

基于谱间去相关模型的迭代硬阈值重构算法

孔繁镛 计振兴 井庆丰

(南京航空航天大学航天学院, 江苏 南京 210016)

摘要 根据高光谱图像的特点,提出一种基于谱间去相关模型的迭代硬阈值重构算法。根据高光谱图像序列的相邻图像之间具有很强的相关性,在迭代硬阈值重构算法中建立谱间去相关模型,除去重构图像观测数据中谱间相关的观测数据,去相关后的图像的观测数据更加稀疏,重构性能更高。实验结果表明,在相同观测数目下,本算法与迭代硬阈值重构算法相比,有效提高了图像的重构质量。

关键词 信号处理;压缩感知;迭代硬阈值重构;去相关模型

中图分类号 TN919.81 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201239.s109008

Iterative Hard Thresholding Recovery Algorithm Based on Spectral Decorrelation Model

Kong Fanqiang Ji Zhenxing Jing Qingfeng

(College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China)

Abstract According to the characteristic of hyperspectral images, a novel iterative hard thresholding (IHT) recovery algorithm based on spectral decorrelation model is proposed. In terms of apparent correlations between the image series, a spectral decorrelation model is established in iterative hard thresholding recovery algorithm. The spectral redundancies are removed in the measured data of current image by the model, and the decorrelation image data is much sparser, which can be reconstructed easily. Experimental results show that the proposed algorithm achieves improved reconstruction performance over IHT algorithms with the same measurement number.

Key words signal processing; compressed sensing; iterative hard threshold recovery; decorrelation model

OCIS codes 100.4145; 100.2000; 100.3010

1 引言

高分辨率成像光谱技术^[1]是将成像技术与光谱技术有机结合,在对目标的空间特征成像的同时,每个空间像元经过色散形成几十个甚至几百个狭窄谱段以进行近似连续的光谱覆盖,高光谱图像序列不仅能够获得地面目标的空间特征,而且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。随着成像光谱技术的不断成熟和发展,成像光谱仪的光谱分辨率和空间分辨率不断提高,它在航天领域的应用也将越来越广泛。但随之而来的一个显著问题是,其产生的数据量将急剧

增加,以 AVIRIS 图像为例,一幅图像的数据量大约为 140 Gbit,这使采集数据体积十分庞大,给储存与传输带来巨大的困难,以至于成为制约高光谱图像进一步发展的瓶颈。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。

近年来,压缩感知(CS)^[1~4]的提出和研究为图像、视频压缩领域^[5]注入了一股新的活力,压缩感知具有编码简单、解码较复杂、能够实现较为高效的压缩、抗误码特性好的特点。不同于传统编码方法,该理论表明,当信号具有稀疏性或可压缩性时,通过采集少量的信号投影值就可实现信号的准确或近似重

收稿日期: 2012-02-01; **收到修改稿日期**: 2012-04-20

基金项目: 江苏省自然科学基金面上项目(BK2010498)、国家自然科学基金青年基金项目(61102069)、中国博士后科学基金(20110491421)、南京航空航天大学青年科技创新基金项目(1011-56XAA12027)和南京航空航天大学基本科研业务费专项科研项目(1011-56XZA11048)资助课题。

作者简介: 孔繁镛(1980—),男,博士,讲师,主要从事多光谱图像传输与处理等方面的研究。

E-mail: kongfq@nuaa.edu.cn

构。重构算法的关键是从压缩感知得到的低维数据中精确地恢复出原始的高维数据,因此对采样过程准确性的验证有着至关重要的意义。目前国外已有多篇关于重构的论文发表,如文献[6~8]提出利用正交匹配追踪(OMP)算法来求解优化问题重构信号,大大提高了计算的速度,且易于实现。Miosso等^[9]提出的基于权重迭代最小均方(IRLS)算法,文献[10,11]提出的基于梯度投影的方法来求解最小1-范数大规模问题,Blumensath等^[12]提出的迭代硬阈值(IHT)重构算法,在理论上推导出了IHT算法收敛的理论依据。由于高光谱图像的特性不同于一般图像,高光谱图像的相邻谱段涉及的地面目标相同,它们具有相同的空间结构,因此图像具有多维方向的相关性,若采用针对一般图像的高效压缩算法,不能充分利用高光谱图像自身的相关特性,必然限制了该类算法在高光谱图像压缩中的性能提高。文献[13]利用高光谱图像的谱间相关性强的特点,在编码端将高幅高光谱图像序列作为三维图像进行稀疏变换和投影,虽然提高了高光谱图像压缩效率,但编码复杂度高和存储容量大。文献[14,15]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构,则对重构算法的性能带来一定的影响。

