

基于局部自回归模型的压缩感知 视频图像递归重建算法

李星秀¹, 韦志辉²

(1. 南京理工大学理学院, 江苏南京 210094; 2. 南京理工大学计算机学院, 江苏南京 210094)

摘要: 结合预估和残差补偿的递归重建算法是一种有效的压缩感知视频图像重建算法. 针对现有算法中‘预估’精度不高的问题, 本文基于视频序列中相邻图像的内容相似性和单幅图像的非局部自相似性, 分析了相邻图像局部图像块的相似匹配性, 并以此作为视频图像的相关性先验, 提出了一种基于局部自回归模型的图像预估重建算法. 预估算法中当前图像像素点的自回归参数由参考图像中相似图像块的灰度信息通过学习获得. 实验结果表明, 与同类算法相比, 本文预估算法所对应的递归重建算法可获得更高质量的视频图像重建结果.

关键词: 压缩感知; 视频图像; 递归重建; 自回归模型; 残差补偿

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)09-1795-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.09.1015

Compressed Sensing Video Images Recursive Reconstruction Algorithm Based on Local Autoregressive Model

LI Xing-xiu¹, WEI Zhi-hui²

(1. School of Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China;

2. School of Computer Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract: The approaches combining the prediction and residual compensation can be used to reconstruct the compressed sensing video images recursively. In order to improve the precision of the existing prediction schemes, this paper proposes an image prediction algorithm based on the local autoregressive model. Before that, this paper firstly analyses the similarity of local image patches in consecutive images based on the content similarity of two consecutive images and the non-local similarity of each single image, and then takes this similarity as the correlation prior information to estimate the autoregressive parameters of current image. Compared to the existing related algorithms, the recursive reconstruction algorithm exploiting the proposed prediction scheme can achieve higher video images reconstruction performance.

Key words: compressed sensing; video images; recursive reconstruction; local autoregressive model; residual compensation

1 引言

由 D. Donoho, E. Candes 等人提出的压缩感知 (Compressed Sensing, CS)^[1,2] 理论, 作为一种新的信号获取理论, 突破了传统的香农采样定理, 在信号采样的同时实现了压缩, 且基于信号可稀疏表示的假设, 在接收端可通过求解特定的优化问题精确重建原始信号. 由于 CS 理论大大减少了数据的采样量、采样时间和存储成本, 因此该理论一经提出, 就受到了国内外众多相关领域研究人员的密切关注, 同时也成为图像处理领域的热点研

究问题. 由于在很多实际应用中都涉及到视频图像的获取问题, 例如场景监控、目标跟踪、深空探测等. 因此, 研究有效的 CS 视频图像重建算法具有重要的理论意义和实用价值.

视频图像可看作是三维的体数据. 在二维的空间域, 各帧图像在某一变换 (小波, 离散余弦变换或冗余字典等) 下是稀疏或可压缩的; 在一维的时间域, 图像间具有很强的相关性, 所含信息是高度冗余的. 根据传统的 CS 理论, 对单幅图像, 当测量矩阵和稀疏表示矩阵满足一定的不相关性时, 通过获得少量测量值即可精确重建

原始图像.但这种对单幅图像的独立 CS 重建,由于只利用了图像本身的稀疏性先验,在测量值较少的情况下,其重建结果往往达不到需要的精度.此时,要想提高重建质量,必须增加测量值的数量.为了能够利用尽可能少的测量值获得理想的视频图像重建结果,需要挖掘视频序列中图像间的相关性,以此作为额外的先验信息,进一步减小搜索空间,增加视频图像的可重建性.而如何利用视频图像潜在的相关性,发展高性能的视频图像重建算法,是 CS 视频图像获取理论所需解决的关键问题.

目前,CS 视频图像重建算法的研究在国内外还处于起步阶段,现有大多数算法^[3-7]的主要思想是以前一帧图像作为参考图像,基于参考图像的重建结果,通过挖掘并利用当前图像与参考图像间的相关性信息,对当前图像进行 CS 重建.在这类递归重建算法中,很多算法都采用了‘预估-补偿’的策略对当前图像进行重建^[6,7],即首先利用视频图像的相关性对当前图像进行预估,然后对预估残差进行重建,并对预估图像进行补偿,从而得到当前图像的重建结果.由于在预估过程中利用了视频图像的相关性先验,并结合了残差补偿的思想,因此这类结合预估与残差补偿的视频图像递归重建算法具有良好的重建性能.然而,由于图像的预估精度对最终的重建质量有着重要的影响,因此,为了改进这类递归重建算法的重建性能,提高视频图像的重建质量,如何充分挖掘并利用视频图像的相关性发展良好的预估算法,仍是亟待解决的问题.

