

基于非局部相似度约束的多通道复用 压缩遥感成像方法

赵明^{1*}, 安博文¹, 王运², 孙胜利²

(1. 上海海事大学, 上海 201306;

2. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083)

摘要:结合压缩感知成像原理和遥感成像系统的物理可实现性,提出了采用掩膜编码的多通道复用压缩成像方法.首先,采用多组随机二值伯努利分布的掩膜为不同光学通道视场进行压缩编码,在单位积分时间内采集重构图像所需的欠采样数据.然后,针对传统的全变分范数最小化的重构方法易受遥感图像局部突出特征干扰的问题,提出了以遥感图像空间域非局部相似度为正则化重构标准的先验约束.实验结果验证了此压缩成像方法的可行性.与传统算法相比,此重构算法能够在保留图像细节的同时实现有效重构.

关键词:遥感成像; 压缩感知; 多通道复用; 非局部相似度

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

A multi-channel multiplexing compressive remote sensing approach based on non-local similarity constraint

ZHAO Ming^{1*}, AN Bo-Wen¹, WANG Yun², SUN Sheng-Li²

(1. Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China;

2. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

Abstract: A multi-channel multiplexing compressive sensing imaging approach based on compressive sensing is proposed for physical realizable remote sensing systems. First, multi-masks coded with random binary Bernoulli matrix are explored for different optical channels, and the undersampled data of an image are collected in an exposure time. Next, non-local similarity of spatial remote sensing images is presented as the regularization term for reconstruction to remove the reconstructed interference caused by local prominent features in remote sensing scene. The experimental results demonstrate the feasibility of this compressive remote sensing imaging. The proposed algorithm can preserve image details and achieve an effective image reconstruction compared with traditional algorithms.

Key words: remote sensing imaging, compressive sensing, non-local mean, multi-channel multiplexing

PACS: 07.05.Pj

引言

近几年,压缩感知理论在医疗成像、信息编码、遥感成像等领域均得到了广泛关注.该理论指出,针对稀疏信号或可压缩信号,能够采用低于奈奎斯特的频率进行欠采样,获取信号同时进行数据压缩.将压缩感知理论应用于遥感成像领域,不再局限于

提高探测器件光敏元和焦平面尺寸,而是通过优化数据采集和处理方法来降低遥感系统成本和能耗,从而提高成像系统的探测效率.

基于压缩感知的成像技术主要包含压缩采样和图像重构两个步骤^[1].采样系统物理可实现性和重构效果是该理论能否应用于成像系统的关键因素.目前成像系统主要针对傅里叶域和空间域信号进行

收稿日期:2014-01-28,修回日期:2014-10-28

Received date: 2014-01-28, revised date: 2014-10-28

基金项目:国家自然科学基金(61302132,61171126);上海市教育发展基金会“晨光计划”(13CG51),上海市重点支撑项目(12250501500),交通部应用基础研究项目(2014329810060),上海海事大学校基金(20130435)

Foundation items: Supported by National Natural Science Foundation of China (61302132, 61171126), Shanghai Educational Development Foundation (13CG51), and Shanghai Key Support Project (12250501500), Ministry of Transportation Applied Basic Research Projects (2014329810060), Science & Technology Program of Shanghai Maritime University (20130435)

作者简介(Biography):赵明(1984-),女,湖北武汉人,博士,讲师,主要研究方向为遥感系统设计与信号处理.

* 通讯作者(Corresponding author);E-mail: zm_cynthia@hotmail.com

压缩采样^[2]. 傅里叶域压缩成像通常应用于医学核磁共振和合成孔径雷达等直接测量频域信号的场合^[3]. 空间域压缩成像原型主要分为单像元分时和多像元并行采样. 由 Baraniuk^[4]等人研制的单像元可见光成像验证装置采用单光敏元接收由数字微镜器件(Digital Micromirror Device: DMD)随机采样信号,利用分时成像来重构一幅图像. 微镜控制的稳定性以及光谱限制是其广泛应用的限制因素. 相对而言,多像元并行采样利用小规模面阵或线列在单位积分时间内采集欠采样数据,该系统噪声带宽低于单像元分时采样^[5]. 压缩重构方法主要包括线性规划、梯度稀疏投影、阈值迭代等研究方向. 其中,正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit: OMP)^[6]、硬阈值迭代算法(Iterative Hard Thresholding: IHT)^[7]等重构性能依赖于观测矩阵或迭代阈值,收敛速度并不理想. 基于梯度投影的重构算法是目前应用最为广泛的重构方式之一,通过全变分(Total Variation: TV)^[8]满足图像稀疏性. 然而针对小尺寸细节较为丰富、局部噪声干扰明显的场景时梯度信息损失较大,无法保证重构精度.