本文在分析高光谱图像谱间特性和应用环境的基础上,结合迭代硬阈值重构算法,提出了一种新颖的高光谱图像压缩算法。该方法有效利用谱间相关性,在迭代硬阈值重构算法中建立谱间去相关模型,除去重构图像观测数据中谱间相关的观测数据,可以有效提高图像重构质量,且编码复杂度较低,易于硬件实现,为实现该类图像序列的实时编码与传输提供了可能。

2 迭代硬阈值重构算法

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

$$\mathbf{x} = \Psi \mathbf{U} = \sum_{i=1}^N \mathbf{u}_i \varphi_i, \quad (1)$$

式中 \mathbf{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。那么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 $\hat{\mathbf{x}}$

$$\min \|\Psi^T \mathbf{x}\|_0, \quad \Phi \Psi^T \mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (2)$$

对于 l_0 -范数的优化问题,实际上是一个不确定多项式(NP)难问题,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,所以通常转化为 l_1 -范数或 l_2 -范数优化问题来求解,即(2)式变为

$$\min_x \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2, \quad \|\mathbf{x}\|_0 \leq K \quad (3)$$

根据(3)式非线性凸优化问题,文献[11]推导出了迭代硬阈值重构算法理论,采用迭代(4)式求解该最优化问题,得到原信号估计的 $\hat{\mathbf{x}}$ 。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k^{t+1} = \mathbf{x}_k^t + \Phi^T(\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}_k^t) \\ \mathbf{x}_k^{t+1} = H_k(\mathbf{x}_k^{t+1}) \end{cases}, \quad (4)$$

式中 $H_k(\mathbf{x})$ 为一个非线性算子,它将矢量 \mathbf{x} 中幅度最大的前 K 个元素以外的所有元素设置为 0。

IHT 算法是在每一次的迭代过程中,从迭代重构估计信号中选择出幅度最大的前 K 个元素形成信号的支撑集来重建出信号,并计算出与原信号之间的残差 $\mathbf{r} = \mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}_k^t$, 通过该残差选择更匹配的幅度最大的前 K 个元素,来对支撑集进行更新。通过这样的迭代过程,该系列的算法实现了信号的重建。

3 基于谱间去相关模型的迭代硬阈值重构方法

由于高光谱图像的特性不同于一般图像,高光谱图像的相邻谱段涉及的地面目标相同,它们具有相同的空间结构,因此图像具有多维方向的相关性,若采用针对一般图像的重构算法,不能充分利用高光谱图像自身的相关特性,重构效率较低。针对高光谱图像重构时,若能利用高光谱图像的谱间相关性,将有效提高高光谱图像重构的性能。因此针对高光谱图像具有强谱间相关性的特点,提出一种针对高光谱图像压缩的基于谱间去相关模型的压缩感知重构算法。

3.1 基于谱间去相关模型的迭代硬阈值重构方法

高光谱图像序列中有相当强的谱间相关性[如图1(a)和(b)所示],而且高光谱图像序列的当前谱段图像可以由其相邻谱段的图像预测,预测产生的图像去相关后的残余误差图像的熵值较小,如图1(c)所示,相比较当前谱段图像,谱间去相关图像的观测数据更加稀疏,更有利于重构。因此,提出一种基于谱间去相关模型的重构算法。

