

基于帧间预测和联合优化的干涉多光谱图像 压缩感知重建算法

孔繁镨 井庆丰 计振兴

(南京航空航天大学航天学院, 南京, 210016)

摘要:根据干涉多光谱图像的特点,提出一种基于帧间预测和联合优化的干涉多光谱图像压缩感知重建算法。在干涉多光谱图像重建中,根据干涉多光谱图像的帧间相关特性,通过帧间预测除去当前帧图像测量数据中帧间相关的测量数据,并利用干涉多光谱图像预测去相关以后的残差图像的熵值较小的特征,用基于联合优化的重建方法重建帧间预测残差图像,最后得到当前帧的恢复图像。实验结果表明,在相同观测数目下,本文算法与其他方法相比,有效提高了图像重建质量,而且计算复杂度较低。

关键词:干涉多光谱图像;压缩感知;信号重建;帧间预测;联合优化

中图分类号:TN919.81

文献标志码:A

文章编号:1005-2615(2013)02-0225-07

Compressed Sensing Reconstruction Algorithm of Interferometric Multi-Spectral Image Based on Interframe Prediction and Joint Optimization

Kong Fanqiang, Jing Qingfeng, Ji Zhenxing

(College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: According to the characteristic of interferometric multi-spectral image, a novel compressed sensing reconstruction algorithm for interferometric multi-spectral image is proposed based on interframe prediction and joint optimization. According to the apparent correlations between the interferometric multi-spectral image series, the interframe correlation redundancy is removed from the measurement data of current image by interframe prediction in the reconstruction process. The obtained residual measurement data is recovered by the joint optimization method utilizing the smaller entropy of residual image. Finally, the reconstruction image of current frame is acquired. Experimental results show that the proposed algorithm can improve the reconstruction performance better than reconstruction algorithms with the same measurement number, and efficiently reduce the cost of computation in the reconstruction process.

Key words: interferometric multi-spectral image; compressed sensing; signal reconstruction; interframe prediction; joint optimization

高分辨率成像光谱技术是新一代遥感技术^[1],它能够获得地面目标的空间特征,同时也能获得其

对应的丰富光谱信息,可定性定量地对被测对象进行物理分析和识别。它除具有空间二维信息,同时

基金项目:江苏省自然科学基金(BK2010498)资助项目;国家自然科学基金(61102069,61201365)资助项目;中国博士后科学基金(20110491421)资助项目;南京航空航天大学青年科技创新基金(NS2012027,NS2013085)资助项目;南京航空航天大学基本科研业务费专项科研(NP2011048)资助项目。

收稿日期:2012-04-09;**修订日期:**2012-11-30

通信作者:孔繁镨,男,博士,讲师,E-mail: kongfq@nuaa.edu.cn。

还具有—维光谱信息,通常由几个到几百个频带组成,该信息要求在压缩后的图像中完整恢复各像素点的光谱曲线。这极大地扩展了应用范围,但也使采集数据体积十分庞大,给储存与传输带来巨大的困难。因此,有效地进行数据压缩是目前环境卫星多光谱技术中迫切需要解决的难点。

干涉多光谱图像序列压缩的方法^[2-4]有很多,包括基于三维小波变换的图像序列压缩算法^[2-3]、文献[4]提出的小波域匹配算法等。干涉多光谱图像序列压缩还可以充分利用图像之间的相关性提高编码效果。然而这些算法存在明显的缺点,需要多幅图像才能实现图像序列压缩,这样系统复杂度高、编码时延大、内存需求大,难以实现图像实时传输。

