

## 基于多参考帧假设优化的压缩感知重构算法

阔永红, 王蕾泉, 陈健

(西安电子科技大学通信工程学院, 陕西 西安 710071)

**摘要:** 在多假设分布式压缩视频感知系统中, 多假设的质量对重构性能意义重大。现有工作中, 对于多假设集合获取的研究并未得到关注。提出一种多参考帧假设集合优化选择 (MRHO) 算法, 增加参考帧数目以扩大假设选择范围, 通过假设优化选择, 在相同假设集合尺寸下提高了集合质量。仿真表明, MRHO 算法有效提高了视频重构质量。

**关键词:** 压缩感知; 分布式压缩视频感知; 多假设集合优选; 多参考帧选择

**中图分类号:** TP919.8

**文献标识码:** A

## Reconstruction algorithm based on multi-reference frames hypothesis optimization for compressive sensing

KUO Yong-hong, WANG Ru-quan, CHEN Jian

(School of Telecommunications Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** In multi-hypothesis based distributed compressed video sensing systems, the quality of the multi-hypothesis set has important influence on the reconstruction performance of decoder. However, the acquiring of the hypothesis set has not been concerned in existing works. A reconstruction algorithm based on multi-reference frames hypothesis optimization (MRHO) was proposed. This algorithm expanded the selection of hypothesis vectors by increasing the number of reference frames. The quality of the prediction set was improved by hypotheses optimization selection under the same size with the original hypothesis set. Simulation results show that the proposed MRHO algorithm effectively improves the reconstructed quality of the distributed compressed video sensing scheme.

**Key words:** compressed sensing, distributed compressive video sensing, multi-hypothesis set optimization, multi-reference frames selection

### 1 引言

压缩感知 (compressed sensing)<sup>[1,2]</sup>是一种可突破奈奎斯特采样速率限制的信号压缩采样技术, 对可压缩信号, 利用与变化基不相关的测量矩阵将高维信号投影到低维空间, 以降维方式将信号采样和压缩一步完成, 提高了编码效率, 有效地降低了编码端复杂度。分布式压缩视频感知 (DCVS, distributed compressive video sensing) 方案由 Do 等<sup>[3]</sup>于 2009 年提出, 该方案在视频编解码中引入了压缩感知, 在编码端将视频帧分为 Key 帧和 CS 帧, Key 帧采用传统的帧内编码, CS 帧使用压缩感知进

行编码。在解码端先对 Key 帧独立解码, CS 帧则利用 Key 帧生成的边信息辅助进行联合解码。同年, Kang 等<sup>[4]</sup>提出了更为彻底的分布式压缩视频感知方案, 对 Key 帧和 CS 帧均采用压缩感知进行编码。Asif 等<sup>[5]</sup>于 2011 年提出了一种基于运动自适应线性动态系统的 DCVS 方案, 该方案通过对帧间的时间变化进行建模从而获得重构所需信息。

对压缩感知算法的改进可分别在编码端和解码端进行。编码端主要改进测量矩阵, 如文献[6~8]提出的测量矩阵, 均易于硬件实现, 利于实用。相较于编码端, 解码端不受资源的限制, 因此, 对于解码端算法的改进是分布式压缩视频感知系统的

收稿日期: 2017-03-29; 修回日期: 2017-10-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61771366); “111” 计划基金资助项目 (No.B08038)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61771366), The “111” Project (No.B08038)

主要研究方向。2011年, Chen等<sup>[9]</sup>提出了基于多假设(MH, multihypotheses)的分布式压缩视频感知系统, 在没有速率限制的情况下, 从参考帧获取最好的假设信息辅助解码。文献[10]提出了基于Tikhonov正则化的MH-BCS-SPL方案, 在测量域通过对假设权重系数向量增加惩罚项进行约束, 提升多假设预测的质量, 该算法也成为本文算法的基础。文献[11]提出了基于弹性网的MS-wEnet方案, 通过结合多假设预测和统计学中的弹性网络, 利用距离加权规则进一步提升视频预测质量, 但是该方案并没有对假设集合进行优化。文献[12]则在Tikhonov正则化的基础上对参考帧使用内插的方法, 衍生出更多假设, 以替换原假设集合中对重构贡献小的假设。文献[13]提出了一种基于全变分和混合变分模型的块压缩感知算法, 通过增广拉格朗日交替乘法逼近目标函数来进行重构。

DCVS系统编码端将视频流分为若干个图像组(GOP, group-of-pictures), 每个GOP中第一帧是Key帧, 其余为CS帧, CS帧的采样率低, 重构效果相对较差。而GOP值越大, 意味着CS帧数量越多, 编码端待传的信息量也会越小, 这更符合压缩感知的理念, 因此, CS帧重构性能的提升对于视频重构效果的提升至关重要。而文献[11~13]提出的算法只是利用相邻Key帧作为CS帧的参考帧, 并没有有效地利用已重构的CS帧。针对多假设预测中对CS帧利用不足这一问题, 文献[14]提出一种多参考帧预测算法, 在固定数量的参考帧生成假设向量集合的基础上, 增加参考帧数量来得到更多的假设向量。该算法通过增加参考帧数量拓展假设集合的选取范围, 但增加的参考帧会生成对重构帮助不大甚至是有害的假设, 这些坏假设破坏了多假设集合的整体质量, 在CS帧采样率较低时甚至会导致重构性能的下降。

