

基于压缩感知在线稀疏的红外视频遥感凝视成像

黎胜亮¹, 刘 昆¹, 张 峰¹, 肖龙龙², 韩大鹏¹

(1. 国防科技大学航天科学与工程学院, 湖南长沙 410073; 2. 装备学院航天指挥系, 北京 101416)

摘 要: 压缩感知理论是一种新兴的数字信号处理方法, 在红外遥感视频成像中有很好的应用前景. 为了提高红外视频遥感成像的效果, 提出了基于压缩感知在线稀疏的红外遥感视频凝视成像方法. 介绍了该方法的视频图像分块压缩采样策略, 视频图像在线稀疏方法, 以及视频图像重构方法. 重点研究了有运动目标的红外遥感图像在线稀疏表示方法, 提出了迭进分块训练样本的设计方法和累积冗余字典构造方法. 通过数值计算可以看出, 该方法提高了遥感红外图像的重构效果.

关键词: 压缩感知; 凝视成像; 在线稀疏

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2015)03-0518-05

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

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.03.016

Infrared Remote Sensing Video Staring Imagery Based on Compressed Sensing Online Sparse

LI Sheng-liang¹, LIU Kun¹, ZHANG Feng¹, XIAO Long-long², HAN Da-peng¹

(1. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China; 2. College of Aerospace Command, Equipment Academy, Beijing 101416, China)

Abstract: Compressed sensing (CS), which captures and represents compressible signals at a sampling rate significantly below the Nyquist rate, serves as a new framework for signal sampling and reconstruction based on signal sparsity or compressibility. CS has a good application prospect in remote sensing imagery. In order to improve the efficiency of infrared remote sensing video, the infrared remote sensing video staring imagery based on compressed sensing online sparse is proposed. We introduce the block compression sampling strategy for video, and present the online sparse method and video reconstruction method. The online sparse approach for the motion objects in video is focused on. The iterative block training samples and the accumulation redundant dictionary is designed. Experimental results are presented to show that the infrared remote sensing video reconstruction effect is improved by this method.

Key words: compressed sensing; staring imagery; online sparse

1 引言

红外遥感凝视成像是利用航天器上的红外视频相机对准某一成像区域进行连续成像, 获取该地区的序列红外图像. 该成像方法具有全天候、全天时、连续的成像能力^[1,2]. 但是, 目前广泛采用的非制冷型红外探测器焦平面阵列较小, 分辨率很难满足航天遥感成像的精度要求. 受材料和工艺限制, 通过物理方法很难减小像素尺寸.

压缩感知理论的出现, 为提高遥感红外成像分辨率提供了新的解决途径^[3-5]. 在文献^[6,7]中, 作者率先将

压缩感知理论应用到遥感成像领域, 文献^[8]在上述工作基础上考虑了遥感成像的帧间冗余信息, 在遥感成像的压缩测量矩阵设计和重构过程中提出了新的解决方法, 提高了压缩感知遥感成像的速度. 本文则从遥感图像稀疏表示的角度研究了压缩感知遥感成像的新方法.

压缩感知的最新理论研究表明, 图像的稀疏表示是图像重构的前提, 图像表示越稀疏, 图像重构质量越好. 图像的稀疏表示大概经历了四个阶段: 从傅里叶变换到小波变换再到后来兴起的多尺度几何分析^[9], 直到过完备冗余字典表示. 过完备冗余字典的形式可以实现图像的自适应稀疏表示^[10]. 基于样本数据的过完备冗余字典

典利用了被表示图像的信息,设计出的字典对图像有更好的稀疏表示性能.但这需要知道图像的先验信息作为训练样本.在遥感成像中,很难获取拍摄区域图像的先验信息,这对传统的基于样本数据的冗余字典构造提出了挑战.

针对该问题,文章提出了基于压缩感知在线稀疏的红外视频遥感凝视成像方法.该方法利用凝视成像的特点,在线训练初始字典,重构后续图像.从理论上分析,静态场景视频图像的各帧图像之间变化很小,利用前一帧图像训练的字典可以较好的反应后一帧图像的特征量.但是,对于运动场景的视频图像则不满足上述条件.针对该问题,提出了迭进分块训练样本学习的分块累积冗余字典构造方法.该方法从图像分块压缩重构中得到启发,对训练样本进行迭进分块,组成训练样本集合,用集合中的训练样本分别训练初始字典,将训练后的字典构成一个组合冗余字典.然后利用组合冗余字典对分块压缩采样的遥感数据进行在线重构.