本文将基于视频序列中相邻帧图像的内容相似性和单幅图像的非局部自相似性,通过分析相邻图像的局部图像块(local patch)相似匹配性,挖掘视频图像的相关性先验,从而提出一种基于局部自回归(AutoRegressive, AR)模型的图像预估重建算法,并同时给出相应的视频图像递归重建算法.最后以真实视频图像作为测试图像进行仿真实验,通过与同类算法比较验证本文算法的有效性.

2 结合预估与残差补偿的视频图像递归重建算法框架

在传统的视频图像处理中,‘预估’是一种常用的有效处理策略.具体地,即以前一帧或前几帧图像作为参考图像,利用参考图像与当前图像间的相关性,通过一定的方法获得当前图像的初始估计,从而使得当前预估图像所对应的残差,与原始图像相比含有更低的能量,这将有利于当前图像的有效表示和处理.

近年来,有些学者将这种帧间预估策略引入到了视频图像的 CS 重建问题中,并结合‘残差补偿’技术,提出了一系列视频图像递归重建算法^[6,7].这些算法基

于参考图像的重建结果,采用特定的运动估计方法,对当前图像进行初始估计.由于预估图像与原始图像很接近,相应的残差图像比原始图像表现出更强的稀疏性,因此在测量值数量不变的情况下对残差图像进行 CS 重建,并对预估图像进行补偿,可产生质量更高的原始图像重建结果.下面给出这类结合预估和残差补偿的视频图像递归重建算法的一般框架.

考虑视频序列中相邻两帧图像 $X_r \in \mathbb{R}^N$ 和 $X_c \in \mathbb{R}^N$, 其中 X_r 视为参考图像, X_c 视为当前图像. X_r 和 X_c 对应的测量矩阵和测量值向量分别为 $\Phi_r \in \mathbb{R}^{M_r \times N}$, $Y_r \in \mathbb{R}^{M_r}$, $\Phi_c \in \mathbb{R}^{M_c \times N}$, 和 $Y_c \in \mathbb{R}^{M_c}$. 那么, X_r 和 X_c 所对应的测量方程可分别表示如下:

$$Y_r = \Phi_r X_r \quad (1)$$

$$Y_c = \Phi_c X_c \quad (2)$$

假设参考图像 X_r 的重建结果 \hat{X}_r 已经获得,现在已知 \hat{X}_r , Φ_c 和 Y_c , 对当前图像 X_c 进行重建,即求得 \hat{X}_c . 用 $\text{CSRec}(\Phi, Y)$ 表示已知测量矩阵 Φ 和测量向量 Y 的独立 CS 重建过程,那么上述结合预估和残差补偿的视频图像递归重建算法的流程图可由图 1 表示如下.

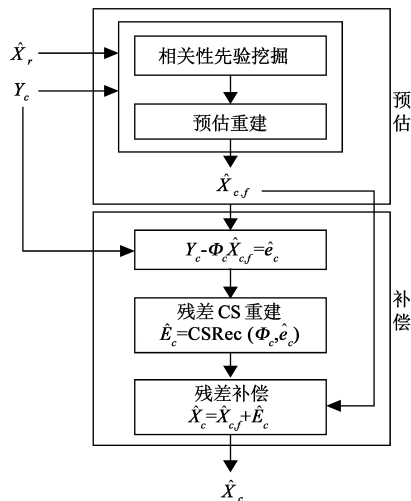


图1 结合预估和残差补偿的视频图像递归重建算法框架

从图 1 可以看出,这类递归重建算法包含两个部分,第一部分是‘预估’,第二部分是‘补偿’.其中‘预估’部分对整个算法的重建性能起着关键性作用,初始估计 $\hat{X}_{c,j}$ 的精度越高,即与原始图像 X_c 越接近,相应的残差图像的稀疏性就越强,在测量值个数一定的情况下,残差图像的重建精度就越高,从而当前图像的最终重建质量就越好.而图像的预估精度取决于相邻两帧图像相关性先验的挖掘和利用,因此,如何深入挖掘相邻图像的相关性先验,将其引入到当前图像的预估重建过程中,发展良好的预估算法,对提高整个递归重建算法的性能具有重要的作用.