为解决上述问题, 本文提出一种基于多参考帧的假设集合优化选择(MRHO, multi-reference hypothesis optimization)算法, 首先, 通过改变CS帧的重构顺序, 先重构与Key帧相关性最高的CS帧, 继而改变参考帧的选取准则, 用已重构的CS帧作为新加入的参考帧去重构其他CS帧, 即扩大多假设预测向量的选取范围, 在这个更大的范围中, 用本文提出的判别标准, 选出对重构帮助最大的假设预测向量, 剔除质量较差的假设预测向量, 保持多假设预测集合的大小不变, 使多假设预测集

合的整体质量得到提升, 有利于提高CS帧的重构质量。此外, 在文献[15]提出的Key帧二次重构方法的基础上进行改进, 增加Key帧的参考帧数目, 使用临近的Key帧和CS帧一起作为参考帧, 利用MRHO算法选取最优的假设向量进行二次重构, 同样在不改变假设集合尺寸的前提下提高Key帧的解码质量。仿真结果表明, 本文提出的算法相比MH-BCS-SPL以及MC-BCS-SPL等经典分布式压缩视频感知系统有更好的重构质量。

## 2 基本理论

与传统获取视频的方式类似, 压缩感知最容易想到获取视频的方式就是逐帧获取, 但是整帧获取需要尺寸巨大的测量矩阵以及存储空间, 不适合编码端资源受限的场景。与基于帧的图像压缩感知相比, 基于分块的压缩感知(BCS, block compressed sensing)重构速度有了明显的提升, 但是却产生了严重的块效应, 借鉴传统图像处理方法中消除块效应的方法, 文献[16]提出了BCS-SPL(BCS-smoothed projected landweber)算法, 该算法将维纳滤波器加入到基本的PL(projected landweber)算法中用以消除块效应, 并且利用迭代逐步提升重构质量。该算法重构速度快, 重构质量较高, 因此, 本文选用其进行残差重构。

在众多的重构方案中, 多假设预测因其较好的利用了帧间相关性, 极大提高了重构质量, 成为研究的热点。目前有2种预测策略, 一种是传统的像素域预测, 另一种是测量域预测, 测量域的信息 $\mathbf{y}$ 能够较好地保存待重构块 $\mathbf{x}$ 的结构信息, 因此, 本文使用测量域的多假设预测方案。假定第 $i$ 帧为待重构帧, 块大小为 $B \times B$ , 对应的解码端接收的测量向量为 $\mathbf{y}_{i,m} = \boldsymbol{\varphi}_B \mathbf{x}_{i,m}$ ,  $\mathbf{H}_{i,m}$ 是第 $i$ 帧第 $m$ 块 $\mathbf{x}_{i,m}$ 的假设向量集合, 测量域的求解通过式(1)表示。

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\omega}_{i,m}^{mh} &= \arg \min \|\mathbf{y}_{i,m} - \mathbf{Q}_{i,m} \boldsymbol{\omega}\|_2^2 \\ \boldsymbol{\mathcal{X}}_{i,m}^{mh} &= \mathbf{H}_{i,m} \boldsymbol{\omega}_{i,m}^{mh} \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $\boldsymbol{\mathcal{X}}_{i,m}^{mh}$ 为图像块的估计向量。 $\boldsymbol{\omega}_{i,m}^{mh}$ 表示多假设集合中各个假设的权重系数向量,  $\mathbf{Q}_{i,m}$ 是 $\mathbf{H}_{i,m}$ 在测量域的投影集合, 通过测量矩阵 $\boldsymbol{\varphi}_B$ 得到, 即 $\mathbf{Q}_{i,m} = \boldsymbol{\varphi}_B \mathbf{H}_{i,m}$ , 预测过程就是权重系数向量 $\boldsymbol{\omega}_{i,m}^{mh}$ 的求解过程。由于 $\boldsymbol{\varphi}_B$ 具有降维的作用, 导致式(1)为欠定问题, 因此, 需要通过加入惩罚项对 $\boldsymbol{\omega}_{i,m}^{mh}$ 进行约

束, 使其成为一个凸规划问题。文献[17]采用  $l_1$  范数作为惩罚函数添加到目标函数中, 如式(2)所示。

$$\omega_{i,m}^{l_1} = \arg \min \left\| y_{i,m} - Q_{i,m} \omega \right\|_2^2 + \lambda \|\omega\|_1 \quad (2)$$

其中,  $\lambda$  是一个正实参数, 该方法假设  $\omega_{i,m}$  是稀疏的, 即只有很少的假设对预测有贡献, 大部分假设权重系数为 0。文献[18]将 Tikhonov 正则化约束引入假设权重向量进行求解, 如式(3)所示。

$$\omega_{i,m}^{\text{Tik}} = \arg \min \left\| y_{i,m} - Q_{i,m} \omega \right\|_2^2 + \lambda \|\Gamma_{i,m} \omega\|_2^2 \quad (3)$$

其中,  $\lambda$  是一个尺度参数, 用于控制式(3)中 Tikhonov 正则项的影响程度,  $\Gamma_{i,m}$  是一个 Tikhonov 矩阵, 表示当前块和各假设的测量域距离信息, 该矩阵形式如式(4)所示。

$$\Gamma_{i,m} = \begin{pmatrix} \|y_{i,m} - \varphi_B h_1\|_2 & & & 0 \\ & 0 & & \\ & & \|y_{i,m} - \varphi_B h_s\|_2 & \\ & & & 0 \\ 0 & & & \|y_{i,m} - \varphi_B h_p\|_2 \end{pmatrix} \quad (4)$$