通过数值计算,基于压缩感知在线稀疏的红外视频遥感凝视成像方法不仅可以有效重构动态场景的视频图像,而且比传统的基于压缩感知的遥感成像峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)提高了 2dB 左右.这在当前物理方法很难减小像素尺寸的情况下,为提高遥感红外视频成像效果提供了新的解决途径,并且该方法大量计算任务在地面站完成,减轻了星上处理器的负担.

2 压缩感知理论回顾

CS 理论利用信号的稀疏性,以远低于 Nyquist 采样率对信号进行的测量编码.测量值是从高维到低维的投影值,然后利用投影值通过优化重构算法在概率意义上实现信号的精确重构或者一定误差下的近似重构.对于 N 维原信号 f 在某一稀疏基 Ψ 下表示 $f = \Psi \cdot x$, 如果 x 只有 K ($K \ll N$) 个较大非零元素,则称 x 为 f 的 K 稀疏表示.用测量矩阵 Φ ($M \ll N$ 维)对 f 进行观测 ($M \ll N$),就可得到原信号的压缩采样为:

$$y = \Phi \times f = \Phi \times \Psi \times x = \Theta \times x \quad (1)$$

式中, y 为 M 维测量数据, Φ 为 $K \times N$ 维测量矩阵, Ψ 为稀疏基, Θ 为测量矩阵和稀疏基组成的复合矩阵,称之为感知矩阵.为了保证信号的精确重构,要求感知矩阵 Θ 满足有限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP),即对于任意 K 稀疏信号 x 和常数 $\delta_k \in (0, 1)$, 矩阵 Θ 满足:

$$1 - \delta_k \leq \frac{\|\Theta x\|_2}{\|x\|_2} \leq 1 + \delta_k \quad (2)$$

压缩感知的重构模型可描述为:

$$\hat{x} = \min \|x\|_0 \quad (3)$$

$$\text{s.t. } y = \Phi \cdot f = \Phi \cdot \Psi \cdot x = \Theta \cdot x$$

从而可从 M 个随机测量数据中恢复稀疏系数 x , 进而重构出原始信号 f .目前,图像重构的算法有两类:一类是基于 l_1 范数最小值的凸优化算法;一类是贪婪算法.凸优化算法的重构性能较好,但它的计算量较大,难以应对大规模信号恢复;贪婪算法虽然重构速度较快,但是在信号重构质量上还有待提高.

3 红外视频遥感成像方法

3.1 基于压缩感知的遥感成像

遥感视频成像必然产生庞大的数据量,给星上数据存储处理和遥感传输带来巨大的压力.为了减轻星上的数据存储和处理压力,一些学者提出了基于压缩感知的遥感成像方法.它的优点是直接对图像数据压缩采样可减轻星上的数据存储和处理的压力,但图像重构效果受到图像稀疏度的影响,研究表明,图像在稀疏基或稀疏字典上的投影越稀疏,图像的重构效果越好.基于样本数据的冗余字典对具有样本同类特征的图像有很好的稀疏表示效果.但传统的遥感成像无法获取拍摄区域图像的训练样本,这对构造基于样本数据的过完备冗余字典提出了挑战.

3.2 基于压缩感知在线稀疏的遥感视频凝视成像

凝视成像指在卫星相对于目标的过顶时间窗口内,通过卫星姿态调整,将观察目标始终置于卫星视频相机的视场中心,以获取该成像区域内的序列图像,如图 1 所示.凝视成像拍摄的序列图像各帧之间信息冗余度高,为各种图像处理技术提供了丰富的图像信息.