3 基于局部 AR 模型的图像预估算法

3.1 基于局部 AR 模型的图像预估重建模型

由于图像像素灰度值在局部区域内的分布可近似为马尔可夫过程,因此可用片 AR 模型刻画图像的这种局部相关性.假设图像 X_c 的像素点 $(X_c)_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 由 AR 模型表示如下:

$$(X_c)_i = \sum_{j \in S} a_{i,j} (X_c)_j + v_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

其中, S 表示图像的 AR 支撑区域, $a_{i,j} \in \mathbb{R}$ 为 S 内的像素点 $(X_c)_j$ 对应的 AR 参数, $v_i \in \mathbb{R}$ 为 $(X_c)_i$ 的 AR 表示余项.

将式(3)写成矩阵向量形式,可得:

$$X_c = AX_c + V \quad (4)$$

其中 $A \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 为 X_c 的 AR 参数矩阵, A 的第 i 行 a_i^T 为像素点 $(X_c)_i$ 对应的 AR 表示向量.可知, a_i^T 中大部分的分量为零,只有在 AR 支撑区域 S 内的像素点所对应分量为非零.

结合图像的稀疏性先验和局部 AR 模型(4),可通过求解下列最小化问题获得 X_c 的初始估计 $\hat{X}_{c,f}$:

$$\hat{X}_{c,f} = \arg \min_X \frac{1}{2} \|Y_c - \Phi_c X_c\|_2^2 + \gamma \| (I - A) X_c \|_2^2 + \lambda R_{\text{sparse}}(X_c) \quad (5)$$

其中 $I \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 为单位矩阵, $R_{\text{sparse}}(X_c)$ 表示 X_c 的稀疏性正则化函数,可取 $R_{\text{sparse}}(X_c) = \|X_c\|_{TV}$ 或 $R_{\text{sparse}}(X_c) = \|\Psi^{-1} X_c\|_1$ (Ψ 为某一稀疏表示基或字典), $\gamma, \lambda > 0$ 为正则化参数,用于调节两个正则项之间的权重.

在最小化问题(5)中,局部 AR 模型作为额外先验信息被引入到了 X_c 的预估重建过程中, A 的选取对 X_c 的预估精度起着重要作用.常用的 AR 参数估计方法包括采用自适应的方式利用局部临近点所在图像块信息进行估计^[8],或通过对训练样本集进行学习获得 A 的估计^[9].由于当前图像与参考图像具有很强的相关性,因此,为了更加准确且自适应地估计当前图像的 AR 参数矩阵 A ,本文将利用参考图像的重建结果,通过学习的方式获取 A 的估计.

3.2 AR 参数矩阵估计

在视频序列中,由于相邻两帧图像具有很强的内容相似性,且单帧图像本身通常具有非局部自相似性,因此对于当前图像中的某一局部图像块,在相邻的参考图像中总能找到一个或多个相似的图像块与其相对应,如图 2 所示.这种相邻图像间图像块的相似匹配性在一定程度上反映了视频图像的相关性,将这种图像块的相似匹配性作为先验知识用于视频图像的 CS 递归重建,可以增强对未知图像的约束,提高视频序列的重建质量.



(a) 参考图像 (b) 当前图像

图2 相邻图像的图像块相似匹配性

本节将利用这种图像块相似匹配性,提出一种 AR 参数矩阵估计方法.

具体地,首先利用传统的 CS 重建算法对 X_c 进行独立重建,假设其重建结果为 \bar{X}_c ,然后对于 \bar{X}_c 中的像素点 $(\bar{X}_c)_i (i = 1, 2, \dots, N)$,在 \hat{X}_r 中寻找满足下列条件的 L 个最相似的像素点 $(\hat{X}_r)_{i_l} (l = 1, 2, \dots, L; i_l \in \{1, 2, \dots, N\})$,

$$\|\bar{P}_{c,i} - \hat{P}_{r,i_l}\|_2^2 \leq \text{tol} \quad (6)$$

其中 $\hat{P}_{c,i}$ 和 \hat{P}_{r,i_l} 分别为以像素点 $(\hat{X}_c)_i$ 和 $(\hat{X}_r)_{i_l}$ 为中心的局部图像块, tol 为选定的阈值.