其中,  $h_1, h_2, \dots, h_p$  为假设集合  $H_{i,m}$  的各假设向量。 $\|y_{i,m} - \varphi_B h_s\|_2$  为  $y_{i,m}$  与对应假设  $h_s$  之间的欧氏距离,  $\|y_{i,m} - \varphi_B h_s\|_2$  的值越大, 表明对应假设  $h_s$  与当前块  $x_{i,m}$  之间的差距越大, 相应地对预测的贡献也就越小。通过这样的结构, 矩阵  $\Gamma$  对与待重构块测量域距离大的假设执行较大的惩罚, 对距离小的施加较小的惩罚, 如此提升边信息的质量。权重可以通过式(5)求解。

$$\omega_{i,m}^{\text{Tik}} = (Q_{i,m}^T Q_{i,m} + \lambda^2 \Gamma^T \Gamma)^{-1} Q_{i,m}^T y_{i,m} \quad (5)$$

对比  $l_1$  范数的方法, 基于 Tikhonov 正则化的方法摆脱了  $l_1$  正则化带来的强制稀疏约束, 提高了预测质量, 且式(5)有相对封闭的解形式, 用矩阵运算即可得到结果, 省去了复杂的迭代运算, 因此, 本文使用基于 Tikhonov 正则化的多假设预测方法进行多假设权重估计。

### 3 MRHO 算法及 Key 帧二次重构

现有算法进行多假设集合估计采用的是 Mun 等<sup>[9]</sup>提出的基于运动补偿的块压缩感知平滑投影 Landweber 重构算法 (MC-BCS-SPL, motion

compensation block-based compressed sensing and smoothed projected Landweber), 在参考帧内, 以待重构块为中心位置以  $W$  为搜索范围形成搜索窗, 在搜索窗内进行逐像素点滑动, 依次获得假设, 构成假设集合。通过测量矩阵得到投影集合, 再利用 Tikhonov 正则化的方法即可得到多假设预测图像。但是在现有的基于预测的算法 (如 MH-BCS-SPL、MC-BCS-SPL) 中, CS 帧的参考帧仅选取 2 个相邻的 Key 帧, 生成的多假设集合中有很一部分假设对预测的贡献很小, 甚至会降低重构质量, 而相邻 CS 帧与待重构 CS 帧相关性高, 有很大的利用价值, 现有的算法都没有对其加以利用。针对这一情况, 本文提出基于多参考帧的假设集合优化选择 (MRHO) 算法目的就是利用相邻 CS 帧提升假设集合对预测的平均贡献值, 在不增加假设集合尺寸的前提下提升重构质量。

#### 3.1 MRHO 算法

在 MH-BCS-SPL 等算法中, 每个 GOP 内的 CS 帧都是以所在 GOP 及下一个 GOP 的 Key 帧为参考帧进行多假设预测和残差重构, 虽然 Key 帧的采样率高、重构效果好, 但是对于 GOP 中离 Key 帧较远的部分 CS 帧, 由于其与 Key 帧的相关性较小, 导致 Key 帧的参考价值有所降低。而对于其相邻的 CS 帧, 虽然采样率低, 重构质量不如 Key 帧, 但其与待重构的 CS 帧相关性高。本文提出基于多参考帧的假设集合优选 (MRHO) 算法, 可以有效利用相邻 CS 帧的参考价值。本文系统框架如图 1 所示, 在编码端将视频流分为若干个 GOP, 每个 GOP 内第一帧为 Key 帧, 其他为 CS 帧。Key 帧的初次解码采用 MH-BCS-SPL 重构算法进行帧内多假设预测重构, CS 帧采用基于 Tikhonov 正则化的多假设预测与残差重构, 但每个 CS 帧的参考帧不再只选择 2 个相邻 Key 帧, 而是根据其位置增加相应的 CS 帧为参考帧。

文献[14]提出的 Key 帧二次重构算法在 CS 帧采样率较高时可以有效提高 Key 帧解码质量, 但是仅增加假设数量对重构结果并非一定有帮助, 相反, 如果添加了大量贡献值很低的假设, 不但增加时延, 而且会使增加假设数量带来的贡献减少, 在 CS 帧采样率较低时甚至会降低重构的质量。表 1 对比的是只增加参考帧数量而不对假设集合进行优化以及采用本文 MRHO 算法进行优化 2 种情况下 Foreman 序列的重构质量和重构时间的对比。