近年来,压缩感知(Compressed sensing, CS)^[4-8]的提出和研究,为图像、视频压缩领域注入了一股新的活力。压缩感知具有编码简单、解码较复杂,并且能够实现较为高效的压缩,抗误码特性好的特点。压缩感知的应用研究已经涉及众多领域,在图像信号处理也有广泛的应用,例如图像压缩中,文献[9~10]将小波系数的结构分布特性用于信号重建,有效提高了图像重建的性能,但只是针对单幅图像空间相关性进行压缩,没有利用多光谱图像的帧间相关特性,因此压缩效率不高。文献[11]利用高光谱图像的谱间相关性强的特点,在重构中将各个谱段的高光谱图像序列作为一幅立体图像进行重构,虽然提高了高光谱图像重构质量,但重构复杂度高和存储容量大。文献[12]利用图像序列帧间相关性,在传输观测数据中去相关冗余,但并没有将帧间相关性用于信号重建,则对重建算法的性能带来一定的影响。文献[13~14]提出一种分布式视频压缩感知方法,利用视频序列相关性在重建中加以利用,有效提高了重建质量和降低了重建运算时间,但仅将帧间相关性用在重建迭代初始帧和重建迭代停止条件中,因此重建性能提高有限。

本文在分析干涉多光谱图像帧间特性和应用环境的基础上,结合压缩感知编码,提出了一种新颖的干涉多光谱图像压缩算法。在重建中,根据干涉多光谱图像的帧间相关特性,通过帧间预测除去当前帧图像测量数据中帧间相关的测量数据,利用干涉多光谱图像预测去相关以后的残余误差图像的熵值较小的特征,用基于联合优化的重建方法重建帧间预测残差图像,最后得到当前帧的恢复图像,可以有效提高干涉多光谱图像重建质量。

1 压缩感知理论

压缩感知理论认为如果信号在某已知变换域具有稀疏性,则通过原信号在某投影域的投影,可以从较少的测量值中通过求解优化问题精确恢复原信号,要求投影矩阵与已知变换基不相干。对于 N 维任意矢量 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^N$,如果它是一个 K 项稀疏(仅有 K 个非零元)信号或是在某个变换域下是 K 项稀疏的信号,那么信号 \mathbf{x} 可以表示为

$$\mathbf{x} = \Psi \mathbf{U} = \sum_{i=1}^N u_i \phi_i \quad (1)$$

式中, u_i 为信号 \mathbf{x} 在变换域相关向量的对应系数,当 $\|\mathbf{U}\|_0 = K$ 且 $K < N$ 时,则信号 \mathbf{x} 称为 K -稀疏。在观测投影时设计一个平稳、与变换基 Ψ 不相关的 $M \times N$ 维观测矩阵 Φ ,对 \mathbf{U} 进行观测,则可以得到相应的观测集合 $\mathbf{y} = \Phi \Psi \mathbf{x}$ 。最后可以通过求解下面的问题,以便从测量向量 \mathbf{y} 中重建出未知信号 \mathbf{x} 的逼近 $\hat{\mathbf{x}}$

$$\min \|\Psi^T \mathbf{x}\|_0 \quad \text{s. t. } \Phi \Psi^T \mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (2)$$

对于 l_0 -范数的优化问题,实际上是一个不确定多项式难题,该过程的求解是一个组合的复杂问题,没有一个通用、高效的方法。通常都是寻找其次优解,所以常常转化为 l_1 -范数或 l_2 -范数优化问题来求解,即式(2)变为

$$\min \|\Psi^T \mathbf{x}\|_1 \quad \text{s. t. } \Phi \Psi^T \mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (3)$$

令 $\mathbf{u} = \Psi^T \mathbf{x}$,将式(3)变为

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{u}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{u}\|_1 \quad (4)$$

这是一个典型的非线性凸优化问题,求解该最优化问题,得到变换域的 \mathbf{u} ,然后反变换就可得到原始信号估计 $\hat{\mathbf{x}}$ 。

2 干涉多光谱图像压缩感知重建算法

干涉多光谱图像是一种立体图像,图像帧内存在明显的空间信息,而且这些空间信息在图像帧间存在平移现象,因此图像具有多维方向的相关性。在解码端针对干涉多光谱图像重建时,若采用针对一般图像的压缩算法,不能充分利用干涉多光谱图像自身的相关特性,压缩效率较低。考虑到在解码端针对干涉多光谱图像重建时,若能利用干涉多光谱图像的帧间相关性,将有效提高干涉多光谱图像重建的性能。因此,本文提出一种基于帧间预测和联合优化的重建方法:在解码端重建时,利用干涉多光谱图像的帧间相关性,在重建中通过帧间预测,除去当前帧图像测量数据中帧间相关的测量数据,帧间预测去相关后的帧间预测残差图像的测量