本文结合遥感成像系统的物理可实现性,提出了利用随机二值伯努利分布(Random Binary Bernoulli)掩膜编码的多通道复用压缩采样方法,并给出了凝视型和扫描型系统设计方案. 重构过程利用遥感图像中相似度大的非局部结构具有相近全变分系数的特性,提出了基于非局部相似度约束(Non-local Similarity Constraint: NLSC)的遥感图像压缩重构算法. 实验部分仿真了多通道复用的压缩采样和图像重构过程,实验结果验证了本成像方法的有效性. 与传统压缩重构算法相比,本文提出的 NLSC 算法能够在抑制噪声的同时保留图像细节信息,实现有效重构.

1 基于多通道复用编码的遥感成像系统压缩采样方法

压缩感知框架下系统成像过程可视为将 $N \times M$ 维原始图像 \mathbf{X} 经过 $K \times N$ 维观测矩阵 Φ , 在系统噪声和测量误差干扰下获取 $K \times M$ 维观测图像 \mathbf{Y} .

$$\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{X} + \varepsilon \quad (1)$$

其中 $\Phi \in K \times N$ ($K \leq N$), ε 表示系统可能存在噪声和测

$$\begin{bmatrix} \varphi_{1,1} & \varphi_{1,2} & \cdots & \varphi_{1,m \times m} \\ \varphi_{2,1} & \varphi_{2,2} & \cdots & \varphi_{2,m \times m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \varphi_{l \times l,1} & \varphi_{l \times l,2} & \cdots & \varphi_{l \times l,m \times m} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,n \times n} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,n \times n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m \times m,1} & x_{m \times m,2} & \cdots & x_{m \times m,n \times n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{1,1} & y_{1,2} & \cdots & y_{1,n \times n} \\ y_{2,1} & y_{2,2} & \cdots & y_{2,n \times n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{l \times l,1} & y_{l \times l,2} & \cdots & y_{l \times l,n \times n} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

量误差. 压缩感知理论指出,当原始图像 \mathbf{X} 自身或经稀疏变换 Ψ 后变换域信号 ϑ 满足稀疏性(Ψ^{-1} 表示稀疏逆变换)即:

$$\mathbf{Y} = \Phi \Psi^{-1} \vartheta + \varepsilon, \vartheta = \Psi \mathbf{X} \quad (2)$$

同时观测矩阵 Φ 与稀疏变换 Ψ 之间非连贯不相关,由 $K \times M$ 维观测图像 \mathbf{Y} 通过一阶范数最小化(L1-minimization)问题能够精确重构 $N \times M$ 维原始图像 \mathbf{X} .

$$\min \|\vartheta\|_1, \quad s. t. \quad \mathbf{Y} = \Phi \Psi^{-1} \vartheta \quad (3)$$

文献[9]指出,高斯随机矩阵(Gaussian Random Matrix),随机二值伯努利分布矩阵(Random Binary Bernoulli Matrix),局部傅里叶矩阵(Partial Fourier Matrix)等随机观测矩阵与任意稀疏变换之间均满足 RIP 等精确重构条件. 基于 0~1 贝努利分布的掩膜编码矩阵仅含“0”和“1”两种元素,易于物理掩膜设计,入射至光学掩膜的每一光强分量有两种处理方式:“1”代表使该分量透射进入探测光敏元;“0”代表是该分量无法被探测光敏元接收^[10].