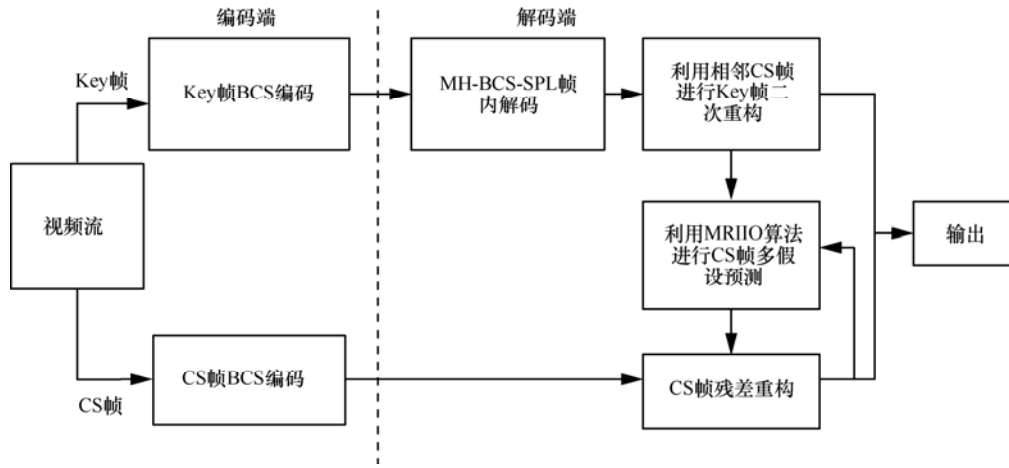


图 1 基于 MRHO 算法的系统框架

表 1 优化前后平均重构时间和质量的对比

采样率	平均重构时间/s		平均重构质量/dB	
	未进行优化	进行优化后	未进行优化	进行优化后
0.1	211.059 2	153.522 9	33.151 7	33.656 3
0.2	215.876 8	157.015 6	35.973 9	36.504 7
0.3	217.261 3	167.191 3	37.905 2	38.309 5
0.4	216.886 8	156.303 1	39.365 6	39.861 5
0.5	219.221 9	160.226 5	40.995 1	41.446 1

从表 1 中数据可以看出，仅增加假设数量对重构结果并不一定有帮助，如果只增加参考帧数量并得到大量贡献值很低的假设，不但会增加时延，而且在 CS 帧采样率较低时会降低重构的质量。因此，需要对增加参考帧后的假设向量集合进行优化，选出贡献值高的假设，抛弃贡献值低的假设，最大限度利用增加的假设向量。为了解决上述问题，本文提出了 MRHO 算法，其具体思想如图 2 所示。

图 2 中待重构块依然采用之前介绍的搜索窗算法生成多假设向量集合，假定增加参考帧数目至 4 个，即加入当前待重构块所在帧的 2 个临近 CS 帧为参考帧，得到更多假设向量，Key 帧作为参考帧生成的原假设向量集合设为  $H_{i,m}^K$ ，CS 帧作为参考帧新生成的假设向量集合设为  $H_{i,m}^{CS}$ ，则组成初步更新的假设向量集合  $H_{i,m}^N$  如式(6)所示。

$$H_{i,m}^N = \begin{bmatrix} H_{i,m}^K \\ H_{i,m}^{CS} \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

从中选出对待重构块重构贡献大的假设，抛弃

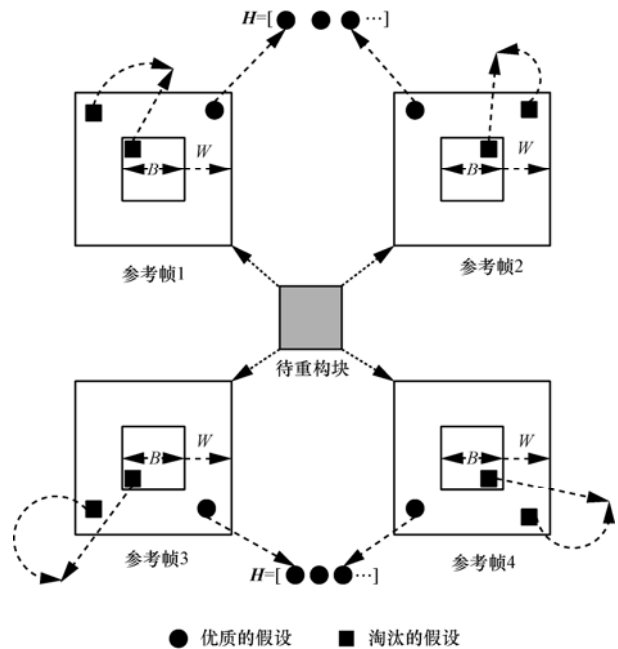


图 2 MRHO 算法示意

贡献小的假设。最终进行权重系数计算的多假设向量集合（列数记为  $a$ ）大小不变，即与之前选择 2 个参考帧时假设数量相同，但因为参考帧数量的增加，所以最初生成的假设向量矩阵  $H_{i,m}^N$  的列数增大了，此时，根据待重构块与假设集合中各个假设  $h_s$  之间的相关性，由大到小选择前  $a$  列假设向量，得到最终的多假设预测集合  $H_{i,m}$ ，由于预测集合的尺寸没有变化，因此，后续利用基于 Tikhonov 正则化的方法计算权重系数、残差重构等计算中的其他参数没有变化。该算法利用了新加入参考帧中贡献大的假设向量，同时抛弃了原来参考帧所提供的贡献小的

假设向量，保持假设集合尺寸不变。

在基于 Tikhonov 正则化的方法中，利用  $y_{i,m}$  与对应假设  $h_s$  之间的欧氏距离  $\|y_{i,m} - \phi_B h_s\|_2$  来判断假设  $h_s$  与当前块  $x_{i,m}$  之间的差距，差距越大则贡献越小。但是欧氏距离不容易计算，因此，本文利用  $H_{i,m}$  在测量域的投影集合 ( $Q_{i,m} = \Phi_B H_{i,m}$ ) 与待重构块的相关性 (范围为 0~1) 这一变量来衡量假设向量对重构的贡献大小，与待重构块的相关性越高贡献越大。使用 MRHO 算法前后待重构块与  $Q_{i,m}$  的相关性对比如图 3 所示。