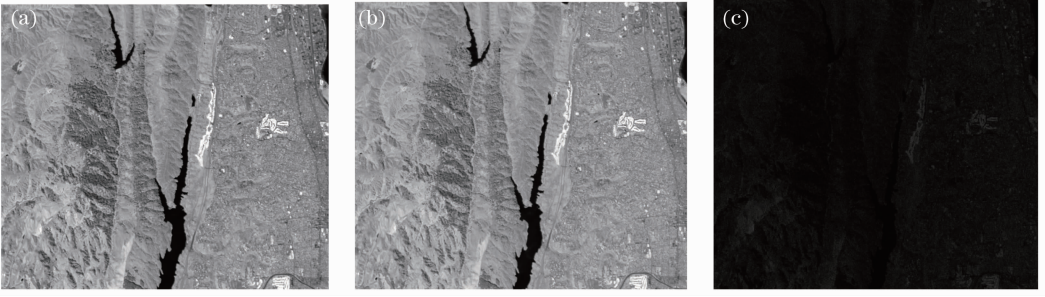


图1 高光谱图像 Jasper Ridge 及去相关图像。(a)第 92 帧图像；(b)第 98 帧图像；(c)去相关图像
Fig. 1 Jasper Ridge images and spectral decorrelation image. (a) 92 frame image; (b) 98 frame image;
(c) decorrelation image

设当前谱段图像信号为 \mathbf{x} , 经过谱间线性预测后的谱间预测图像为 \mathbf{x}_{LP} , 那么谱间预测误差图像为 $\mathbf{q} = \mathbf{x} - \mathbf{x}_{LP}$, 对谱间预测误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} 分别为谱间预测误差图像和当前谱段图像的观测数据。在重构过程中, 当前谱段图像 \mathbf{x} 是未知的, 因此不能通过 \mathbf{x} 直接得到谱间预测误差图像 \mathbf{q} 。但当前谱段图像的观测数据 \mathbf{y} 是已知的, 而且可以由 \mathbf{y} 初步重构后得到的 $\hat{\mathbf{x}}$ 和参考谱段图像 \mathbf{x}_{ref} 通过谱间预测得到谱间预测图像 \mathbf{x}_{LP} , 那么就可以由(5)式得到谱间预测误差图像 \mathbf{q} 的观测数据 \mathbf{y}_r , 通过对观测数据 \mathbf{y}_r 进行重构则可以得到谱间预测误差图像的恢复图像 $\hat{\mathbf{q}}$, 谱间预测误差图像重构模型为

$$\hat{\mathbf{q}} = \arg \min_{\mathbf{q}} \|\mathbf{q}\|, \quad \mathbf{y}_r = \Phi\mathbf{q}. \quad (6)$$

因此, 针对当前谱段图像的重构问题, 通过构建谱间去相关模型, 转为针对谱间预测误差图像的重构问题。经过对谱间预测误差图像 \mathbf{q} 的重构后, 当

前谱段图像 \mathbf{x} 的重构恢复图像 $\hat{\mathbf{x}}$ 为

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x}_{LP} + \hat{\mathbf{q}}. \quad (7)$$

因此通过上述的分析, 结合(3)、(6)和(7)式就可以得到基于谱间去相关模型的迭代硬阈值重构算法

$$\begin{cases} \mathbf{y}_r = \Phi(\mathbf{q}) = \Phi(\mathbf{x} - \mathbf{x}_{LP}) = \mathbf{y} - \Phi\mathbf{x}_{LP} \\ \hat{\mathbf{q}} = \arg \min_{\mathbf{q}} \|\mathbf{y}_r - \Phi\mathbf{q}\|_2, \quad \|\mathbf{q}\|_0 \leq K \\ \hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x}_{LP} + \hat{\mathbf{q}} \end{cases} \quad (8)$$

建立基于谱间去相关模型的迭代硬阈值重构算法模型后, 分析其算法的重构性能, 当前谱段图像的重构恢复图像 $\hat{\mathbf{x}}$ 的图像质量可表示为

$$\begin{aligned} \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2 &= \|\mathbf{x} - (\mathbf{x}_{LP} + \hat{\mathbf{q}})\|_2 = \\ \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{LP} - \hat{\mathbf{q}}\|_2 &= \|\mathbf{q} - \hat{\mathbf{q}}\|_2, \end{aligned} \quad (9)$$