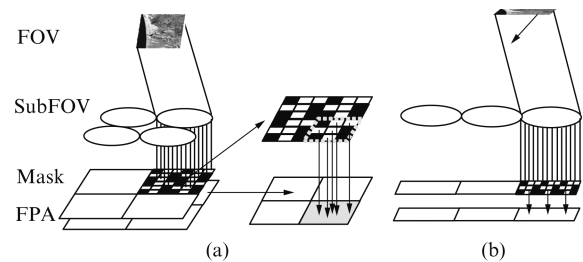


图1 基于固定掩膜编码的压缩采样系统框架(a)凝视型 $m=3, l=2, n=2$, (b)扫描 $m=3, l=2, n=2$

Fig. 1 CS sampling framework based on fixed coded mask, (a) staring system with $m=3, l=2, n=2$, and (b) scanning system with $m=3, l=2, n=2$

以图1凝视型压缩采样过程为例,基于固定掩膜编码的压缩采样系统中 $l \times l$ 组光学通道均对应相同视场(Field of View: FOV),每组视场划分为 $n \times n$ 子视场区域 Sub-FOV,由相应 $n \times n$ 探测光敏元接收透射至对应掩膜矩阵的能量. 相同 Sub-FOV 中每个光敏元均采用 $m \times m$ 的掩膜矩阵对入射分量进行编码. 图1对应参数为 $l=2, m=3, n=2$,该系统实现由 $(l \times l) \times (n \times n)$ 测量值重构 $(m \times m) \times (n \times n)$ 图像,一维方向的采样率(Ratio of Measurement Number: RMN) $\text{RMN} = l/m$.

其中 $\varphi_{p,q} \in \{0,1\}$, 观测矩阵 $\varphi_{p,:}$ 表示第 p 组光学通道对应 $m \times m$ 掩膜编码元素的列拉直向量; 原始图像矩阵中 $x_{:,q}$ 对应第 q 个探测光敏元; 观测图像矩阵中 $y_{p,:}$ 表示第 p 组光学通道采集像素值的列拉直分量, 各压缩欠采样像素 $y_{p,q}$ 由式(5)给出:

$$y_{p,q} = \sum_{i=1}^{m \times m} \varphi_{p,i} x_{i,q} \quad (5)$$

对于遥感系统而言, 多通道复用成像技术在光学调制领域已有成熟应用. 基于多通道复用的压缩采样, 实质是利用不同通道的随机掩膜获取相同视场的欠采样压缩信号. 这种方式基于现有探测器件, 能够在单位积分时间内采集重构高分辨率遥感图像所需的观测值, 通过压缩重构方式获取高分辨率图像.

2 基于非局部相似约束的压缩重构方法

图像压缩重构中信号稀疏性是重构高分辨率图像的重要前提. 不同于医学、天文等影像, 遥感图像空间域内通常不具备压缩重构的稀疏先验条件^[9], 常规思路是采用空间域 TV 总变分梯度作为稀疏变换, 即 $\vartheta(\mathbf{X}) = \|\mathbf{X}\|_{\text{TV}}$, 以 TV 范数和反向投影最小化进行图像重构. 这种方法在压缩重构边界明显、分段光滑的图像区域时具有较好效果.

$$\min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{Y} - \Phi \mathbf{X}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{X}\|_{\text{TV}},$$

$$\|\mathbf{X}\|_{\text{TV}} = \sum_{i,j} \sqrt{(\nabla x_{ij})^2 + (\nabla y_{ij})^2} \quad (6)$$

然而由于遥感远距离成像场景中普遍存在大量相似结构, 小尺寸细节较多^[11,12], 噪声点以及地物局部突出特征的 TV 变分系数不能保证在有界范围内, 将导致图像梯度信息在正则化迭代过程中丢失, 甚至无法收敛. 基于同一场景下相似度大的非局部结构具有相近 TV 变分系数的假设, 本文采用非局部相似度^[13]的二次约束 $\text{Con}(\mathbf{X})$ 来衡量图像空域内不同区域相似度, 即

$$\text{Con}(\mathbf{X}) = \min \sum_{i=1}^{M \times N} \left\| \vartheta_i - \sum_j \omega_{ij}^N \cdot \vartheta_j \right\|_2^2 \quad (7)$$

其中 $\omega_{ij}^N = \exp\left\{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{h_N^2}\right\}$ 表示像素点 x_i 和 x_j 之间的相似权值, 描述像素空间域的相似性. h_N^2 是非局部相似度因子, 本文采用经验值 $h_N^2 = 0.05$. 当 x_i 无限接近 x_j 时, 非局部相似度权值 $\omega_{ij}^N = 1$, 等效于像素点 x_i 和 x_j 之间的 TV 变分系数 $\vartheta_i = \vartheta_j$. 非局部相似度约束 $\text{Con}(\mathbf{X})$ 的矩阵形式如下:

$$\sum_{i=1}^{M \times N} \left\| \vartheta_i - \sum_j \omega_{ij}^N \cdot \vartheta_j \right\|_2^2 = \|\mathbf{J} - \mathbf{J}\omega\|_2^2 = \text{Tr}(\mathbf{J}(\mathbf{I} - \omega)(\mathbf{I} - \omega)^T \mathbf{J}^T) \quad (8)$$

其中 \mathbf{J} 和 ω 分别是 TV 变分系数 ϑ 和相似权值系数 ω_{ij}^N 的矩阵形式; $\text{Tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹; $(\cdot)^T$ 表示矩阵的转置.