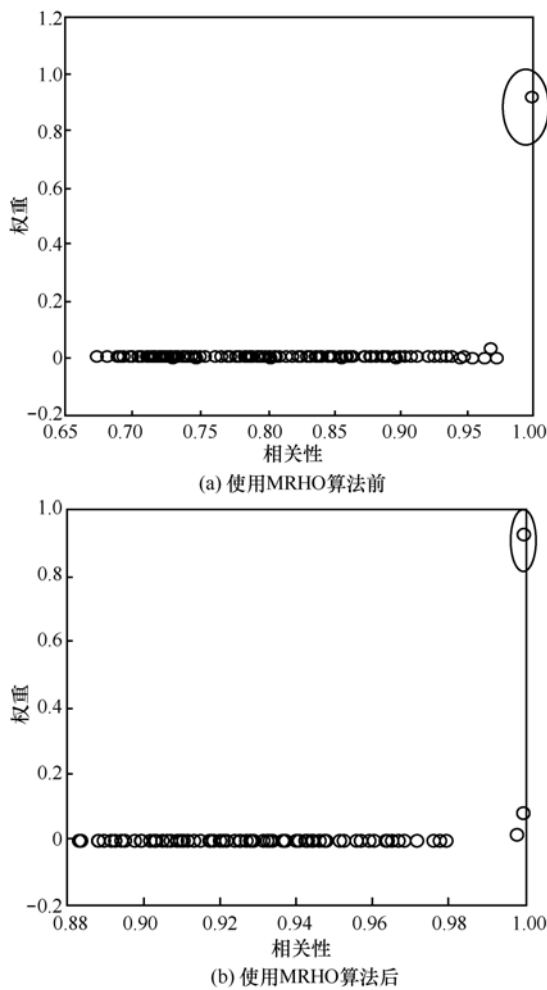


图 3 待重构块与  $Q_{i,m}$  的相关性对比

图 3 中横坐标为假设向量与待重构块的相关性，纵坐标为分配的权重，圈出的点为最优假设向量。由图 3 可以看出，与待重构块相似程度越高，其分配的权重越大。未使用 MRHO 算法之前大部分假设与待重构块的相关性小于 0.88，这部分假设的权重也基本为 0。在使用了 MRHO 算法之后，优质的假设向量数目大幅上升，所有假设与待重构块的相关性均大于 0.88，证明了本文提出算法对假设集合整体质量以及优质假设数量的提高。

在 CS 帧的重构过程中，本文利用了短期参考帧这一概念，即每个 CS 帧除了固定 2 个相邻 Key 帧为长期参考帧，另外选取临近的 CS 帧为短期参考帧，结合 MRHO 算法，本文的 CS 帧重构步骤如下。

1) 首先对 Key 帧进行 BCS-SPL 算法进行重构，再对当前 GOP 以及下一 GOP 的 Key 帧利用相邻 CS 帧的测量值通过 Key 帧二次重构算法进行二次重构，生成重构帧作为 CS 帧的 2 个固定参考帧。

2) 对当前 GOP 的 CS 帧，每个 CS 帧的参考帧数量也逐一进行调整，如图 4 所示，从第 2 帧开始，每个 CS 帧均采用基于 Tikhonov 正则化的多假设预测得到多假设预测集合，第 2 帧的参考帧为 2 个相邻 Key 帧，完成重构之后作为新的参考帧辅助重构第 3 帧，之后，各 CS 帧依次按图中规定进行参考帧选取，再通过 MRHO 算法对 CS 帧的假设预测集合进行优化得到预测图像，最后，利用预测图像通过残差重构得到重构帧。当第 8 帧重构结束后，当前 GOP 的重构正式结束。

### 3.2 Key 帧二次重构算法

在 MC-BCS-SPL 以及 MH-BCS-SPL 等算法中，Key 帧都只进行一次独立的压缩感知解码，不利用任何边信息进行辅助解码，而 CS 帧则利用已解码的 Key 帧作为边信息进行解码，使其解码质量大大提升，并且随着采样率的提高，CS 帧的重构质量也随之不断提高，但 Key 帧的重构质量并没有随着

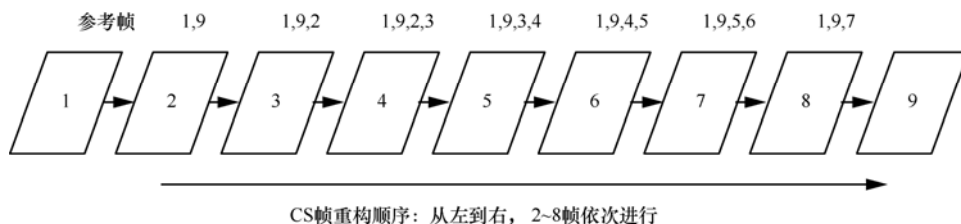


图 4 CS 帧重构顺序以及参考帧选取准则

CS 帧的采样率增加而增加。针对这一问题,文献[15]提出一种 Key 帧二次重构算法,首先,对 Key 帧进行独立的压缩感知解码,然后,利用当前 Key 帧的相邻已重构 CS 帧作为参考帧,进行多假设预测,产生的预测图像作为边信息对 Key 帧进行二次重构。该算法在 CS 帧采样率较高时可以显著提升 Key 帧的解码质量,但是在 CS 帧采样率较低时,该算法不能有效提升甚至会导致 Key 帧重构质量的下降,原因在于 CS 帧采样率较低时,CS 帧的重构质量与 Key 帧相差过多,以 CS 帧作为 Key 帧的参考帧会生成大量对多假设预测贡献低甚至有害的假设。