定义 \mathbf{q}_k 是 \mathbf{q} 的 K -项逼近值, 则 $\mathbf{q} = \mathbf{q}_k + \mathbf{n}$, \mathbf{n} 为 \mathbf{q} 的 K -项逼近误差, 对 \mathbf{q} 进行观测, 则可以得到相应的观测集合 $\mathbf{y}_r = \Phi\mathbf{q} = \Phi\mathbf{q}_k + \mathbf{e}$, 那么针对谱间预测去相关后预测误差图像进行迭代硬阈值重构迭代, 重构迭代 $n+1$ 次后, 其重构误差为

$$\|\mathbf{q} - \mathbf{q}^{l+1}\|_2 = \|\mathbf{q}_k + \mathbf{n} - \mathbf{q}_k^{l+1}\|_2 \leq \|\mathbf{n}\|_2 + \|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^{l+1}\|_2, \quad (10)$$

式中

$$\|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^{l+1}\|_2 = \|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}^{l+1} + \mathbf{q}^{l+1} - \mathbf{q}_k^{l+1}\|_2 \leq \|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}^{l+1}\|_2 + \|\mathbf{q}^{l+1} - \mathbf{q}_k^{l+1}\|_2, \quad (11)$$

\mathbf{q}_k^{l+1} 是第 $l+1$ 次迭代值 \mathbf{q}^{l+1} 中幅度最大的前 K 个元素形成信号的支撑集, 所以 \mathbf{q}_k^{l+1} 要比 \mathbf{q}_k 更接近 \mathbf{q}^{l+1} , 那么可以得到 $\|\mathbf{q}^{l+1} - \mathbf{q}_k^{l+1}\|_2 \leq \|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}^{l+1}\|_2$, 因此, (11)式可以改写为

$$\|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^{l+1}\|_2 \leq 2\|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}^{l+1}\|_2. \quad (12)$$

将(4)式中的 $\mathbf{q}^{l+1} = \mathbf{q}_k^l + \Phi^T(\mathbf{y}_r - \Phi\mathbf{q}_k^l)$ 代入(12)式, 则得到

$$\begin{aligned} \|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^{l+1}\|_2 &\leq 2\|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^l - \Phi^T(\mathbf{y}_r - \Phi\mathbf{q}_k^l)\|_2 = 2\|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^l - \Phi^T(\mathbf{y}_r - \Phi\mathbf{q}_k^l)\|_2 = \\ &2\|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^l - \Phi^T\Phi(\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^l) + \Phi^T\mathbf{e}\|_2 \leq 2\|(\mathbf{I} - \Phi^T\Phi)(\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^l)\|_2 + \|\Phi^T\mathbf{e}\|_2. \end{aligned} \quad (13)$$

迭代硬阈值重构算法^[11]满足参数为 δ 的有限等距特性, 则有 $\|(\mathbf{I} - \Phi^T\Phi)\mathbf{q}\|_2 \leq \delta\|\mathbf{q}\|_2$ 和 $\|\Phi^T\mathbf{q}\|_2 \leq \sqrt{1+\delta}\|\mathbf{q}\|_2$, 假定 $\delta = \frac{1}{\sqrt{32}}$, 代入(13)式得

$$\|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^{l+1}\|_2 \leq 2\delta\|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^l\|_2 + 2\sqrt{1+\delta}\|\mathbf{e}\|_2 = 0.35\|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^l\|_2 + 2.17\|\mathbf{e}\|_2. \quad (14)$$

对(14)式重复代入,假定重构迭代的初始值 $\mathbf{q}_k^0 = 0$, 则得到

$$\|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_k^{t+1}\|_2 \leq (0.35)^t \|\mathbf{q}_k\|_2 + 3.116 \|\mathbf{e}\|_2. \quad (15)$$

从(10)式和(15)式可以看出,当前谱段图像的重构恢复图像 \mathbf{x} 的质量与谱间预测误差图像 \mathbf{q} 重构性能是直接相关的。高光谱图像的谱段可以由其相邻的谱段预测,预测产生的去相关以后的残余误差图像的熵值较小,相比较当前谱段图像 \mathbf{x} 进行重构,谱间预测误差图像观测数据更加稀疏,也更容易进行压缩,即重构性能更好。从(15)式可以看出,谱间预测误差图像的重构性能关键在于谱段预测,谱间预测图像越逼近当前谱段图像,则谱间预测误差图像熵值越小,重构质量更高。

