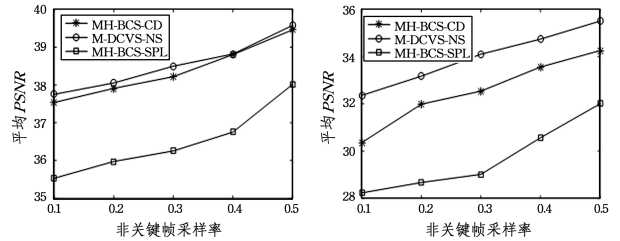
$$S = \begin{cases} S_{CS}, & \text{大变化块} \\ \frac{M_0}{M} \times S_{CS}, & \text{小变化块} \end{cases} \quad (13)$$

4 仿真及结果分析

本文对比了改进前的MH-BCS-SPL算法、改进后的M-DCVS-NS算法及基于时空特征的分布式视频压缩感知重构算法(Multi-Hypothesis Block Compressed Sensing Based on Corner Detection, MH-BCS-CD)的重构质量。仿真实验选择标准QCIF 3个视频序列football, hall, mother-daughter, 其尺寸为 352×288 , 实验中为了与原算法仿真实验进行对比, 将图像GOP组设为3, 分块大小设为 16×16 , 搜索窗大小 W 设为 6×6 , 稀疏迭代最大重构次数设为5, 相似性判别阈值 $Ta = 0.3$ (由多次实验值得出)。

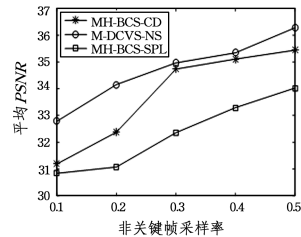
为对比改进后算法对不同运动剧烈程度的序列的重构效果, 选取3个视频序列, 即运动较剧烈的football和较平缓的hall, mother-daughter。在关键帧采样率为0.7, CS帧采样率分别为0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5的条件下进行实验, 选取30帧求得不同采样率下的平均PSNR值, 结果如图5所示。对比不同压缩比下30帧的平均PSNR值可以看出, 对于3种不同的视频序列, 改进后的M-DCVS-NS算法相比原MH-BCS-SPL算法均有所提高, 约提高0.2~2dB。这说明用非局部相似性项替代原来的帧内多假设重构, 寻找到的辅助信息更加精确, 使重构质量有所提升。而且, 对于3种序列, 压缩比越低, 重构平均PSNR提升越大; 压缩比相对较大时, 提升相对较小。这是因为, 采样率越低, 采样点数越少, 改进后算法所用的非局部相似性项越能体现出性能上的优势; 当采样率高时, 原算法已经可以很好地进行重构, 因此差异缩小。而相对

于传统的MH-BCS-SPL, MH-BCS-CD和M-DCVS-NS的重构PSNR均有较大的提升, 这是因为MH-BCS-SPL未能很好地利用时空相关性信息。同时可以发现, 对于运动较平缓的hall序列, MH-BCS-SPL具有很好的重构效果。这是由于运动较平缓, 可利用的相关性信息越多, 重构效果越好。



(a) mother-daughter 视频序列

(b) football 视频序列



(c) hall 视频序列

图5 3个视频序列的平均PSNR对比图

Fig. 5 Average PSNR comparison of three video sequences

为了更精细地观察改进算法和原算法对视频(30帧)每帧的重构效果, 现选取hall视频序列的前30帧, 分别对比原算法和改进算法的PSNR和结构相似性(Structural Similarity Index, SSIM)指标, 结果如图6和图7所示。可以看出, 改进后算法与原算法前30帧中的每一帧相比, 其PSNR和SSIM均有提高。