因此,本文提出一种 Key 帧二次重构的改进算法,在对当前 GOP 的 Key 帧进行二次重构时,选取临近 2 个 GOP (即上一个 GOP 和下一个 GOP) 的 Key 帧以及当前 Key 帧临近的 2 个 CS 帧作为参考帧。图 5 是多参考帧选择算法示意,假设每个图像组 (GOP) 大小为 8,如果对第 17 帧 Key 进行二次重构,则选择第 9 和第 25 帧 (Key 帧) 以及第 16 和第 18 帧 (CS 帧) 为参考帧。临近的 CS 帧与当前 Key 帧有较强的相关性,而临近 Key 的重构质量远高于本 GOP 内其他 CS 帧,二者均有自己的优势,可产生优质假设供重构选择。参考帧选择之后使用 MRHO 算法对 Key 帧的假设集合进行优化,选取相关性高的假设向量,最终达到提升 Key 帧重构质量的目的。

#### 4 实验结果与分析

本文仿真的实验配置为 64 位 Windows7 SP1, Intel(R) Core i5-4460, 3.20 GHz, 8 GB RAM, 仿真平台选取 Matlab R2013a, 使用 MH-BCS-SPL 算法和 MC-BCS-SPL 算法与本文提出的基于多参考帧假设向量优化的分布式压缩视频感知重构 (MRHO-DCVS) 算法进行性能对比。在编码端,前 2 种算法都将视频序列分为 Key 帧和 CS 帧,

Key 帧的采样率远高于 CS 帧的采样率。在解码端, MH-BCS-SPL 利用多假设预测生成边信息, MC-BCS-SPL 采用运动补偿算法生成边信息。本文采用 3 种 CIF (352×288) 格式的视频序列对提出的算法进行测试。这 3 种视频序列分别是 Mother-Daughter 序列、Foreman 序列以及 Soccer 序列,其中, Mother-Daughter 序列运动缓慢, Foreman 序列运动适中, Soccer 序列运动剧烈,对比这 3 种格式的视频序列,能够反映出算法是否具有普遍性。设定 GOP=8, Key 帧采样率固定为 0.7, CS 帧采样率为 0.1~0.5, 块尺寸  $B=16$ , 搜索窗半径  $W=15$ , 测量矩阵为高斯正交化矩阵,解码端选取 DDWT 为稀疏基进行残差重构。采用峰值信噪比 (PSNR) 来作为衡量重构质量的标准。

对于本文提出的 Key 帧二次重构算法,本文使用 MH-BCS-SPL 算法与文献[15]提出的 Key 帧二次重构算法进行比较。由于在 CS 帧采样率较低时,CS 帧的重构质量较差,此时对比 Key 帧二次重构算法更具代表性,因此,本文以 CS 帧采样率为 0.1 的 Foreman 序列为例,对本文所提方案进行性能对比。重构结果如表 2 所示。

从表 2 结果可以看出,在 CS 帧采样率较低时,由于 CS 帧的重构效果较差,经过只以 CS 帧为参考帧的二次重构后,部分 Key 帧的重构效果质量反而降低了。如第 57 帧,在经过文献[15]中 Key 帧二次重构后 PSNR 下降了 0.23 dB,经过本文的 Key 帧二次重构后 PSNR 上升了 2.16 dB,最终 Key 帧的平均 PSNR 提升了 1.81 dB。而 Key 帧作为每个 CS 帧的固定参考帧,其重构质量提升,提供给 CS 帧的多假设预测向量的质量也相应提升,对于 CS 帧以及整个视频序列重构质量的提高有着重要意义。MRHO-DCVS 系统性能曲线如图 6~图 8 所示。

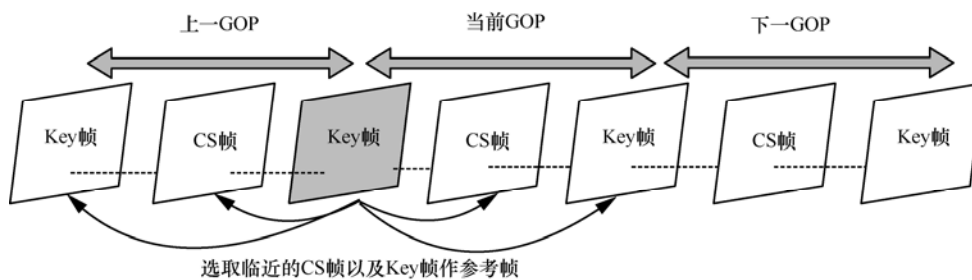


图 5 Key 帧多参考帧选择算法

表 2 Foreman 序列在 3 种算法下的 Key 帧重构 PSNR 对比 (采样率为 0.1)

Key 帧序号	MH-BCS-SPL 的 Key 帧重构 PSNR/dB	文献[15]的 Key 帧二次重构 PSNR/dB	本文的 Key 帧二次重构 PSNR/dB
1	42.183 9	42.136 5	43.252 1
9	40.882 5	40.943 8	42.833 9
17	40.937 3	41.085 7	43.059 2
25	40.998 6	41.129 3	43.256 1
33	41.293 3	41.156 2	43.416 9
41	41.028 4	40.959 5	43.114 3
49	41.180 7	41.074 8	43.273 7
57	41.410 9	41.171 1	43.572 4
65	40.629 9	40.456 5	42.050 9
73	42.112 4	41.743 6	43.658 6
81	40.936 1	40.867 8	42.088 8
平均值	41.235 8	41.156 8	43.052 4