数据,用基于联合优化的重建方法重建帧间预测残差图像,最后输出当前帧的恢复图像并存储到帧存储器中。基于帧间预测和联合优化的重建方法框图如图 1 所示。

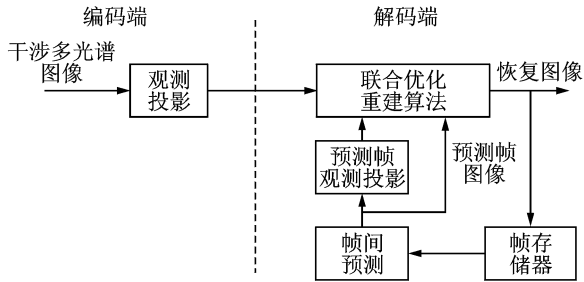


图 1 系统框图

2.1 基于帧间预测和联合优化的重建算法

干涉多光谱图像是一种立体图像,干涉多光谱图像序列中的图像是对地面场景进行推扫成像的,具有帧间连续推扫平移的特点(图 2(a,b))。在解码端针对干涉多光谱图像重建时,若能利用干涉多光谱图像的帧间相关性,将有效提高干涉多光谱图像重建的性能。而且干涉多光谱图像序列中当前帧图像可以由其相邻帧图像预测得到,预测产生的去相关以后的残差图像的熵值较小,如图 2(c)所示,相比较当前帧图像,帧间预测残差图像更加稀疏,更有利于重建。因此,本文提出一种基于帧间预测和联合优化的重建方法,具体分析如下:

设当前帧图像信号为 \mathbf{x} ,经过帧间线性预测后的帧间预测图像为 \mathbf{x}_{LP} ,那么帧间预测残差图像为 $\mathbf{x}_r = \mathbf{x} - \mathbf{x}_{LP}$ 。对帧间预测残差图像进行观测投影 Φ ,则有

$$\mathbf{y}_r = \Phi(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{LP}) = \mathbf{y} - \Phi\mathbf{x}_{LP} \quad (5)$$

式中, \mathbf{y}_r 和 \mathbf{y} 分别为帧间预测残差图像和当前帧图像的观测数据。在重建过程中时,当前帧图像 \mathbf{x} 是未知的,因此不能通过 \mathbf{x} 直接得到帧间预测残差图像 \mathbf{x}_r 。但当前帧图像的观测数据 \mathbf{y} 是已知,而且可以由多幅参考帧图像通过帧预测得到帧间预测图像 \mathbf{x}_{LP} ,那么就可以由式(5)得到帧间预测残差图像 \mathbf{x}_r 的观测数据 \mathbf{y}_r 。通过对观测数据 \mathbf{y}_r 进行重建,则可以得到帧间预测残差图像的恢复图像 $\hat{\mathbf{x}}_r$ 。

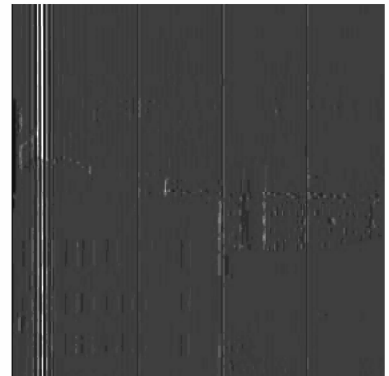
由以上分析知,通过帧间预测,可以除去当前帧图像测量数据中帧间相关的测量数据。经帧间预测得到预测残差测量数据 \mathbf{y}_r 后,为有效利用帧间相关性,本文提出一种基于联合优化的重建算法,结合已预测得到的帧间预测图像 \mathbf{x}_{LP} ,对预测残差测量数据 \mathbf{y}_r 进行联合重建