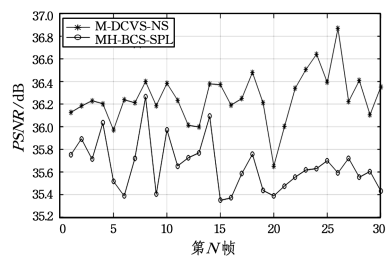


图6 hall 视频序列 30 帧的平均 PSNR 对比图

Fig. 6 Average PSNR of 30 frames of hall video sequence

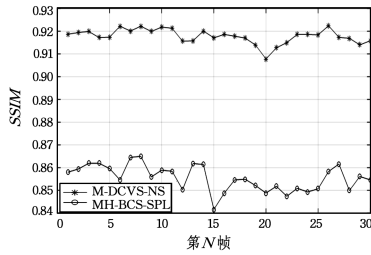


图 7 hall 视频序列 30 帧的平均 SSIM 对比图

Fig. 7 Average SSIM comparison of 30 frames of hall video sequence

从图 6 和图 7 中还可以看出,对于 hall 序列第 20 帧,原算法和改进算法得出的 PSNR 均较小,其原因是,第 20 帧处于视频监控中行人向前走的速度最快的时刻,从一个 GOP (Group of Picture) 中 3 帧的对比可以看出,剧烈运动降低了原算法和改进算法的性能。对于视频第 8 帧,原算法的 PSNR 最高,改进算法也达到了 36.4 dB。从第 8 帧可以看出,视频中箱子显露面最大,因此原算法采用本块邻域块作为参考,可以得到足够的参考信息,因此所得到的效果最好。通过对 M-DCVS-NS 算法仿真中手提箱和拐角处的箱子进行非局部相似性判别,得到 $Ta_0 = 120$,可以发现该值远远小于设定的阈值 $Ta = 580$,因此其可作为非局部相似性参考,由此证明了在改进算法下左侧墙角的箱子和行人手中的箱子具有很好的非局部相似性,其重构 PSNR 也达到 36.4 dB。图 8 为 hall 视频序列第 8 帧和 20 帧的原始图像。

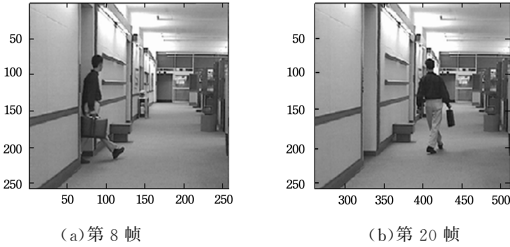


图 8 hall 视频序列第 8 帧和 20 帧的原始图像

Fig. 8 Original images of 8th and 20th frame of hall video sequence

图 9 为原 MH-BCS-SPL 与改进 M-DCVS-NS 算法对选取的 hall 序列的第 26 帧进行重构的效果图。关键帧测量率为 0.7,CS 帧整体测量率为 0.3,小变化块测量率为 0.03。图 10 选取了 hall 序列第 22 帧,设定测量率与前述相同,对比原算法与改进算法的效果,结果如图 10 所示。图 11 为 football 序列第 24 帧重构效果对比图,测量率设定与前述相同。

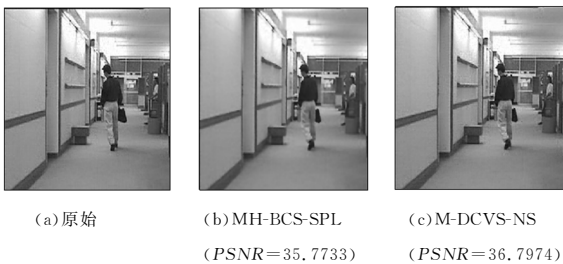


图 9 hall 视频序列第 26 帧的重构效果对比图

Fig. 9 Comparison of reconstruction effect of the 26th frame of hall video sequence

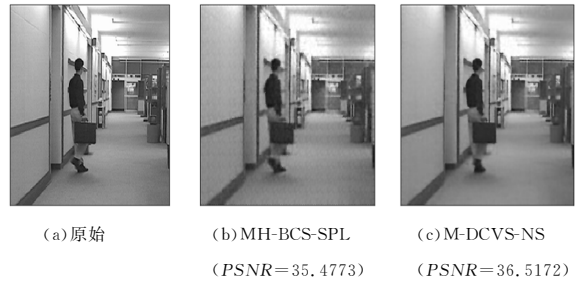


图 10 hall 视频序列第 22 帧重构效果对比图

Fig. 10 Comparison of reconstruction effect of the 22th frame of hall video sequence