3.2 基于谱间去相关模型的迭代硬阈值重构算法实现

基于谱间去相关模型的迭代硬阈值重构算法具体步骤如下:

1) 初始化: 给定迭代停止条件 γ_1 和 γ_2 , 观测矩阵 Φ , 观测数据 \mathbf{y} , 参考帧图像 \mathbf{x}_{ref} , $\mathbf{u}^1 = \Phi^T \mathbf{y}$, $l = 1$, $i = 1$, 硬阈值算子 $H_k(\cdot)$;

2) 谱间预测去相关: 对当前重构恢复图像 \mathbf{x}_i 和参考图像 \mathbf{x}_{ref} 进行谱间预测得到谱间预测图像 \mathbf{x}_{LP} , 并对谱间预测图像进行观测投影, 得到谱间预测误差图像的观测数据 $\mathbf{y}_r = \mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}_{\text{LP}}$;

3) 迭代硬阈值重构:

① 迭代更新: $\mathbf{q}^{t+1} = \mathbf{q}_k^t + \Phi^T (\mathbf{y} - \Phi \mathbf{q}_k^t)$;

② 硬阈值截断: $\mathbf{q}_k^{t+1} = H_k(\mathbf{q}^{t+1})$, 将重构信号 \mathbf{q}^{t+1} 中幅度最大的前 K 个元素以外的所有元素设置为零;

③ 迭代硬阈值重构迭代停止判断: 如果

$\|\mathbf{q}_k^{t+1} - \mathbf{q}_k^t\|_2 > \gamma_1$, 则 $l = l + 1$, 继续 ① 进行迭代更新, 否则令 $\mathbf{q}_{i+1} = \mathbf{q}_k^{t+1} + \Phi^T (\mathbf{y} - \Phi \mathbf{q}_k^{t+1})$, $\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_{\text{LP}} + \hat{\mathbf{q}}_{i+1}$, 并执行步骤 4);

4) 重构迭代停止判断: 如果 $\frac{\|\mathbf{x}_{i+1} - \mathbf{x}_i\|_2}{\|\mathbf{x}_i\|_2} > \gamma_2$, 则 $i = i + 1$, 继续步骤 2), 否则输出重构恢复信号 $\mathbf{x} = \mathbf{x}_{i+1}$ 。

4 实验结果

本文实验数据来源于 JPL 实验室的 AVIRIS 高光谱遥感图像 Cuprite, Cuprite2, Jasper Ridge 和 moffet_data 序列。如图 2 所示, AVIRIS 高光谱图像由 224 个波段组成, 光谱范围覆盖可见光到近红外(400~2500 nm), 每个像素以 16 bit 有符号整型存储, 每一组高光谱图像大小为 512 行 \times 614 列 \times 224 波段。为了验证本文方案的性能, 选取每个图像序列 6~105 波段的连续 100 副图像, 并将每个图像截取为 512 行 \times 512 列, 在相同的计算平台 [Pentium(R) Dual-core 双核, 3.2 GHz, 2 G 内存] 下做了 2 组实验: 1) 文献[12]提出的 IHT 算法, 其中稀疏分解采用 9/7 双正交小波基, 分解级数为 4 级。2) 本文方法。表 1 中给出了 4 组高光谱图像序列用不同算法在不同投影率时的平均峰值信噪比 P_{SNR} 和平均重构时间 T 。

表 1 中给出了 4 组高光谱图像采用不同算法下的平均峰值信噪比以及平均重构时间。从表 1 中可以看出, 本文算法所有图像的重构时间相比于 IHT 算法略有增加, 但是对高光谱图像序列进行去相关后, 在重构质量上有极大的改善。相比于 IHT 算法, 投影率从 0.1~0.5, Cuprite 图像序列平均 P_{SNR} 提升了 12.16、10.12、8.44、6.78 和 5.18 dB;