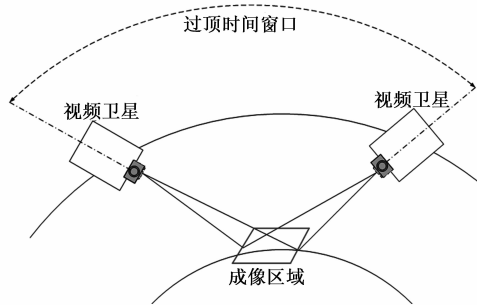


图1 凝视成像

利用凝视成像的冗余信息,文章提出了一种基于压缩感知在线稀疏的遥感视频成像方法,如图 2 所示.该方法通过卫星凝视成像获取某一区域的序列图像,在卫星上完成图像的压缩采样,遥感传输到地面站.利用初始字典重构第一帧图像,然后利用重构的图像在线训练初始字典,用于后续的图像重构.该方法充分利用了凝视成像序列图像的冗余性,在线训练的字典充分反映了图像的特征量,图像在训练字典上的投影有

更好的稀疏性.

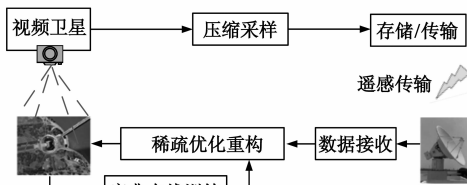


图2 基于压缩感知在线稀疏的遥感成像

4 分块稀疏重构的成像系统

基于压缩感知在线稀疏的遥感视频成像方法在实际应用中面临两个问题:一是高分辨率大阵面的图像在重构和训练过程中计算量过大,二是运动场景的变化使得学习字典对后续图像的稀疏表示相对滞后,特别是视频图像中有高速移动的目标,这种变化所带来的影响就更大.针对该问题,文章设计了一个分块稀疏重构的成像系统.该系统由三个主要部分构成:视频图像分块压缩测量,视频图像在线稀疏表示以及视频图像在线重构.

4.1 视频图像分块压缩测量

高分辨率大阵面的图像在重构过程中计算量大,文章采用分块压缩测量策略.文章采用基于焦平面编码的压缩测量方法.该方法利用编码孔径掩膜将每一探测器像元细分为 $i \times i$ 个“伪像素”.掩膜上的像素值设计为(0,1)二值,分别表示不透光和透光,图像分辨率不再由探测器阵列和像元大小所决定,而是由编码方式和“伪像素”大小决定.对于 $N \times N$ 的探测器,其“伪像素”可变为 $(i \times n) \times (i \times n)$.由于“伪像素”尺寸小于探测器像元,因此可以提高成像系统的分辨率.在分块压缩测量过程中,文章设计训练样本的维数大小相同的掩膜块 Φ ,采样策略如图3所示:

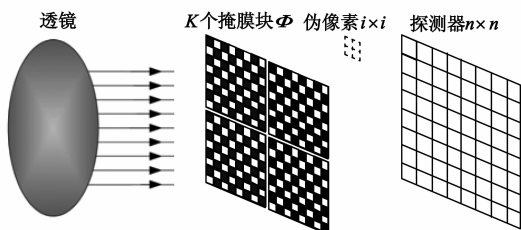


图3 分块压缩测量策略

每个掩膜块压缩采样的测量值为:

$$y_i = \Phi \cdot f_i \quad (4)$$

得到压缩采样数据集合:

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_K\} \quad (5)$$

其中 $K = (n \times n) / (m \times m)$,表示压缩采样图像块数, m 表示图像块大小.

4.2 视频图像在线稀疏表示

遥感视频图像的在线稀疏表示是指用已重构的图像作为训练样本,训练初始冗余字典,以使后续图像有更好的稀疏表示与重构效果.但是,运动目标的移动使得各帧图像之间的特征量发生了变化,为了使后续图像在在线学习的字典上的投影有更好的稀疏性,文章提出了分块累积冗余字典构造方法.

4.2.1 红外图像运动场景特性

分析遥感视频凝视成像运动场景的图像特征,发现遥感视频凝视成像的图像的背景没有变化,变化的只是背景中的运动目标,而这些目标主要是在同一背景下的运动可以看作是运动目标对某一背景图像的覆盖.