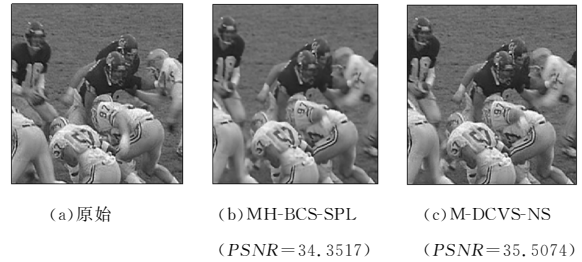


图 11 football 视频序列第 24 帧重构效果对比图

Fig. 11 Comparison of reconstruction effect of the 24th frame of football video sequence

从图 9 和图 10 可直观地看出,对于两种视频序列,本文算法与 MH-BCS-SPL 算法相比,在重构 hall 序列的人物轮廓和细节时可得到更加清晰的图像,并且对于同一序列的不同帧也能展现出较清晰的效果。从图 11 中可以看出,对于 football 序列,由于运动较快,重构效果均较为模糊,但 M-DCVS-NS 算法得到的细节效果比 MH-BCS-SPL 略清晰。在 PSNR 重构质量上,本文算法相对原算法均提高约 1dB,因此本文所提的 M-DCVS-NS 算法具有较好的直观重构效果,能够较好地改善视频序列的重构质量。

结束语 针对基于时空相关性的分布式压缩感知多假设预测重构算法中的大变化块,其采用的帧内多假设重构算法对细节和纹理重构精度待提高的问题,本文充分利用视频重构中的非局部相似性,对大变化块采用加权非局部相似性生成辅助信息。通过 3 种视频序列的仿真实验,对比了平均 PSNR 和平均 SSIM,实验结果表明,相比于原算法,本文所提算法的重构质量有一定的提高,平均 PSNR 提高约 1dB。

参 考 文 献

- [1] SHEN Y C, CHENG H P, LUO Y H. Efficient Real-Time Distributed Video Coding by Parallel Progressive Side Information Regeneration [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(6): 1872-1883.
- [2] LI W K, LU C S. Distributed Video Compressive Sensing [C]// IEEE International Conference on Acoustics, 2009: 1169-1172.
- [3] CORALIA C, ANDREW T. Quantitative Recovery Conditions for Tree-Based Compressed Sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2017, 63(3): 1555-1571.