将重构问题转换为非局部相似度约束下的 TV 范数最小化问题, 优化模型表述如下:

$$\mathbf{F}(\hat{\mathbf{X}}) = \min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{Y} - \Phi \mathbf{X}\|_2^2 + \lambda \mathbf{J} + \gamma \text{Tr}(\mathbf{J}(\mathbf{I} - \omega)(\mathbf{I} - \omega)^T \mathbf{J}^T) \quad (9)$$

λ 和 γ 均为正则化因子, 主要平衡重构过程中 TV 范数和非局部相似度正则化权值. 本文均取值为 0.5. 借鉴梯度下降法 (gradient descent)^[14-16] 的思想对式(9)进行迭代求解, $\hat{\mathbf{X}}^{k+1}$ 表示第 $k+1$ 次迭代重构的图像:

$$\hat{\mathbf{X}}^{k+1} = \hat{\mathbf{X}}^k - \mu \nabla \mathbf{F}(\hat{\mathbf{X}}^k) \quad (10)$$

$$\nabla \mathbf{F}(\hat{\mathbf{X}}) = 2\Phi^T(\mathbf{Y} - \Phi \hat{\mathbf{X}}) + \lambda \nabla \mathbf{J} + \gamma \mathbf{J}(\mathbf{M} + \mathbf{M}^T) \quad (11)$$

其中 $\mathbf{M} = (\mathbf{I} - \omega)(\mathbf{I} - \omega)^T$, 初始迭代值 $\hat{\mathbf{X}}^0 = \mathbf{0}$, μ 表示迭代步长. 由于单一水平或垂直方向的梯度收敛性高于全变分方式, 将 TV 全变分拆分为水平 $d_{i,j}^h$ 和垂直 $d_{i,j}^v$ 两个梯度方向加速收敛, 即

$$\nabla \mathbf{J}(i,j) = \frac{d_{i,j}^h + d_{i,j}^v}{\sqrt{(d_{i,j}^h)^2 + (d_{i,j}^v)^2}} - \frac{d_{i-1,j}^v}{\sqrt{(d_{i-1,j}^h)^2 + (d_{i-1,j}^v)^2}} - \frac{d_{i,j}^h}{\sqrt{(d_{i,j-1}^h)^2 + (d_{i,j-1}^v)^2}} \quad (12)$$

其中 $d_{i,j}^h(x) = x_{i,j} - x_{i,j+1}$, $d_{i,j}^v(x) = x_{i,j} - x_{i+1,j}$; i, j 代表像素所在行和列.

3 仿真实验对比与分析

实验部分验证多通道复用的压缩成像方法和性能, 通过一系列仿真实验对比不同采样参数的效果, 将 NLSC 与 OMP、IHT 和全变分范数最小化 (L1-Total Variation; L1TV)^[8] 三类常用算法进行性能比较. 为了客观评价算法效果, 实验部分采用均方根误差 RE 和峰值信噪比 PSNR 指标作定量分析, RE 从图像整体上衡量重构图像与原始图像差异, 而 PSNR 反映重构图像对噪声的抑制能力.

$$\text{RE} = \frac{\|\mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}}\|_2^2}{\|\mathbf{X}\|_2^2}$$

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left[\frac{(2^8 - 1)^2}{\|\mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}}\|_2^2} \right]. \quad (13)$$

3.1 多通道复用的压缩采样实验

根据文中第 1 节的描述来仿真多通道复用压缩成像过程. 图 2 是基于 Bernoulli 观测矩阵设计的压缩采样矩阵和光学掩膜, 对应参数分别为 $m = 8, l = 4, n = 32$. 首先随机产生大小为 $(l \times l, m \times m)$ 的二值 Bernoulli 观测矩阵, 如图 2(a) 所示. 观测矩阵的每一行分别对应 $l \times l$ 各光学通道掩膜, 每组光学通道由 $m \times m$ 掩膜矩阵编码, 通过 $n \times n$ 的探测光敏元接收. 系统整体掩膜设计如图 2(b) 所示, 该系统由 $(l \times l) \times (n \times n)$ 焦平面光敏元采集压缩数据, 实现 256×256 图像数据重构, 一维采样率 $\text{RMN} = 50\%$.