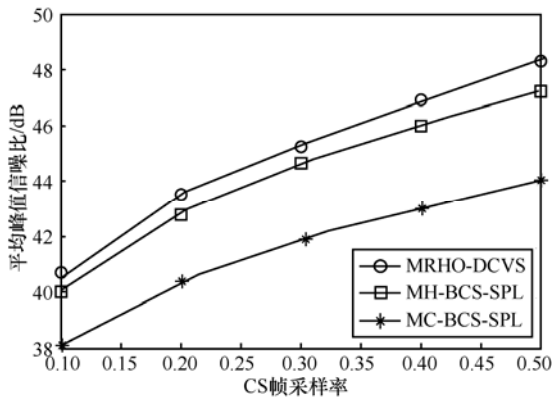


图 6 Mother-Daughter 序列平均性能对比曲线

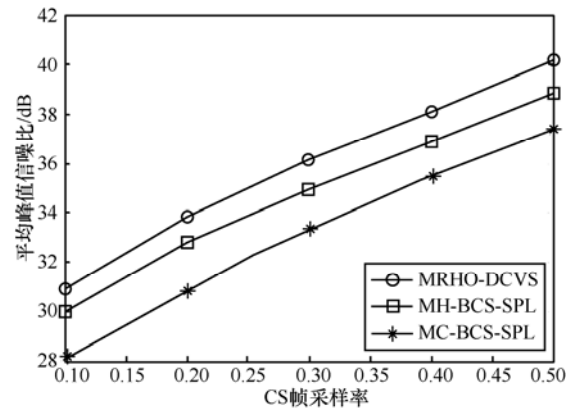


图 8 Soccer 序列平均性能对比曲线

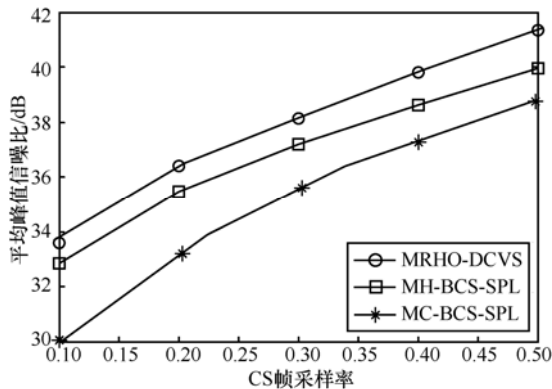


图 7 Foreman 序列平均性能对比曲线

图 6~图 8 中横坐标为 CS 帧的采样率，纵坐标是视频序列前 88 帧重构图像的平均峰值信噪比。从图 6 中可看出，与 MH-BCS-SPL 算法相比，本文提出的 MRHO-DCVS 系统的重构性能提升了 1 dB 左右，并且随着采样率的提升，本文算法的重构效果并没有下降，证明了 MRHO-DCVS 算法在任意

采样率之下重构质量的稳定性。而图 7 和图 8 中，本文算法的重构性能较 MH-BCS-SPL 算法提升了 1.5 dB 左右，相对于图 5 性能提升幅度更大的原因是 Mother-Daughter 序列整体运动平缓，新增加的参考帧没有选出大量更优质的假设，所以重构质量提升较小。而对于 Foreman 序列以及 Soccer 序列，它们的运动剧烈，原有参考帧提供的假设不能有效地补偿运动带来的变化，而通过新加入的参考帧可以选择更多优质假设替换原假设集合中的坏假设，通过提高假设向量的平均质量进而提升重构质量。

需要指出的是，GOP 尺寸越大，本文提出的 MRHO 算法对重构质量的提升越大。GOP 较小时，CS 帧较少，Key 帧与 CS 帧的相关性较高，尽管 CS 帧的整体重构质量因此而提升，但本文的多参考帧方案对重构质量的提升会减小，MRHO 算法性能提升幅度将会降低；相反，增大 GOP 时，CS 帧与 Key 帧的相关性整体下降，Key 帧在重构中的作

用也相应减弱,此时 MRHO 算法对 CS 帧重构质量的提升会更加明显,整体重构质量提升较大。

表 3~表 5 给出了运行时间。可以看出,由于假设集合选择范围的扩大以及假设向量的筛选过程,MRHO-DCVS 系统的复杂度比 MH-BCS-SPL 和 MC-BCS-SPL 有所增加,但系统的重构性能有显著提升。

表 3 Foreman 序列运行时间对比

采样率	MC-BCS-SPL/s	MH-BCS-SPL/s	MRHO-DCVS/s
0.1	29.485 5	58.970 9	157.761 8
0.2	29.869 7	59.739 4	158.061 0
0.3	29.648 3	59.296 6	161.004 0
0.4	20.275 4	60.550 7	156.303 0
0.5	30.126 4	60.252 8	160.226 5

表 4 Soccer 序列运行时间对比

采样率	MC-BCS-SPL/s	MH-BCS-SPL/s	MRHO-DCVS/s
0.1	39.353 6	78.707 1	161.470 0
0.2	40.397 0	79.898 5	167.274 1
0.3	39.949 3	80.794 0	165.027 2
0.4	40.270 7	80.541 3	163.676 4
0.5	40.364 4	80.728 7	166.375 8