令第 n 帧图像在像素点 (x, y) 处的光强密度为 $I_n(x, y)$,在同一像素点位置,第 $n+1$ 帧图像的背景光子强度为:

$$B_{(x,y)} = \begin{cases} \alpha B_n(x, y) + I_n(x, y) & \text{(如果}(x, y)\text{不移动)} \\ B_n(x, y) & \text{(如果}(x, y)\text{移动)} \end{cases} \quad (6)$$

图像中运动目标的移动,相当于图像中某一毗连的像素点整块移动,如果通过图像分块,只要将运动目标作为一个整体模块,该分块图像可以很好的保留运动目标的图像特征.

4.2.2 迭进分块训练样本

图像中的运动目标往往不是规则的图像方块,其运动轨迹也不可预知.为了使选取得训练样本能全面的反映运动图像的特征量,分块的训练样本采取逐行逐列的迭进选取办法,如图4所示.

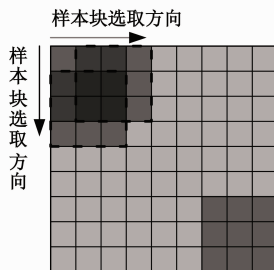


图4 迭进分块训练样本

运动目标的图像块的大小由两帧相邻图像间的相关性确定.像素点的相似性可以通过两帧图像之间像素点的欧式空间距离来描述,对于像素点 N_i 和 N_j 之间的欧式空间距离为:

$$d(i, j) = \|y(N_i) - y(N_j)\| \quad (7)$$

其中 N_i 和 N_j 表示像素点的位置, $y(N_i) = \{y(k), k \in N_i\}$ 表示第 N_i 个像素点的像素值.我们定义两像素点之间的相似度为:

$$\text{sim}(N_i, N_j) = e^{-d(i,j)/c} \quad (8)$$

其中, c 是一个常数集合, 从相似度的定义看, 相似度越高, 像素点之间的相似性越好. 根据像素点的相似度, 确定运动目标图像块的大小, 只要训练样本块的像素大小大于运动目标的图像块大小即可.

对于一个 $n \times n$ 的图像, 训练样本的图像块大小为 $M \times N$, 则训练样本的块数为 $(n - m + 1)^2$, 令 $Q = (n - m + 1)^2$, 将这些训练样本块组成一个训练样本集合 $S \in R^{m \times Q}$, 描述为:

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_Q\} \quad (9)$$

该集合的索引为 ω :

$$\omega = \{i \mid 1 \leq i \leq Q\} \quad (10)$$

如果将运动场景图像中的运动目标移动看作是分块图像移动的结果, 则该分块图像在训练集合 S 中总能找到一个与之图像特征相似的训练样本 s_i .

4.2.3 分块累积冗余字典构造方法

从第 j 帧重构的图像分块后的训练样本集合 S_j 中的各个样本 s_j^i 分别训练初始字典 Ψ_0 , 得到学习字典 Ψ_j^i , 将训练后的学习字典组合成一个冗余字典, 如果初始字典 Ψ_0 是一个 $n \times n$ 的矩阵, 则冗余字典为:

$$\Psi_j = [\Psi_j^1, \Psi_j^2, \dots, \Psi_j^N] \quad (11)$$

冗余字典对下一帧图像的每个分块图像都会有很好的稀疏表示性能. 令稀疏系数矩阵为 \mathbf{x}_i , 分块图像表示误差为 $\mathbf{e}_i = s_i - \Psi \cdot \mathbf{x}_i$, 则全局表示误差可写为

$$\|\mathbf{E}\|_p = \|\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_N\|_p = \sum_{i=1}^N \|\mathbf{s}_i - \Psi \cdot \mathbf{x}_i\|_p \quad (12)$$

其中, $\|\cdot\|_p$ 为矩阵的 p -范数, 定义为 $\|\mathbf{A}\|_p = \sqrt[p]{\sum_{ij} \mathbf{A}_{ij}^p}$, $0 \leq p \leq 1$

在线训练字典就是利用训练样本, 通过字典学习方法使图像的 p -范数最小, 使得图像在学习字典上的投影稀疏性更好. 文章采用 K-SVD 方法对冗余字典 Ψ_j 逐个更新.