(a) 第 1 帧图像



(b) 第 50 帧图像



(c) 预测残差图像

图 2 干涉多光谱图像及预测残差图像

$$\begin{aligned} \min \quad & \|\Psi_1 \mathbf{x}_r\|_1 + \|\Psi_2(\mathbf{x}_{LP} + \mathbf{x}_r)\|_1 \\ \text{s. t.} \quad & \|\mathbf{y}_r - \Phi\mathbf{x}_r\|_2 \leq \epsilon \end{aligned} \quad (6)$$

式中 Ψ_1 和 Ψ_2 为稀疏基。式(6)则为基于帧间预测和联合优化的重建模型,包含了信号的稀疏性先验知识和干涉多光谱图像测量向量间相关性先验知识,式(6)由拉普拉斯乘子法可将其转化为无约束的优化问题

$$\hat{\mathbf{x}} = \operatorname{argmin}(\|\Psi_1 \mathbf{x}_r\|_1 + \|\Psi_2(\mathbf{x}_{LP} + \mathbf{x}_r)\|_1 + \lambda \|\mathbf{y}_r - \Phi\mathbf{x}_r\|_2^2) \quad (7)$$

因此,针对当前帧图像的重建问题,通过构建帧间预测和联合重建模型,转为针对帧间预测残差图像

的重建问题。经过对帧间预测残差图像 x_r 的重建后,当前帧图像 x 的重建恢复图像 \hat{x} 为

$$\hat{x} = x_{LP} + \hat{x}_r \quad (8)$$

当前帧图像的重建恢复图像 \hat{x} 的图像质量由式(9)可以计算得到

$$\begin{aligned} \|x - \hat{x}\|_2 &= \|x - (x_{LP} + \hat{x}_r)\|_2 = \\ &= \|x - (x_{LP} + x_r + e_r)\|_2 = \\ &= \|(x - x_{LP}) - x_r - e_r\|_2 = \|e_r\|_2 \quad (9) \end{aligned}$$

式中 e_r 为帧间预测残差图像 x_r 重建噪声。从式(9)可以看出,当前帧图像的重建恢复图像 \hat{x} 的质量与帧间预测残差图像 x_r 重建性能是直接相关的。干涉多光谱图像的当前帧图像可以由其相邻的相邻参考帧图像预测,预测产生的去相关以后的残余残差图像的熵值较小,相比较当前帧图像 x 进行重建,帧预测残差图像观测数据更加稀疏,也更容易进行压缩,即重建性能更好。

2.2 基于帧间预测和联合优化的重建算法实现

本文拟采用在凸集上交叠投影^[15](Projections onto convex sets, POCS)方法快速求解优化问题式(7),优化问题涉及以下3个凸集

$$C_1 = \{x_r \mid \|y_r - \Phi x_r\|_2 \leq \varepsilon\}$$

$$C_2 = \{x_r \mid \min \|\Psi_1 x_r\|_1\}$$

$$C_3 = \{x_r \mid \min \|\Psi_2(x_{LP} + x_r)\|_1\}$$

由于 l_2 和 l_1 范数均为凸函数,根据凸集投影定理可知式(7)有唯一解。POCS 算法交替向3个凸集 C_1, C_2 和 C_3 进行投影, C_1, C_2 和 C_3 的交点即为式(7)的最优解: $\hat{x}_r = C_1 \cap C_2 \cap C_3$ 。

POCS 算法迭代步骤如下:

(1) 将第 i 次迭代的结果 x_r^i 向 C_1 投影

$$u^{i+1} = x_r^i + \Phi^T(y_r - \Phi x_r^i) \quad (10)$$

(2) 向 C_2 投影,选择 Ψ_1 为小波基,则有

$$s^{i+1} = \Psi S_r(\Psi^T u^{i+1}) \quad (11)$$

式中 S_r 为阈值函数

$$S_r(x) = x \cdot \max(\text{sgn}(|x| - \tau), 0) \quad (12)$$

式中: sgn 为符号函数; 阈值 τ 为 $3\sigma_n$ 。噪声强度 σ_n 可以用稳健中值估计算子计算得到: $\sigma_n = \text{median}(|x|)/0.6745$, x 表示小波域中 HH 子带的系数。