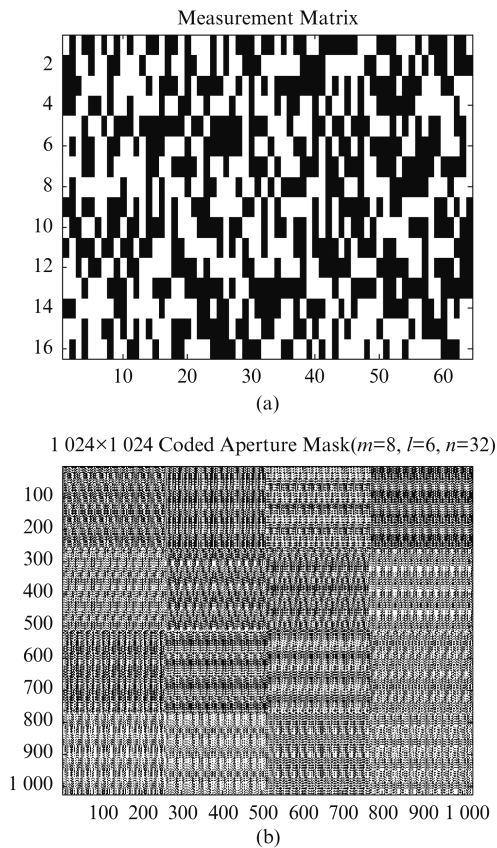


图 2 $m = 8, l = 4, n = 32$ 时多通道复用的压缩采样矩阵和掩膜设计 (a) 16×64 Bernoulli 观测矩阵, (b) 1024×1024 固定编码掩膜
Fig. 2 Multi-channel multiplexing compressive sampling matrix and mask design with $m = 8, l = 4, n = 32$, (a) 16×64 Bernoulli observation matrix, and (b) 1024×1024 fix coded mask

上述系统压缩采样和重构效果如图 3 所示. 图 3(b) 是 16 组光学通道采集的 32×32 大小的欠采

样图像. 本文提出的 NLSC 算法重构效果如图 3(d) 所示, 重构迭代次数设置为稀疏度的 $1/4$, 重构误差为 0.037. 为了验证系统不同参数下的重构效果, 采用 20 幅真实遥感图像重构统计 PSNR 均值. 固定探测光敏元 $n = 32$, 单光敏元对应掩膜尺寸分别为 $m = 4, 6, 8, 10$ 的情况下, 重构性能随光学通道参数 l 的变化关系如表 1 所示. 表 1 列出一维采样率 $l/m \leq 1$ 的 PSNR 值, 当掩膜编码尺寸相同时, 光学通道数 l 递增, 等效于增大采样数据量, PSNR 随之提高, 但相应加大了光学设计难度和成本. 光学通道数 l 一定的情况下, m 增大意味着重构图像尺寸增大, 重构图像的 PSNR 相应递减.