那么,像素点 $(X_c)_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 的局部 AR 参数向量可利用其对应的非局部相似点 $(\hat{X}_r)_{i_l} (l = 1, 2, \dots, L)$ 所在图像块信息,通过求解下列最小二乘问题进行估计:

$$\hat{b}_i = \arg \min_b \sum_{l=1}^L \|(\hat{X}_r)_{i_l} - b^T \hat{N}_{r,i_l}\|_2^2, i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

其中, \hat{N}_{r,i_l} 代表像素点 $(\hat{X}_r)_{i_l}$ 在 AR 支撑区域内对应临近点构成的向量.

以 \hat{b}_i 作为 $(X_c)_i$ 对应的 AR 参数向量,则有:

$$(X_c)_i = \hat{b}_i^T N_{c,i} + v_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

其中,类似地 $N_{c,i}$ 代表像素点 $(X_c)_i$ 在 AR 支撑区域内对应临近点构成的向量, v_i 为 AR 表示余项.将式(8)表示成矩阵-向量形式,即为图像 X_c 的 AR 表示模型(4), \hat{b}_i 中的元素为矩阵 A 第 i 行相应位置上的非零分量.

4 结合 AR 正则化预估和残差补偿的视频图像递归重建算法

基于局部 AR 模型的图像预估重建模型(5)可改写为:

$$\hat{X}_{c,f} = \arg \min_X \frac{1}{2} \|\bar{Y}_c - \bar{\Phi}_c X_c\|_2^2 + \lambda R_{\text{sparse}}(X_c) \quad (9)$$

其中,

$$\bar{Y}_c = \begin{bmatrix} Y_c \\ 0 \end{bmatrix}, \bar{\Phi}_c = \begin{bmatrix} \Phi_c \\ 2\gamma(I - A) \end{bmatrix} \quad (10)$$

最小化问题(9)形式上与传统的稀疏性正则化重建模

型一致,因此,可利用成熟的稀疏重建算法进行求解,例如 GPSR^[10]、IST^[11]、SpaRSA^[12]算法等.本文采用快速有效且可适用于多种稀疏性约束的 SpaRSA 算法对最小化问题(9)进行求解.由于篇幅有限,这里对 SpaRSA 算法的具体内容不再详述,读者可参阅相关文献.

已知初始估计 $\hat{X}_{c,f}$, 测量矩阵 Φ_c 和测量向量 Y_c , 则可计算预估图像对应残差的测量值向量:

$$Y_c - \Phi_c \hat{X}_{c,f} = \Phi_c (X_c - \hat{X}_{c,f}) = \hat{e}_c \quad (11)$$

由于 $\hat{X}_{c,f} \approx X_c$, 因此残差图像 $E_c = X_c - \hat{X}_{c,f}$ 要比原始图像 X_c 表现出更强的稀疏性. 根据文献[6]和[7], 已知 Φ_c 和 \hat{e}_c , 可通过求解下列稀疏性正则化模型获得 E_c 的近似估计 \hat{E}_c :

$$\hat{E}_c = \arg \min_s \frac{1}{2} \|\Phi_c s - \hat{e}_c\|_2^2 + \eta \|Ws\|_1 \quad (12)$$

其中, W 可取小波基. 对初始估计 $\hat{X}_{c,f}$ 进行残差补偿, 可得到当前图像 X_c 的高质量重建结果:

$$\hat{X}_c = \hat{X}_{c,f} + \hat{E}_c \quad (13)$$

综上所述, 结合 AR 正则化预估和残差补偿的视频图像递归重建算法可总结如下:

算法: 结合 AR 正则化预估和残差补偿的视频图像递归重建算法

输入: Y_c, Φ_c, \hat{K}_r

Step1: 运用 SpaRSA 算法求解 $\hat{X}_c = \arg \min_x \frac{1}{2} \|Y_c - \Phi_c X_c\|_2^2 + \lambda R_{\text{spars}}$