(3) 获得新的 s^{i+1} 后,结合帧间预测图像 x_{LP} , 令 $x^k = s^{k+1} + x_{LP}$, 向 C_3 投影,选择 Ψ_2 为稀疏梯度基,则有

$$x_r^{k+1} = x^k - \mu \frac{\partial TV(x^k)}{\partial x^k} - x_{LP} \quad (13)$$

式中: μ 为全变差调整步长; $TV(x)$ 表示全变差

$$\sum_{i,j} \sqrt{(x(i+1,j) - x(i,j))^2 + (x(i,j+1) - x(i,j))^2}$$

根据以上推导,优化式(7)的具体求解步骤如下:

步骤1 初始化。 设 $i=1$, 帧间残差观测数据 y_r , 初始化重建帧间残差图像 $x_r=0$, 帧间预测图像 x_{LP} , 设最小误差为 E_{\min} , 最大迭代次数为 i_{\max} 。

步骤2 将第 i 次迭代的结果 x_r^i 向 C_1 投影: $u^{i+1} = x_r^i + \Phi^T(y_r - \Phi x_r^i)$ 。

步骤3 利用式(11)将 u^{i+1} 投影到 C_2 , 即先对 u^{i+1} 进行稀疏变换后进行阈值处理, 再进行稀疏逆变换得到 s^{i+1} 。

步骤4 获得新的 s^{k+1} 后,结合帧间预测图像 x_{LP} , 令 $x^k = s^{k+1} + x_{LP}$, 利用式(13)将 x^k 投影到 C_3 , 投影结果记为 x_r^{i+1} 。

步骤5 若 $i > i_{\max}$ 或 $\|x_r^{i+1} - x_r^i\| \leq E_{\min}$, 则算法结束, 输出重建图像 $\hat{x} = x_{LP} + x_r^{i+1}$; 否则, $i = i+1$, 转到步骤2。

3 实验与分析

本文选取了如图3所示的两组分辨率为 256 像素 \times 256 像素具有 256 帧 12 bit 图像的干涉多光谱图像序列进行压缩。为了验证本文方案的性能, 在相同的计算平台(Intel 双核 2GHz/2G 内



(a) Test 1序列



(b) Test 2序列

图3 测试图像序列

存)条件下做了如下 4 组实验: (1)GPSR 编码方法^[8]; (2)文献[13]提出的分布式视频压缩感知算法, 简称 DCVS 算法, 每四帧有一个关键帧; (3)POCS 算法^[15]; (4)本文算法。定义投影率 $MR =$

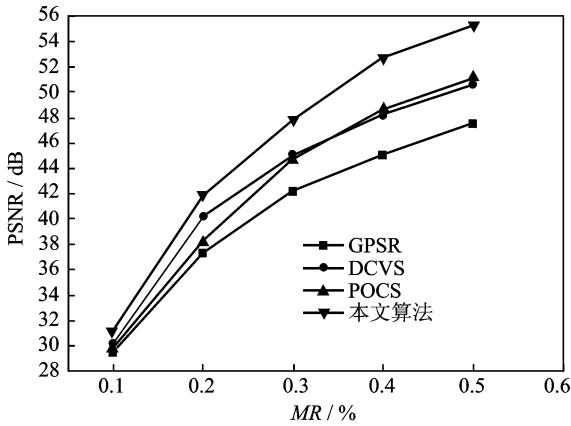
M/N , N 为信号长度, M 为观测向量长度。表 1 中给出了两组干涉多光谱图像用不同算法在不同投影率时的平均峰值信噪比 (Average PSNR, APSNR) 和平均重建时间。