- [4] XU J,ZHANG Y,FU Z Z,et al. Perceptual Distributed Compressive Video Sensing via Reweighted Sampling and Rate-Distortion Optimized Measurements Allocation[J]. *IEICE Transactions on Information & Systems*,2017,100(4):918-922.
- [5] SAMAD R,JAFAR Z,SHOTORBAN B B. Distributed Compressed Video Sensing Based on Recursive Least Square Dictionary Learning [C]// *Iranian Conference on Electrical Engineering*. 2016:1775-1779.
- [6] DENG S Y,WANG A H. Residual Distributed Compressive Video Sensing [J]. *Application Research of Computers*,2012,29(4):1553-1556. (in Chinese)
邓世洋,王安红. 残差分布式视频压缩感知[J]. *计算机应用研究*,2012,29(4):1553-1556.
- [7] MENG Y,ZHU J X,ZHANG Y. Multihypothesis Prediction Algorithm of DCVS based on Spatio Temporal Correlativity [J]. *Application Research of Computers*,2014,31(2):637-640. (in Chinese)
孟雨,朱金秀,张瑶. 基于时空相关性的分布式压缩感知多假设预测重构算法[J]. *计算机应用研究*,2014,31(2):637-640.
- [8] ZHANG J,DONG Y N. Distributed Video Compressive Sensing Reconstruction Based on Motion aligned Predictive Model [J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications*,2014,34(4):63-71. (in Chinese)
张健,董育宁. 基于运动对齐预测模型的分布式视频压缩感知重构[J]. *南京邮电大学学报*,2014,34(4):63-71.
- [9] WU Q S,FANG S L. Structured Bayesian Compressive Sensing with Spatial Location Dependence via Variational Bayesian Inference [J]. *Digital Signal Processing*,2017,71(4):95-107.
- [10] ZHU J X,ZHANG Y,ZHANG X W. Reconstruction using Interpolation Multihypothesis Prediction for DCVS [J]. *Computer Engineering and Design*,2016,37(2):443-449. (in Chinese)
朱金秀,张瑶,张学武. DCVS中插值多假设预测重构算法[J]. *计算机工程与设计*,2016,37(2):443-449.
- [11] CHEN W B,GAO X W,FAN X P,et al. Spatial-temporal Recovery for Hierarchical Frame Based Video Compressed Sensing [C]// *IEEE Conference on Image Processing*. 2015:1110-1114.
- [12] CHEN S Z,LI G Y,LIAN Q S. Image Compressed Sensing Based on Nonlocal Similarity and Alternating Iterative Optimization Algorithm [J]. *Signal Processing*,2012,28(2):200-205. (in Chinese)
陈书贞,李光耀,练秋生. 基于非局部相似性和交替迭代优化算法的图像压缩感知[J]. *信号处理*,2012,28(2):200-205.
- [13] ZHANG M L,DESROSIERS C. Robust MRI Reconstruction via Re-weighted Total Variation and Non-local Sparse Regression [C]// *IEEE Multimedia Signal Processing*. 2016:1-6.
- [14] REN C,HE X. Single Image Super-resolution using Local Geometric Duality and Non-Local Similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*,2016,25(5):2168-2183.
- [15] KUO Y H,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] WANG L,FENG Y. Compressed Sensing Reconstruction of Hyperspectral Images Based on Spatial-spectral Multi-hypothesis Prediction[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*,2015,37(12):3000-3008. (in Chinese)
王丽,冯燕. 基于空谱联合的多假设预测高光谱图像压缩感知重构算法[J]. *电子与信息学报*,2015,37(12):3000-3008.
- [17] CHEN C,ZHANG D Y. Resample-Based Hybrid Multi-Hypothesis Scheme for Distributed Compressive Video Sensing [J]. *IEICE Transactions on Information & Systems*,2017,100(12):3073-3076.
- [18] SUNGKWANG M,JAMES E F. Block Compressed Sensing of Images Using Directional Transforms [C]// *Conference on Image Processing*. 2009:3021-3024.
- [19] WANG Z,LIU L H. Research Based on SAR Imaging Technology Sparse Reconstruction [J]. *Application Research of Computers*,2014,21(5):161-166. (in Chinese)
王哲,刘力辉. 基于稀疏重构的 SAR 成像技术研究[J]. *计算机应用*,2014,21(5):161-166.
- [20] AN W,LIU K,WANG J. Research on Multi-Hypothesis Residual Reconstruction Algorithm Based on Adaptive Sampling [J]. *Acta Automatica Sinica*,2017,43(X):1-11. (in Chinese)
安文,刘昆,王杰. 基于自适应采样的多假设预测残差重构算法研究[J]. *自动化学报*,2017,43(X):1-11.
- [21] XUE T,DONG X D,SHI Y. Multiple Access and Data Reconstruction in Wireless Sensor Networks based on Compressed Sensing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communication*,2013,12(7):3399-3411.
- [22] WU M H,LI R,CHEN R. Distributed Video Compressive Sensing Reconstruction Based on Adaptive PCA Sparse Basis [J]. *Video Engineering*,2015,39(2):61-65. (in Chinese)
武明虎,李然,陈瑞. 自适应 PCA 稀疏基底的分布式视频压缩感知重构[J]. *电视技术*,2015,39(2):61-65.