表 1 不同算法压缩性能比较

Table 1 Performance comparison between proposed method and IHT method

r_{MR} Image sequence		0.1		0.2		0.3		0.4		0.5	
		Average P_{SNR}/dB	T/s	Average P_{SNR}/dB	T/s	Average P_{SNR}/dB	T/s	Average P_{SNR}/dB	T/s	Average P_{SNR}/dB	T/s
Cuprite	IHT	51.96	0.46	54.64	0.47	56.79	0.48	58.82	0.48	60.73	0.49
	This paper	64.12	0.67	64.76	0.67	65.23	0.68	65.60	0.69	65.91	0.70
Cuprite 2	IHT	49.34	0.47	51.83	0.48	53.99	0.49	56.10	0.49	58.28	0.50
	This paper	61.70	0.67	62.31	0.68	62.77	0.69	63.12	0.70	63.40	0.71
Jasper Ridge	IHT	47.47	0.47	49.80	0.47	51.81	0.48	53.77	0.49	55.88	0.49
	This paper	59.50	0.66	60.04	0.67	60.45	0.69	60.75	0.70	60.96	0.70
Moffet_date	IHT	35.86	0.47	37.62	0.47	39.15	0.48	40.66	0.49	42.29	0.50
	This paper	42.51	0.67	43.16	0.67	44.03	0.68	45.15	0.70	46.79	0.72

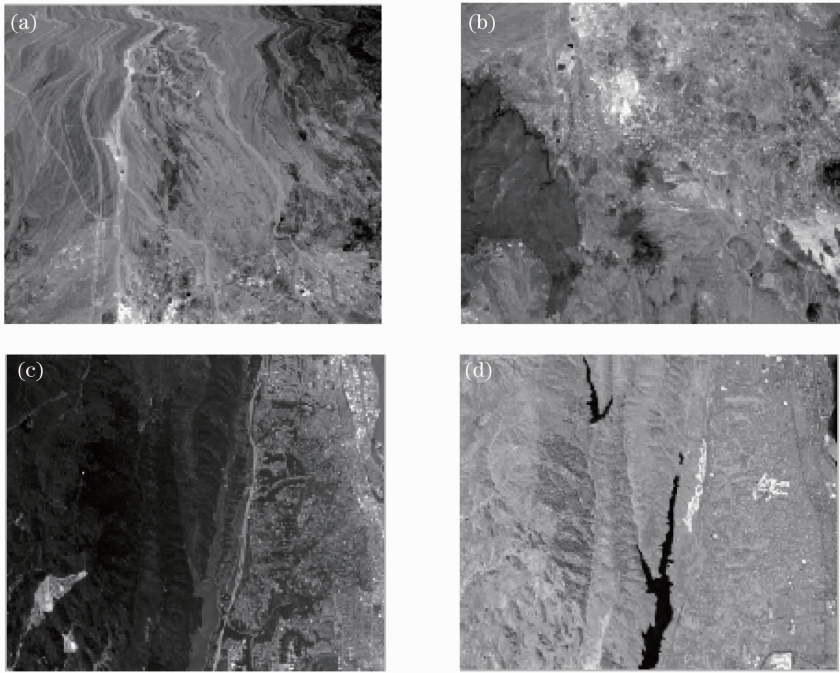


图 2 测试图像序列。(a) cuprite 图像序列；(b) cuprite2 图像序列；(c) Jasper Ridge 图像序列；
(d) moffet_data 图像序列

Fig. 2 Test image sequence. (a) Cuprite image sequence; (b) cuprite2 image sequence; (c) Jasper Ridge image sequence; (d) moffet_data image sequence