表 1 各种算法重构性能比较

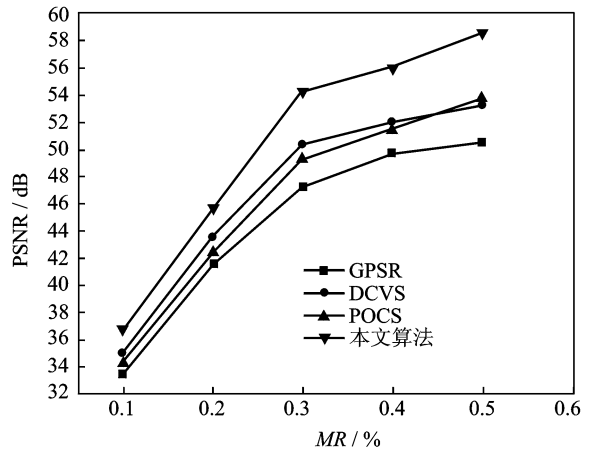
| 序列 | MR | 0.1 | | 0.2 | | 0.3 | | 0.4 | | 0.5 | |
|--------|------|----------|-------|----------|-------|----------|------|----------|-------|----------|-------|
| | | APSNR/dB | t/s | APSNR/dB | t/s | APSNR/dB | t/s | APSNR/dB | t/s | APSNR/dB | t/s |
| Test 1 | GPSR | 29.52 | 131.1 | 37.41 | 73.21 | 42.21 | 36.5 | 45.13 | 17.69 | 47.55 | 11.9 |
| | DCVS | 30.13 | 25.2 | 40.27 | 15.4 | 45.05 | 10.4 | 48.25 | 7.6 | 50.70 | 4.3 |
| | POCS | 29.78 | 184.2 | 38.23 | 87.9 | 44.83 | 45.4 | 48.63 | 24.2 | 51.14 | 13.13 |
| | 本文算法 | 31.15 | 120.3 | 41.87 | 45.1 | 47.90 | 21.8 | 52.77 | 15.3 | 55.32 | 9.12 |
| Test 2 | GPSR | 33.45 | 114.6 | 41.57 | 65.6 | 47.36 | 25.5 | 49.74 | 16.0 | 50.50 | 10.8 |
| | DCVS | 35.03 | 21.6 | 43.65 | 13.3 | 50.25 | 9.6 | 51.96 | 6.5 | 53.22 | 4.1 |
| | POCS | 34.26 | 143.9 | 42.42 | 72.8 | 49.30 | 41.0 | 51.46 | 22.3 | 53.81 | 11.6 |
| | 本文算法 | 36.78 | 98.1 | 45.72 | 41.3 | 54.27 | 19.1 | 56.11 | 13.6 | 58.51 | 7.2 |

为了便于比较, 图 4(a) 和图 5(a) 分别显示了 Test 1 序列和 Test 2 序列在不同投影率下, 不同算法的 APSNR 比较。可以看出, 本文算法获得的重建性能明显优于其他算法。与 POCS 算法相比, 在投影率为 0.1 时, 对于 Test 1 序列和 Test 2

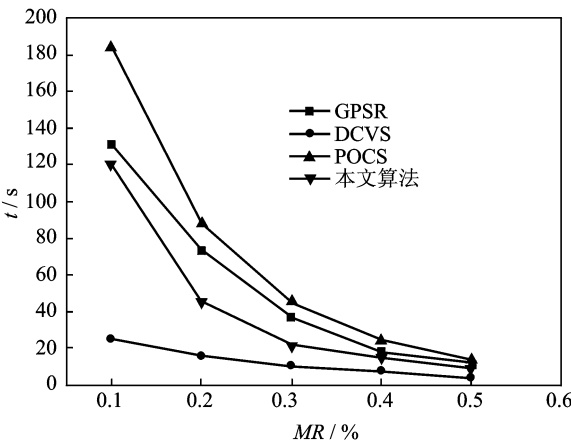
序列, 本文算法的 APSNR 提高了 1.37 和 2.52 dB, 而且随着投影率的增加, 提高越明显, 在投影率为 0.5 时, 本文算法分别提高了 4.18 和 4.70 dB。DCVS 算法与 GPSR 算法相比, 虽然也获