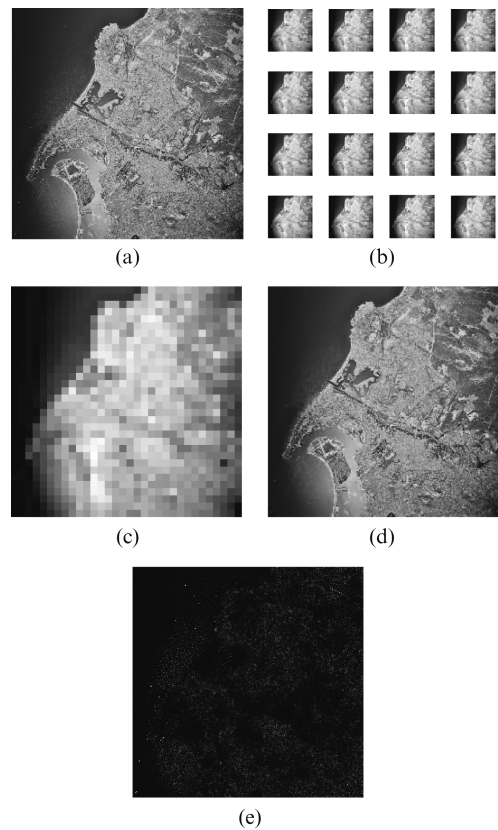


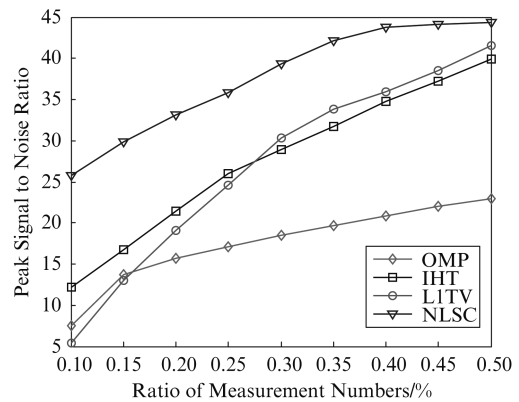
图 3 $m = 8, l = 4, n = 32$ 时多通道复用的压缩重构效果 (a) 256×256 原始遥感图像, (b) 16 组光学通道随机欠采样图像, (c) 第 3 通道随机欠采样放大图, (d) NLSC 重构图像, (e) 原始与重构差值图像
Fig. 3 Multi-channel multiplexing compressive reconstruction with $m = 8, l = 4, n = 32$. (a) 256×256 original remote sensing image, (b) random undersampled images by 16 sets optical channels, (c) enlarged image undersampled by the third set, (d) NLSC reconstructed image, and (e) the difference between the original image and reconstructed image

表 1 PSNR 随一维光学通道数 l 和一维掩膜 m 的平均变化情况

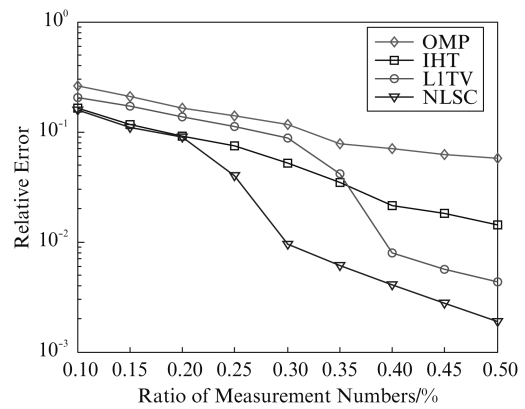
| PSNR | $l=1$ | $l=2$ | $l=3$ | $l=4$ | $l=5$ | $l=6$ | $l=7$ | $l=8$ |
|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $m=4$ | 21.55 | 23.16 | 26.07 | 35.94 | — | — | — | — |
| $m=6$ | 20.32 | 21.51 | 21.98 | 23.70 | 27.89 | 38.94 | — | — |
| $m=8$ | 18.74 | 19.57 | 20.82 | 21.49 | 22.63 | 27.11 | 31.03 | 40.17 |
| $m=10$ | 16.91 | 17.89 | 19.03 | 20.34 | 20.90 | 25.35 | 29.86 | 37.92 |

3.2 压缩重构效果实验

针对上述 20 幅真实遥感图像,采用 NLSC 和 OMP、IHT 和 LITV 三种算法进行重构对比实验.将原始图像由多通道复用压缩成像系统进行压缩采样,通过不同的 l/m 比值设置一维方向采样率 $RMN = \{10\%, 15\%, 20\%, \dots, 50\%\}$,上述算法迭代次数均设置为稀疏度的 $1/4$. OMP 和 IHT 均采用小波变换作为稀疏约束.实验结果如图 4 所示,四种算法随着压缩采样率增加 RE 均逐渐减小,PSNR 逐步提高.本文提出的 NLSC 算法重构效果明显优于 OMP 算法,当压缩采样率大于 40% 时重构性能趋于平稳.图 5 是在 $RMN = 30\%$ 时四种算法重构图像.从视觉效果方面看,OMP 重构图像存在明显的块效应,重构效果最差,所需采样数据较多;IHT 通过小波阈值截断迭代,造成阈值外的部分高频信息丢失,因此重构图像较为模糊;LITV 重构图像局部存在随机噪声,噪声像素对应较大的 TV 变分系数在重构过程中被保留.本文提出算法的清晰度较高,与 LITV 相比 PSNR 由 25.90 提高到 33.86,RE 降低了 0.032.