(X_c), 得到 \hat{X}_c ;

Step2: 对于像素点 (\hat{X}_c) _{i} ($i = 1, 2, \dots, N$), 在 \hat{X}_c 中寻找满足条件(6)的非局部相似点 (\hat{X}_c) _{l} ($l = 1, 2, \dots, L; i, l \in \{1, 2, \dots, N\}$);

Step3: 求解最小二乘问题(7)得到像素点 (\hat{X}_c) _{i} ($i = 1, 2, \dots, N$) 对应的 AR 参数向量 \hat{a}_i ($i = 1, 2, \dots, N$);

Step4: 运用 SpaRSA 算法求解最小化问题(9)得到 $\hat{X}_{c,f}$;

Step5: 利用式(11)计算残差测量值 \hat{e}_c ;

Step6: 运用 SpaRSA 算法求解最小化问题(12)得到残差近似估计 \hat{E}_c ;

Step7: 残差补偿, $\hat{X}_c = \hat{X}_{c,f} + \hat{E}_c$;

输出: \hat{X}_c .

5 实验结果分析

5.1 实验设置

为了验证本文提出的图像预估重建算法的有效性, 实验中, 将本文预估算法所对应递归重建算法与同类算法 MC-BCS-SPL^[6] 和 MHFP^[7] 进行比较分析, 分别从重建图像的峰值信噪比 (Peak Signal Noise Ratio, PSNR) 和视觉效果来比较各算法的重建性能, 其中 PSNR 定义如下:

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} 255^2 / \sum_i \sum_j \frac{((\hat{X})_{ij} - (X^*)_{ij})^2}{N^2}$$

其中, \hat{X} 表示重建图像, X^* 表示原始图像. 相应文献的

作者提供了可供自由下载的 Matlab 代码, 网址分别为 www.ece.msstate.edu/~fowler/BCSSPL/, www.ece.msstate.edu/~ewt16/publications/. 实验以两组视频图像 ‘Man’ 和 ‘Football’ 作为测试图像, 图 3 给出了其中的前两帧, 大小均为 256×256 .

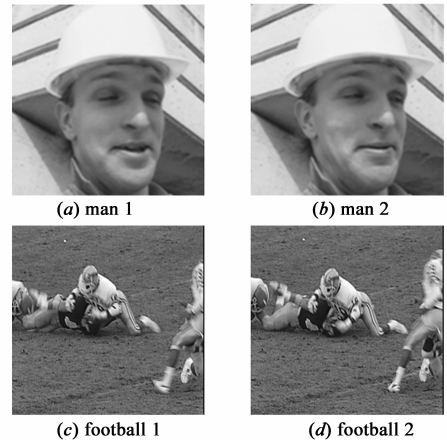


图3 原始视频图像序列

本文算法选取置乱块哈达玛矩阵^[13] 作为测量矩阵. 由于 MC-BCS-SPL 和 MHFP 算法是基于块操作的, 因此, 对于这两种算法仍然沿用原文献设置的块随机高斯矩阵作为测量矩阵, 以保证算法的可行性. 实验中, 选取参考图像的测量值个数为 $M_r = 0.5N$, 当前图像的测量值个数分别取 $M_c = 0.1N, 0.2N, 0.3N, 0.4N, 0.5N$ 五种不同的情形.

此外, 本文算法采用求解最小化 TV 问题的 NESTA 算法^[14] 对单帧图像进行 CS 独立重建, 残差图像的重建则采用基于小波系数稀疏性的 GPSR 算法^[10]; 依据相应文献设置, MC-BCS-SPL 和 MHFP 算法均采用 BCS-SPL^[15] 算法进行 CS 独立重建. 在实验中, 设置式(3)中 AR 支撑区域为大小 3×3 的正方形区域; 式(6)中阈值 $\text{tol} = 10^{-3}$, 中心图像块取大小 5×5 的正方形区域; 式(7)中选取的非局部相似点个数为 $L = 10$.