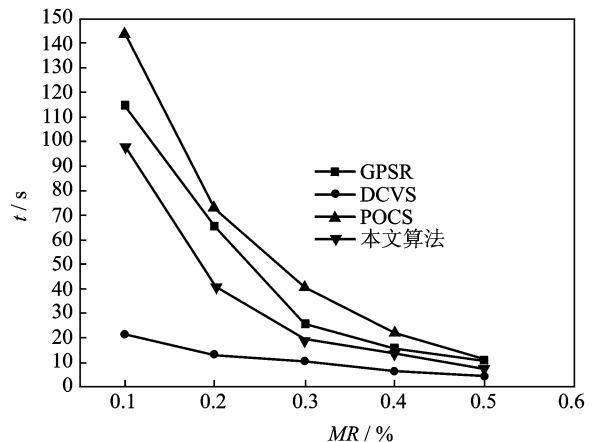
(a) APSNR 比较



(a) APSNR 比较



(b) 平均重建时间比较



(b) 平均重建时间比较

图 4 Test 1 序列的 APSNR 和平均重建时间比较

图 5 Test 2 序列的 APSNR 和重建时间比较

得了更高的重建质量,但 APSNR 提高不大,最多提高了 2.89 dB,这是因为 DCVS 算法仅将帧间相关性用在 GPSR 算法的重建迭代初始帧中和重建迭代停止条件中,虽然降低了重建迭代时间,但重建性能提高不大,而且在投影率较大时,与 POCS 算法相比重建性能要低。因此,本文算法将干涉多光谱图像帧间相关特性有效应用到干涉多光谱图像重建优化方法中,大幅度提高了重建性能。

在重建时间方面,从图 4(b)和图 5(b)可以看出,DCVS 算法的平均重建时间最短,本文所提的方法要比 DCVS 算法重建时间长,但本文算法的计算复杂度要低于 GPSR 算法和 POCS 算法,因为本文算法利用干涉多光谱图像的帧间相关性,在重建中通过帧间预测除去当前帧图像测量数据中帧间相关的测量数据,预测产生的去相关以后的残差图像的熵值较小,相比较当前帧图像,帧间预测残差图像更加稀疏,更有利于重建。因此,重建迭代的次数要远小于 POCS 算法。图 6 为 Test 1 序列中一幅图像的重建迭代次数比较。从图中可以看出,本文算法的重建迭代次数要远小于 POCS 算法。因此,本文算法计算复杂度较低。

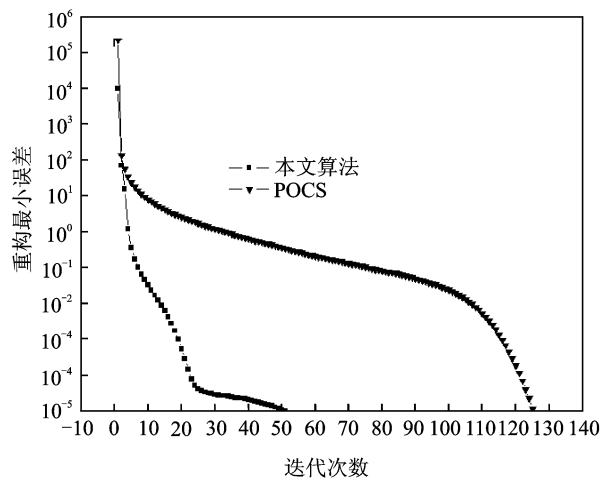


图 6 重建迭代次数比较

4 结束语

对干涉多光谱图像进行压缩重建时,若能结合考虑干涉多光谱图像的特点进行重建算法设计,将能够有效提升重建质量。因此,根据干涉多光谱图像序列的相邻图像之间的较强相关性,本文提出了一种基于帧间预测和联合优化的干涉多光谱图像压缩感知重建算法。该方法利用干涉多光谱的帧