表 5 Mother-Daughter 序列运行时间对比

采样率	MC-BCS-SPL/s	MH-BCS-SPL/s	MRHO-DCVS/s
0.1	29.333 0	58.665 9	164.654 3
0.2	29.211 7	58.542 5	168.372 1
0.3	29.271 3	58.423 4	165.489 7
0.4	30.666 5	61.333 0	165.002 8
0.5	30.359 3	60.718 6	166.721 4

## 5 结束语

本文提出了一种基于多参考帧假设向量优化选择的重构方案,通过改进 CS 帧的重构顺序,利用重构效果好的 CS 帧作为参考帧对其他 CS 帧进行重构;增加参考帧的数量,扩大假设向量的选择范围,在更大的范围更多的假设向量中选取与当前待重构块相关性最高的部分假设向量,最终在不改变假设向量集合大小的前提下,使假设向量的整体性能提升,提高 CS 帧的重构质量,对于运动剧烈

视频的重构提升更大;在已有 Key 帧二次重构算法的基础上,利用上述假设集合的优化选择方法,选择对待重构 Key 帧更有用的假设向量,抛弃较差的假设向量,提升 Key 帧的重构质量,在 CS 帧采样率较低时提升更为明显。本文算法重构效果明显优于 MH-BCS-SPL 和 MC-BCS-SPL 算法,提高了分布式压缩视频感知系统的重构质量,具有稳定性和有效性。下一步将优化多假设预测向量的筛选方法,提升重构速度。

## 参考文献:

- [1] 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.
- [2] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [3] DO T T, CHEN Y, NGUYEN D T, et al. Distributed compressed video sensing[C]//Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference. 2009: 1393-1396.
- [4] KANG L W, LU C S. Distributed compressive video sensing[C]//International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. 2009: 1169-1172.
- [5] ASIF M S, ROMBERG J. Low-complexity video compression and compressive sensing[J]. Conference on signals, Systems & Computers, 2013, 118(1): 579-583.
- [6] 芦存博,肖嵩,权磊.基于二进制序列族的压缩感知测量矩阵的构造[J].电子与信息学报,2016,38(7):1682-1688.  
LU C B, XIAO S, QUAN L. Construction of compressed sensing measurement matrix based on binary sequence family[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(7): 1682-1688.
- [7] 赵瑞珍,王若乾,张凤珍,等.分块的有序范德蒙矩阵作为压缩感知测量矩阵的研究[J].电子与信息学报,2015,37(6):1317-1322.  
ZHAO R Z, WANG R Q, ZHANG F Z, et al. Research on the blocked ordered vandermonde matrix used as measurement matrix for compressed sensing[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(6): 1317-1322.
- [8] 党骥,马林华,田雨,等.m序列压缩感知测量矩阵构造[J].西安电子科技大学学报,2015,42(2):186-192.  
DANG K, MA L H, TIAN Y, et al. Construction of the compressive sensing measurement matrix based on m sequences[J]. Journal of Xidian University, 2015, 42(2): 186-192.
- [9] CHEN C, TRAMEL E W, FOWLER J E. Compressed-sensing recovery of images and video using multihypothesis predictions[C]//The 45th Asilomar Conference. 2011: 1193-1198.
- [10] FOWLER J E, MUN S, TRAMEL E W. Block-based compressed

- sensing of images and video[J]. Foundations and Trends in Signal Processing, 2012, 4(4): 297-416.
- [11] CHEN J, CHEN Y Z, QIN D, et al. H. An elastic net-based hybrid hypothesis method for compressed video sensing[J]. Multimedia Tools and Applications, 2015, 74(6): 2085-2108.
- [12] 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.
- [13] 陈建, 苏凯雄, 杨秀芝, 等. 基于变分模型的块压缩感知重构算法[J]. 通信学报, 2016, 37(1): 100-109.
- CHEN J, SU K X, YANG X Z, et al. Reconstruction algorithm for block compressed sensing based on variation model[J]. Journal on Communications, 2016, 37(1): 100-109.
- [14] 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, 2016, 44(1): 1-8.
- YANG C L, OU W F. Multi-reference frames-based optimal multi-hypothesis prediction algorithm for compressed video sensing[J]. Journal of South China University of Technology, 2016, 44(1): 1-8.
- [15] KUO Y H, WANG S T, QIN D, et al. High-quality decoding method based on resampling and re-reconstruction[J]. Electronics Letters, 2013, 49(16): 991-992.
- [16] MUN S, FOWLER J E. Block compressed sensing of images using directional transforms[C]//Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference. IEEE, Cairo, Egypt, 2009: 3021-3024.
- [17] DO T T, CHEN Y, NGUYEN D T, et al. Distributed compressed video sensing[C]//International Conference on Image Processing. IEEE, Cairo, Egypt, 2009: 1393-1396.
- [18] TRAMEL E W, FOWLER J E. Video compressed sensing with multihypothesis[C]//IEEE Data Compression Conference. IEEE, Snowbird, UT, USA, 2011: 193-202.
- [19] MUN S, FOWLER J E. Residual reconstruction for block-based compressed sensing of video[C]//Data Compression Conference (DCC). IEEE, Snowbird, UT, USA, 2011: 183-192.

#### 作者简介:



阔永红 (1967-), 女, 陕西宝鸡人, 西安电子科技大学教授, 主要研究方向为信号处理、认知无线电、无线传感器网络等。



王霁泉 (1991-), 男, 陕西西安人, 西安电子科技大学博士生, 主要研究方向为视频编解码、压缩感知等。



陈健 (1968-), 男, 江苏如东人, 西安电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为认知无线电、OFDM、无线传感器网络等。