4.3 视频图像在线重构

重构算法作为压缩感知理论的核心之一, 是压缩感知理论得以实现的保证. 文章利用分块压缩采样的数据和训练的累积冗余字典, 通过凸优化算法分块重构图像, 凸优化算法是讲重构问题转变为最小的 l_1 范数凸优化问题, 在求解约束优化问题时, 将约束条件转换为惩罚项, 把稀疏问题归结为带约束二次规划 (BSQP) 问题,

$$\mathbf{x}_i = \arg \min \|\Phi \cdot \Psi_{i-1} \cdot \mathbf{x}_i - \mathbf{y}_i\|_2 + \lambda \|\mathbf{x}_i\|_1 \quad (13)$$

其中, i 表示帧频序列, 如果考虑到视频各帧图像之间的变化, 重构模型为:

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i \\ \Delta \mathbf{x}_i \end{bmatrix} = \\ & \arg \min_{\mathbf{x}_i, \Delta \mathbf{x}_i} \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{y}_i \\ \mathbf{y}_{i+1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \Phi & 0 \\ 0 & \Phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Psi_{i-1} & 0 \\ \Psi_i & \Psi_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i \\ \Delta \mathbf{x}_i \end{bmatrix} \right\|_2^2 \\ & \quad + \tau_1 \|\mathbf{x}_i\|_1 + \tau_2 \|\Delta \mathbf{x}_i\|_1 \\ & \text{s.t.} \quad \Psi \mathbf{x}_i \geq 0 \quad \Psi(\mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}_i) \geq 0 \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $\Delta \mathbf{x}_i$ 表示第 i 帧图像与第 $i-1$ 帧图像之间稀疏系数变化矩阵. 求解该模型即可获得分块重构图像, 将分块重构图像拼接成整幅图像, 用边界插值方法消除块效应, 即获得所需要的遥感图像.

5 数值分析

PSNR 作为评价图像重构误差的指标定义为

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left(\frac{NM}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i,j) - f'(i,j)]^2} \right) \quad (15)$$

其中 $f(i,j)$ 为原始图像, 稀疏重构图像为 $f'(i,j)$, 图像大小为 $M \times N$, 其中 $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$. $f(i,j)$ 和 $f'(i,j)$ 为归一化后的像素值, 其幅度最大值为 1.

图 5 为某一区域凝视成像得到的红外遥感序列图像, 白线框内为某一运动目标, 该运动目标的移动可以看作是白线框内的像素点整体移动.

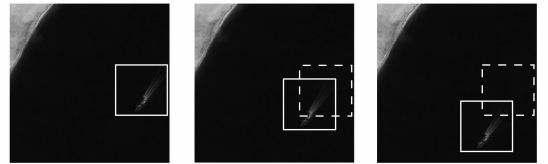


图 5 凝视成像视频图像

选取余弦字典 (DCT) 作为初始字典重构第一帧图像如图 6(a) 所示, 该过程可以看作是传统的基于压缩感知的遥感成像方法. 采用基于压缩感知在线稀疏的红外遥感成像方法重构后续图像, 采用 K-SVD 在线训练字典, 用线性 Bregman 方法重构图像, 第二帧重构图像如图 6(b) 所示, 第 N 帧的重构图像如图 6(c) 所示, 其中 $N = 11$, 重构图像的 PSNR 变化如图 7 所示.

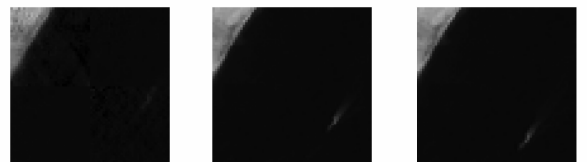


图 6 重构图像

从数值计算的结果看, 在线训练后的冗余字典所

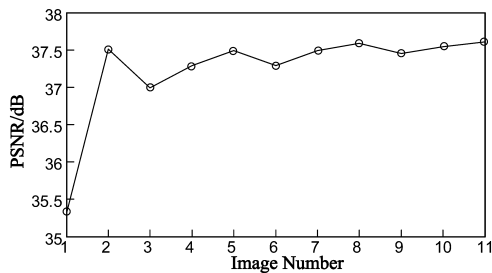


图7 峰值信噪比

重构的图像 PSNR 较之于第一帧重构图像的 PSNR 提高了 2dB 左右. 将第一帧成像过程看作是传统的压缩感知遥感成像过程, 则说明文章提出的基于压缩感知在线稀疏的遥感凝视成像方法比传统的基于压缩感知的遥感成像方法成像效果更好, 而且能有效的重构运动场景的遥感图像.