间相关特性,在编码端对各谱段图像进行独立编码(即观测投影处理),而在解码端将干涉多光谱图像帧间相关性应用到干涉多光谱图像重建优化方法中,在重建中建立基于帧间预测和联合优化的重建模型,并采用在凸集上交替投影方法快速求解重建优化问题。实验结果表明,在相同观测数目下,本文算法与其他算法相比大幅度提高了重建质量,而且重建速度较快。

参考文献:

- [1] 董瑛,相里斌,赵葆常. 大孔径静态干涉成像光谱仪的干涉系统分析[J]. 光学学报, 2001, 21(3): 330-334.
Dong Ying, Xiang Libin, Zhao Baochang. Analysis of interferometer system in a large aperture static imaging spectrometer[J]. Acta Optica Sinica, 2001, 21(3): 330-334.
- [2] 李云松,马静,吴成柯. 基于方向角预测三维小波变换的干涉多光谱图像压缩[J]. 光学学报, 2008, 28(12): 2281-2287.
Li Yunsong, Ma Jing, Wu Chengke. Three-dimensional orientation prediction-based wavelet transform for interference multi-spectral images compression [J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(12): 2281-2287.
- [3] Liu G, Zhao F. Efficient compression algorithm for hyperspectral images based on correlation coefficients adaptive 3D zerotree coding[J]. Image Processing, IET, 2008, 2(2): 72-82.
- [4] 肖江,周有喜,吴成柯,等. 大孔径静态干涉光谱仪图像压缩技术[J]. 光学学报, 2004, 24(11): 1495-1498.
Xiao Jiang, Zhou Youxi, Wu Chengke, et al. The image compression technology of the large aperture static imaging interference spectrometry [J]. Acta Optica Sinica, 2004, 24(11): 1494-1498.
- [5] Candes E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles; Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE Trans Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [6] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Trans Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [7] 石光明,刘丹华,高大化,等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070-1081.
Shi Guangming, Liu Danhua, Gao Dahua, et al. Advances in theory and application of compressed sensing [J]. Acta Electronica, 2009, 37(5): 1070-1081.
- [8] Figueiredo M A T, Nowak R D, Wright S J. Gradi-

- ent projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems [J]. *Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(4):586-598.
- [9] 练秋生,王艳. 基于双树小波通用隐马尔可夫树模型的图像压缩感知[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(10):2301-2306.
- Lian Qiusheng, Wang Yan. Image compressed sensing based on universal HMT of the dual-tree wavelets [J]. *Journal of Electronics & Information*, 2010, 32(10):2301-2306.
- [10] He Lihan, Carin L. Exploiting structure in wavelet-based Bayesian compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(9):3488-3497.
- [11] Willett R M, Gehm M E, Brady D J. Multiscale reconstruction for computational spectral imaging[C]// *Proc of SPIE-IS & T Electronic Imaging*. Arizona, American; SPIE, 2007, 6498:1-15.
- [12] Cossalter M, Valenzise G, Tagliasacchi M, et al. Joint compressive video coding and analysis [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2010, 12(3):168-183.
- [13] Kang Liwei, Lu Chun-shien. Distributed compressive video sensing[C]// *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009 (ICASSP 2009)*. Taipei, China; IEEE, 2009:1169-1172.
- [14] 刘海英,李云松,吴成柯,等. 一种高重构质量低复杂度的高光谱图像压缩感知[J]. *西安电子科技大学学报*, 2011, 38(3):37-41.
- Liu Haiying, Li Yunsong, Wu Chengke, et al. Compressed hyperspectral image sensing based on inter-band prediction [J]. *Journal of Xidian University*, 2011, 38(3):37-41.
- [15] Stanley O, Mao Yu, Dong Bin, et al. Fast linearized bregman iteration for compressive sensing and sparse denoising [J]. *Communications in Mathematical Sciences*, 2010, 8(1):93-111.