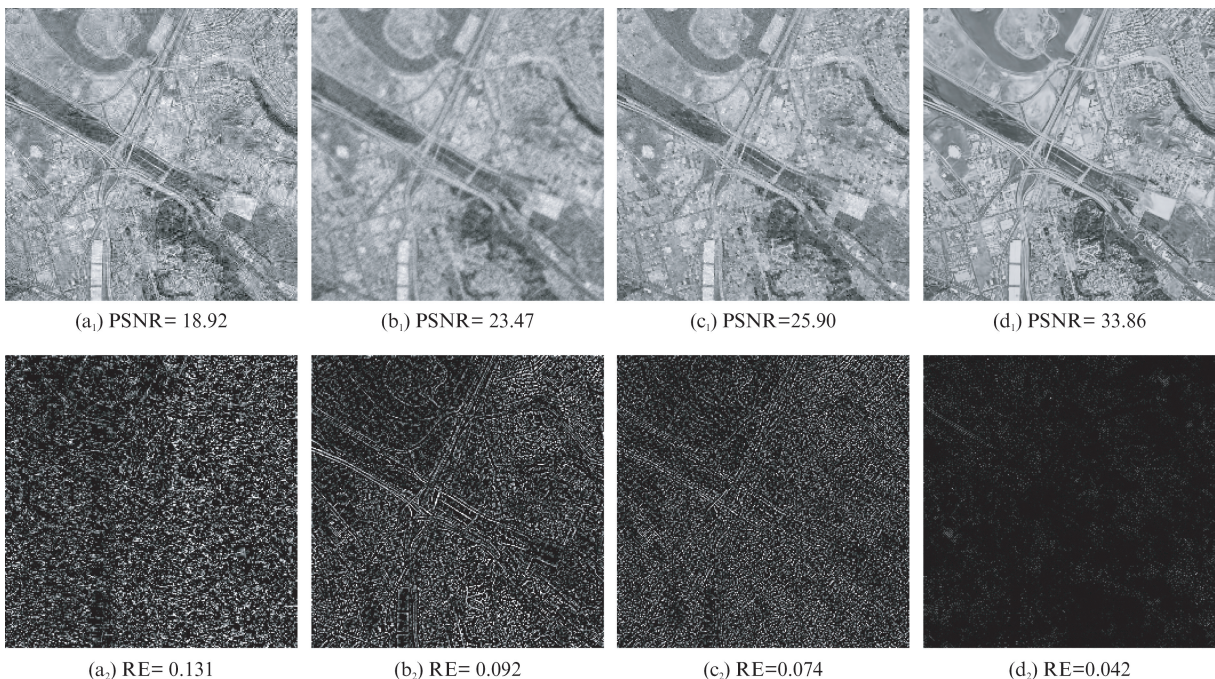
(a)



(b)

图 4 不同压缩采样率下四种算法的重构性能 (a) PSNR 随 RMN 变化情况, (b) RE 随 RMN 变化情况

Fig. 4 Performance of four reconstructed algorithms with different RMN, (a) RE-RMN, and (b) PSNR-RMN



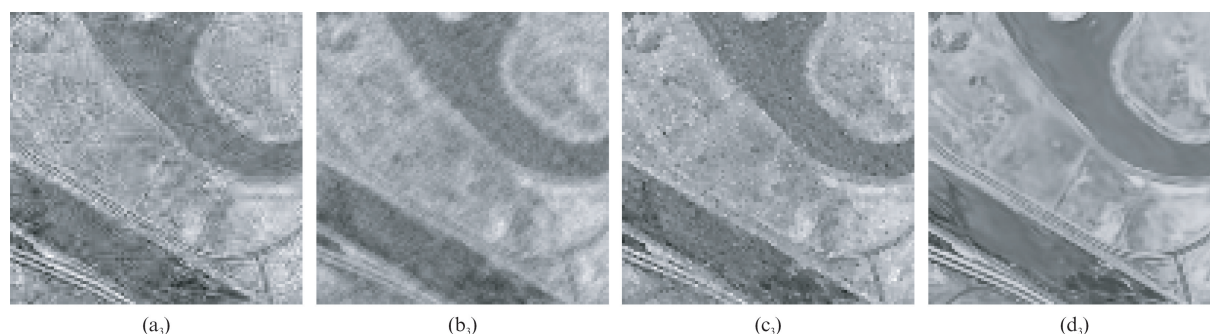


图5 四种算法的压缩重构效果(a) OMP, (b) IHT, (c) L1TV, (d) NLSC, 下标“1”: 重构图像, 下标“2”原始与重构差值图像, 下标“3”重构局部放大图像