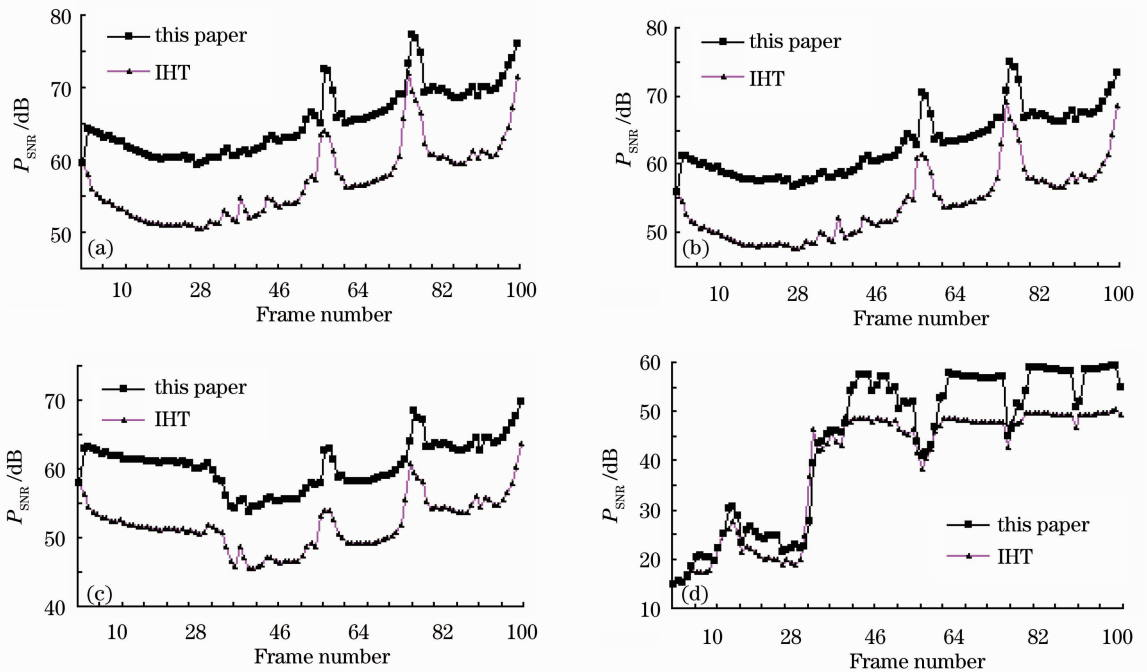


图 3 不同算法的重构质量比较。(a) cuprite 图像序列 P_{SNR} 比较；(b) cuprite 2 图像序列 P_{SNR} 比较；
(c) Jasper Ridge 图像序列 P_{SNR} 比较；(d) moffet_data 图像序列 P_{SNR} 比较

Fig. 3 Reconstruction quality comparison between different algorithms. (a) Cuprite image sequence P_{SNR} comparison; (b) cuprite 2 image sequence P_{SNR} comparison; (c) Jasper Ridge image sequence P_{SNR} comparison; (d) moffet_data image sequence P_{SNR} comparison

Cuprite 2 图像序列平均 P_{SNR} 提升了 12.36、10.48、8.78、7.02 和 5.12 dB; Jasper Ridge 图像序列平均 P_{SNR} 提升了 12.03、10.24、8.64、6.98 和 5.08 dB; moffet_data 图像序列平均 P_{SNR} 提升了 6.65、5.54、4.88、4.49 和 4.50 dB。

为了便于比较本文算法和 IHT 算法的优越性, 取投影率 $r_{\text{MR}} = 0.3$, 对每个图像序列的所有图像在重构质量方面进行对比。图 3(a)~(d) 4 幅图像分别显示了 Cuprite, Cuprite 2, Jasper Ridge 和 moffet_data 高光图像序列不同算法之间峰值信噪比 P_{SNR} 的比较。从图像上可以看出, 本文算法相比于 IHT 算法具有巨大的优势, 重构精度明显高于 IHT 算法。从以上实验结果可以看出, 将谱间去相关模型应用于迭代硬阈值重构算法, 大幅度地提升了高光图像的重构质量。

5 结 论

对高光图像进行压缩重构时, 若能结合考虑高光图像的特点进行重构算法设计, 将能够有效提升重构质量。因此, 根据高光图像序列的相邻图像之间的较强相关性, 提出一种基于谱间去相关模型的迭代硬阈值重构算法。该方法在迭代硬阈值重构算法中建立谱间去相关模型, 除去重构图像观测数据中谱间相关的观测数据, 去相关后的图像的观测数据更加稀疏, 有效提升了重构质量。