5.2 实验结果及分析

在实验中, 首先对 ‘Man’ 和 ‘Football’ 序列中的首帧图像 (参考图像) 采用独立 CS 重建算法进行重建, 然后基于此重建结果对相邻的第二帧图像 (当前图像) 进行重建. 图 4 和 6 分别给出了当 $M_c = 0.2N$ 时, 各算法对 ‘Man’ 和 ‘Football’ 第二帧图像的重建结果, 其中 (a)、



(a) MC-BCS-SPL^[6] (40.18 dB) (b) MHFP^[7] (44.91 dB) (c) 本文算法 (43.72 dB)

图4 不同算法对 ‘Man 2’ 的重建图像及其 PSNR 值比较 ($M_c = 0.2N$)

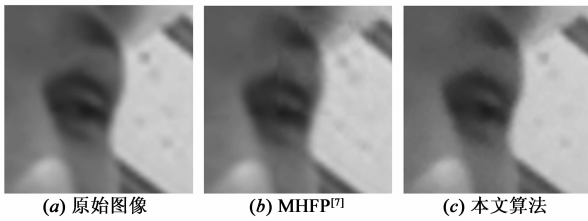


图5 MHFP算法和本文算法对‘Man 2’重建结果的局部放大图像



图6 不同算法对‘Football 2’的重建图像及其PSNR值比较($M_c=0.2N$)

(b)、(c)分别对应的是 MC-BCS-SPL、MHFP 和本文算法的重建结果.由图 4 和 6 可知,三种递归重建算法中,MC-BCS-SPL 算法的重建图像质量相对较差,MHFP 算法对‘Man 2’重建图像的 PSNR 值要高于本文算法,但由图 5 给出的重建结果局部放大图像可知,MHFP 算法的重建图像中含有较明显的块效应,相比之下,本文算法重建结果中没有产生此种现象,而对于‘Football 2’图像,本文算法不论在 PSNR 值还是视觉效果方面都明显

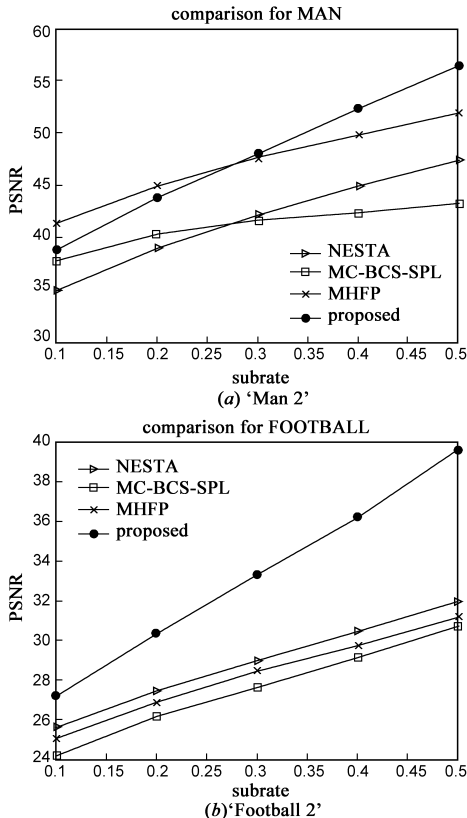


图7 不同算法的重建图像PSNR(dB)值随采样率 M_c 的变化曲线

优于 MC-BCS-SPL 和 MHFP 算法.

此外,图 7 分别给出了独立重建算法 NESTA、递归重建算法 MC-BCS-SPL、MHFP 和本文算法对‘Man 2’和‘Football 2’的重建图像 PSNR 值随采样率 M_c 的变化曲线.从图中可以看出,当 $M_c \leq 0.3N$ 时,本文算法对‘Man 2’的重建效果不如 MHFP 算法,而随着采样率的增大,本文算法的 PSNR 值则逐渐优于 MHFP 算法;对图像‘football 2’,则不论采样率取什么值,本文算法的 PSNR 值均明显优于其他算法.

由上述实验结果可知,三种递归重建算法中,MC-BCS-SPL 算法的重建性能相对较差,MHFP 算法适合重建帧间变化不大的视频图像(例如‘Man’),对于帧间变化较大的视频图像(例如‘Football’),本文递归重建算法则要明显优于 MHFP 算法.