6 结论

文章利用视频卫星凝视成像的特点, 提出了一种基于压缩感知在线稀疏重构的红外遥感成像方法. 系统的介绍了该方法的视频图像分块压缩采样策略, 视频图像在线稀疏方法, 以及视频图像重构方法. 重点研究了动态场景的视频图像在线稀疏问题, 根据遥感图像运动场景的特性, 提出了迭进分块的样本设计方法和分块累积冗余字典的构造方法. 通过数值计算, 验证了基于压缩感知在线稀疏重构的红外遥感成像方法对动态场景的遥感视频图像重构的有效性. 对比分析了该方法与基于压缩感知的遥感成像方法的成像效果, 基于压缩感知在线稀疏重构的红外遥感成像方法重构效果更好. 这在当前通过物理方法很难减小红外相机像素尺寸的情况下, 提高红外遥感成像效果提供了新的思路. 而且该方法的大量计算均在地面进行, 对星载计算机不会增添额外的负担.

参考文献

- [1] J W Ma, M Y Hussaini. Extensions of compressed imaging: flying sensor, coded mask, and fast decoding[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(9): 3128 – 3139.
- [2] J W Ma. Compressed sensing by iterative thresholding of geometric wavelets: A comparing study[J]. International Journal of Wavelets Multiresolution and Information Processing, 2011, 9(1): 63 – 77.
- [3] D L Donoho. Compressed sensing[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4): 1289 – 1306.
- [4] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 侯彪. 压缩感知回顾与展望[J]. 电子学报, 2011, 39(07): 1651 – 1662.
JIAO Li-cheng, YANG Shu-yuan, LIU Fang, HOU Biao. De-

velopment and Prospect of Compressive Sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(07): 1651 – 1662. (in Chinese)

- [5] 石光明, 刘丹华, 高大化, 刘哲, 林杰, 王良君. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(05): 1070 – 1081.
SHI Guang-ming, LIU Dan-hua, GAO Da-hua, LIU Zhe, LIN Jie, WANG Liang-jun. Advances in theory and application of compressed sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(05): 1070 – 1081. (in Chinese)
- [6] J W Ma. Single-pixel remote sensing[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(2): 199 – 203.
- [7] J W Ma, F-X L Dimet. Deblurring from highly incomplete measurements for remote sensing[J]. IEEE Trans on Geosci. Remote Sens, 2009, 47(3): 792 – 802.
- [8] J Ma. A single-pixel imaging system for remote sensing using two-step iterative curvelet thresholding [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(4): 676 – 680.
- [9] Candes E J, Y C Eldar, D Needell, P Randall. Compressed sensing with coherent and redundant dictionaries[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2011, 31(1): 59 – 73.
- [10] 高磊, 陈曾平. 基于代理函数优化的稀疏性字典学习[J]. 电子学报, 2011, 39(12): 2910 – 2913.
GAO Lei, CHEN Zeng-ping. Sparse dictionary learning based on optimization of surrogate function [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(12): 2910 – 2913. (in Chinese)

作者简介



犁胜亮 男, 1984 年 7 月出生于重庆市云阳, 国防科技大学博士研究生, 主要从事压缩感知遥感成像.

E-mail: lishengliang@163.com



刘 昆 男, 1965 年 2 月出生于湖南韶东, 博士, 国防科技大学教授.

张 峰 男, 1979 年 3 月出生于山东日照, 博士, 国防科技大学讲师.

肖龙龙 男, 1984 年 10 月出生于湖南韶东, 国防科技大学博士, 装备学院讲师.

韩大鹏 男, 1982 年 2 月出生于山东泰安, 博士, 国防科技大学副研究员.