Fig. 5 Compressive reconstruction results of the four algorithms, (a) OMP, (b) IHT, (c) L1TV, and (d) NLSC. Subscript “1”: reconstructed images, Subscript “2”: difference between original image and reconstructed image, Subscript “3”: enlarged reconstructed images.

4 结论

将压缩感知理论应用于遥感成像系统, 通过多通道复用技术对同一视场进行 $0 \sim 1$ 随机伯努利压缩编码. 在此压缩采样框架下, 本文基于遥感成像场景相似结构的特性, 提出了非局部相似度约束的重构方法, 来解决 TV 范数最小化的重构方法易受遥感图像局部突出特征干扰的问题. 实验结果表明了本文提出的压缩成像方法的可行性, 并且压缩重构图像在视觉效果及定量指标分析上均优于传统算法.

References

- [1] Ma J. Single-pixel remote sensing[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, **6**(2): 199–203.
- [2] Yang Yang, Liu Zhe, Zhang Meng. A new undersampling image reconstruction method based on total variation model [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (杨扬, 刘哲, 张萌. 一种基于全变差模型的欠采样图像重构方法. *红外与毫米波学报*), 2012, **31**(2): 153–158.
- [3] Lustig M, Donoho D, Pauly J M. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2007, **58**(6): 1182–1195.
- [4] Baraniuk R G. Single-pixel imaging via compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(2): 83–91.
- [5] Neifeld M A, Ke J. Optical architectures for compressive imaging[J]. *Applied Optics*, 2007, **46**(22): 5293–5303.
- [6] Tropp J and Gilbert A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, **53**(12): 4655–4666.
- [7] Blumensath T, Davies M. Iterative hard thresholding for compressed sensing [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2009, **27**(3): 265–274.
- [8] Wang Y, Yang J, Yin W, *et al.* A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2008, **1**(3): 248–272.
- [9] Ma J, Hussaini M Y. Extensions of compressed imaging: Flying sensor, coded mask, and fast decoding[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2011, **60**(9): 3128–3139.
- [10] Xiao L, Liu K, Han D, *et al.* A compressed sensing approach for enhancing infrared imaging resolution[J]. *Optics & Laser Technology*, 2012, **44**(8): 2354–2360.
- [11] Zhao Ming, An Bo-wen, Wang Tian-zhen, *et al.* A graph matching algorithm based on filtering strategy of Bi-directional K-Nearest-Neighbors[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (赵明, 安博文, 王天真, 等. 基于双向邻域过滤策略的图形匹配类遥感图像配准算法. *红外与毫米波学报*), 2014, **33**(1): 78–89.
- [12] Zhao M, An B., Wu Y, *et al.* Bi-SOGC: A graph matching approach based on bilateral KNN Spatial Orders around geometric centers for remote sensing image registration[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, **10**(6): 1429–1433.
- [13] Zhang H, Yang J, Zhang Y, *et al.* Non-local kernel regression for image and video restoration[M]. *Computer Vision-ECCV 2010*. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 566–579.
- [14] Wu Y, Wang M, Xiao C, *et al.* Linear precoding for MIMO broadcast Channels with finite-alphabet constraints [J]. *IEEE Transaction on Wireless Communication*, 2012, **11**(8): 2906–2920.
- [15] Zhao Ming, An Bo-wen, Lin Chang-qing, *et al.* Stripe nonuniformity correction algorithm based on steering kernel fitting for single infrared images [J]. *Infrared and Laser Engineering* (赵明, 安博文, 林长青, 等. 基于转向核的单帧红外条纹非均匀性拟合校正算法. *红外与激光工程*), 2014, **43**(3): 766–771.
- [16] Wu Y, Xiao C, Ding Z, *et al.* Linear Precoding for finite alphabet signaling over MIMOME wiretap channel [J]. *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, 2012, **61**(6): 2599–2612.