实验结果表明, 在相同观测数目下, 本文算法与迭代硬阈值重构算法相比, 图像的重构质量更好, 重构时间略有增加, 具有非常优越的实用价值。

参 考 文 献

- 1 E. J. Candes, J. Romberg, T. Tao. Robust uncertainty principles; exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Trans. Information Theory*, 2006, **52**(2): 489~509
 - 2 D. L. Donoho. Compressed sensing [J]. *IEEE Trans. Information Theory*, 2006, **52**(4): 1289~1306
 - 3 Shi Guangming, Liu Danhua, Gao Dahua *et al.*. Advances in theory and application of compressed sensing [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, **37**(5): 1070~1081
- 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
- 4 Li Shutao, Wei Dan. A survey on compressive sensing [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(11): 1369~1377
 - 李树涛, 魏 丹. 压缩传感综述 [J]. *自动化学报*, 2009, **35**(11): 1369~1377
 - 5 S. Mun, J. E. Fowler. Residual reconstruction for block-based compressed sensing of video [C]. *Proc. IEEE Data Compression Conference*, 2011. 183~192
 - 6 J. A. Tropp, A. C. Gilbert. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Trans. Information Theory*, 2007, **53**(12): 4655~4666
 - 7 Gao Rui, Zhao Ruizhen, Hu Shaohai. Variable step size adaptive matching pursuit algorithm for image reconstruction based on compressive sensing [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(6): 1639~1644
 - 高 睿, 赵瑞珍, 胡绍海. 基于压缩感知的变步长自适应匹配追踪重建算法 [J]. *光学学报*, 2010, **30**(6): 1639~1644
 - 8 Liu Yaxin, Zhao Ruizhen, Hu Shaohai *et al.*. Regularized adaptive matching pursuit algorithm for signal reconstruction based on compressive sensing [J]. *J. Electronics & Information Technology*, 2010, **32**(11): 2713~2717
 - 刘亚新, 赵瑞珍, 胡绍海 等. 用于压缩感知信号重建的正则化自适应匹配追踪算法 [J]. *电子与信息学报*, 2010, **32**(11): 2713~2717
 - 9 C. J. Miosso, R. von Borries, M. Argâez *et al.*. Compressive sensing reconstruction with prior information by iteratively reweighted least-squares [J]. *IEEE Trans. Signal Process*, 2009, **57**(6): 2424~2431
 - 10 M. A. T. Figueiredo, R. D. Nowak, S. J. Wright. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems [J]. *J. Selected Topics in Signal Processing*, 2007, **11**(4): 586~598
 - 11 Liang Ruiyu, Zou Cairong, Wang Qingyun *et al.*. Adaptive subgradient projection method for sparse reconstruction in compressed sensing [J]. *Signal Processing*, 2010, **26**(12): 1883~1889
 - 梁瑞宇, 邹采荣, 王青云 等. 基于自适应次梯度投影算法的压缩感知信号重构 [J]. *信号处理*, 2010, **26**(12): 1883~1889
 - 12 T. Blumensath, M. E. Davies. Iterative thresholding for sparse approximations [J]. *J. Fourier Analysis and Applications*, 2008, **14**(5-6): 629~654
 - 13 R. M. Willett, M. E. Gehm, D. J. Brady. Multiscale reconstruction for computational spectral imaging [C]. *SPIE*, 2007, **6498**: 64980L
 - 14 M. Cossalter, G. Valenzise, M. Tagliasacchi *et al.*. Joint compressive video coding and analysis [J]. *IEEE Trans. Multimedia*, 2010, **12**(3): 168~183
 - 15 Liu Haiying, Li Yunsong, Wu Chengke *et al.*. Compressed hyperspectral image sensing based on interband prediction [J]. *J. Xidian University*, 2011, **38**(3): 37~41
 - 刘海英, 李云松, 吴成柯 等. 一种高重构质量低复杂度的高光图像压缩感知 [J]. *西安电子科技大学学报*, 2011, **38**(3): 37~41

栏目编辑: 马 沂