6 结论

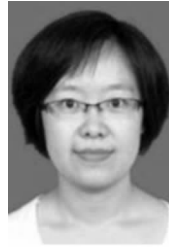
本文首先给出了现有结合预估和残差补偿的视频图像递归重建算法框架,分析了预估算法在递归重建算法中的作用,在此基础上提出了一种基于局部 AR 模型的图像预估重建算法.此外,通过分析相邻图像的局部图像块相似匹配性,以此作为视频图像的相关性先验,给出了预估算法中 AR 参数矩阵 A 的估计方法.实验结果表明,本文预估算法所对应的递归重建算法所获得的视频图像重建结果在 PSNR 和视觉质量方面都优于比较的同类算法.但需要指出的是,由于在预估步骤中,首先需要根据参考图像的重建结果估计当前图像的 AR 参数,因此本文递归重建算法的时间复杂度较高.如何在提高预估精度的同时,降低算法的时间复杂度,是本文后续研究工作的一个重要方向.

参考文献

- [1] Donoho D. Compressed sensing [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4): 1289 - 1306.
- [2] Candes E. Compressive sampling [A]. Proceedings of International Congress of Mathematics [C]. Madrid: European Mathematical Society Publishing House, 2006. 1433 - 1452.
- [3] Prades-Nebota J, Mab Y, Huang T. Distributed video coding using compressive sampling [A]. Proceedings of 27th conference on Picture Coding Symposium [C]. Piscataway: IEEE Computer Society Press, 2009. 1 - 4.
- [4] H W Chen, L W Kang, C S Lu. Dictionary learning-based distributed compressive video sensing [A]. Proceedings of 28th Picture Coding Symposium [C]. Nagoya: IEEE Computer Society Press, 2010. 210 - 213.
- [5] Do T T, Chen Y, Nguyen D T, et al. Distributed compressed video sensing [A]. Proceedings of International Conference on Image Processing (ICIP) [C]. Cairo: IEEE Computer Society

- Press, 2009. 1393 – 1396.
- [6] Mun S, Fowler J E. Residual reconstruction for block-based compressed sensing of video [A]. Proceedings of Data Compression Conference [C]. Snow Bird: IEEE Computer Society Press, 2011. 183 – 192.
- [7] Tramel E W, Fowler J E. Video compressed sensing with multi-hypothesis [A]. Proceedings of Data Compression Conference [C]. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society 2011. 193 – 202.
- [8] Wu X L, Zhang X J, Wang J. Model-guided adaptive recovery of compressive sensing [A]. Proceedings of Data Compression Conference [C]. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society Press, 2009. 123 – 132.
- [9] Dong W S, Zhang L, Shi G M, et al. Image Deblurring and Super-resolution by Adaptive Sparse Domain Selection and Adaptive Regularization [DB/OL]. <http://arxiv.org/abs/1012.1184>
- [10] Figueiredo M, Nowak R, Wright S. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing: Special Issue on Convex Optimization Methods for Signal Processing, 2007, 1(4): 586 – 598.
- [11] Daubechies I, Defrise M, Mol C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint [J]. Comm Pure Appl Math, 2004, 57(11): 1413 – 1457.
- [12] Wright S, Nowak R, Figueiredo M. Sparse reconstruction by separable approximation [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C]. Las Vegas: IEEE Computer Society Press, 2008. 3373 – 3376.
- [13] Gan L, Do T T, Tran T D. Fast compressive imaging using scrambled block hadamard ensemble [A]. Proceedings of European Signal Processing Conference [C]. Lausanne: European Association for Signal Processing, 2008. 1 – 5.
- [14] Becker S, Bobin J, Candes E. NESTA: A fast and accurate first-order method for sparse recovery [J]. SIAM Journal on Imaging Science, 2009, 4(1): 1 – 39.
- [15] Mun S, Fowler J E. Block compressed sensing of images using directional transforms [A]. Proceedings of International Conference on Image Processing (ICIP) [C]. Cairo: IEEE Computer Society Press, 2009. 3021 – 3024.

作者简介



李星秀 女, 1981 年 12 出生于山西省大同市, 现为南京理工大学理学院讲师. 主要研究方向为稀疏表示、压缩感知.

E-mail: xxlwp@126.com



韦志辉 男, 1963 年 11 月出生于江苏省淮安市, 现为南京理工大学计算机科学与技术学院教授、博士生导师. 主要从事计算机图像处理、模式识别、几何多尺度分析等领域的研究工作.

E-mail: gswei@njust.edu.cn