

文章编号 1004-924X(2015)02-0573-09

星图的稀疏表示性能

尹 航*, 宋 新, 闫 野

(国防科技大学 航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:分析了星图在不同表示方法下的稀疏性能,以便将更好的稀疏表示应用于星敏感器压缩成像过程中。采用两种方式对星图的稀疏性进行了分析:第一种方法利用离散余弦变换(DCT)、离散傅里叶变换(DFT)和离散小波变换(DWT)构造完备正交基,考察星图在不同完备基下的稀疏性;第二种方法则是通过选择 DCT 完备基构造超完备字典及训练学习字典来分析星图在不同表示方法下的稀疏性。仿真结果表明,在完备基表示下,星图相比一般场景图像的平均峰值信噪比(PSNR)值高出 15~20 dB,超完备字典和学习字典稀疏表示能够在各稀疏度下进一步提升峰值信噪比(PSNR 值)2~20 dB;对于星点的重构质量,各表示方法在 10%以上稀疏度时基本能够保证星点重构成功率高于 95%。得到的结果证明星图的稀疏性满足压缩成像的要求,其稀疏重构能够在很大程度上保持适用于姿态确定的星点质心位置,从而验证了压缩感知在星敏感器应用中的稀疏前提及可行性。

关键词:恒星图像;稀疏表示;压缩感知;恒星敏感器

中图分类号:V448.22;TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152302.0573

Performance on sparse representation of star images

YIN Hang*, SONG Xin, YAN Ye

(College of Aerospace Science and Engineering, National University of
Defense Technology, Changsha 410073, China)

* Corresponding author, E-mail: yinhang@nudt.edu.cn

Abstract: The sparsity of a star image was explored in different representation approaches to apply better sparse representation to the compressive imaging process of a star tracker. The sparsity of star image was analyzed in two ways. In the first way, the Discrete Cosine Transform (DCT), Discrete Fourier Transform (DFT) and the Discrete Wavelet Transform (DWT) were used to construct complete representation bases and to examine the sparsity of star image in different complete representation bases. In the second way, the DCT complete basis was selected to create the overcomplete dictionary and learning dictionary to analyze the sparsity of the star image in different representation approaches. The simulation result shows that the average Peak Signal to Noise Ratio(PSNR) of the star image is 15–20 dB higher than that of the common scene image by complete based representation, while the overcomplete dictionary and learning dictionary based representations improve the PSNR by 2–20 dB with different sparsities. Regarding the quality of star point reconstruction, the rate of successful reconstruction is mostly higher than 95% when the sparsity is more than 10% in different rep-

收稿日期:2014-09-28;修订日期:2014-11-11.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61401487)

resentation approaches. The results verify that the star image has the preferable sparsity and meets the requirement of compressive imaging. The reconstruction of the star image maintains the position of star centroid position suitable for attitude determination to a large extent, which verifies the sparse precondition and feasibility for applying the compressive sensing in star trackers.

Key words: star image; sparse representation; compressive sensing; star tracker

1 引言

随着航天技术的发展,航天器对姿态测量与控制精度的要求越来越高。作为目前航天器绝对姿态测量精度最高的传感器,星敏传感器依靠精度高、绝对测量、无误差累积等优势得到广泛应用,已成为航天器中基本的导航定姿装置^[1]。目前星敏传感器主要向着大视场、高精度和高动态方向发展。按照传统的采样方法,大视场高精度星敏传感器需要较高的像素分辨率,而高分辨率带来的高数据率会给模-数转换、数据存储与处理造成巨大的压力。有研究表明,高精度星敏传感器面临着数据量过大、处理速度不足的问题,从而较大程度地限制了其效能及应用^[2]。

压缩感知^[3-4](或称压缩传感)是近年来国际上出现的一种新型信息理论,其基本思想是如果某高维信号在某变换域上具有稀疏性,就可以用一个与变换基不相关的测量矩阵将该信号映射到一个低维空间上,然后通过求解一个最优化问题以较高的概率从这些少量的测量中重构出原始信号^[5]。压缩感知理论的提出为光学成像领域^[6-7]提供了一种新的图像获取方式,能够利用更少的传感器、采样率数据量和功耗得到与传统成像体制相当甚至更高质量(如分辨率、信噪比等)的图像。可见,如果能够在星敏传感器对星图成像的过程中突破传统奈奎斯特采样定理的限制,利用更少的采样点重构与原始图像质量相当的星图,将具有重要意义。

当前,有关压缩感知应用的研究主要包括三方面内容:信号的稀疏表示^[8-10]、测量矩阵的构造及实现^[11-14]和重构算法的设计^[15]。信号的稀疏性是压缩感知的前提,也是压缩感知应用于某领域的首要问题。研究表明,图像在变换域中的稀疏性是光学压缩采样的重要基础^[16-17],只有通过合适的变换基找到图像最佳的稀疏域,才能保证后续的图像重构精度。因此,星图的稀疏性研究

已成为压缩感知理论在星敏传感器中应用的首要步骤。

通常,星敏传感器对深空背景下无限远处的发光恒星进行成像时,只有少量像素记录了星点或噪声信息,其余大部分像素均未包含任何信息,星图本身具有自然的稀疏性。本文采用两种方式对星图在不同变换域、不同表示方法下的稀疏性进行分析:(1)选择调和变换中经典的完备正交基,横向对比在不同完备基下星图的稀疏表示性能;(2)选定某个完备基,并由此构造超完备字典和学习字典,纵向对比星图在 3 种不同方法下的稀疏表示性能。此外,本文通过评价星图重构效果,提出了星点重构成功率指标用于评价星点的重构质量。

2 稀疏表示模型描述

通常,有限维空间 \mathbf{R}^N 中的一维离散信号 \mathbf{x} 可以线性表示为:

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N \alpha_i \boldsymbol{\psi}_i, \quad (1)$$

写成矩阵形式为:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\Psi} \cdot \boldsymbol{\alpha}, \quad (2)$$

其中: $\boldsymbol{\Psi} = [\boldsymbol{\psi}_1, \boldsymbol{\psi}_2, \dots, \boldsymbol{\psi}_N]$ 是 \mathbf{R}^N 中的一组表示基; $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]^T$ 是信号 \mathbf{x} 在对应表示基上展开的系数向量。如果信号 \mathbf{x} 能够用 K 个基向量的线性组合近似表示,即系数向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 中仅有 K 个较大的非零元素,且 $K \ll N$, 其余 $(N-K)$ 个元素为零或接近于零,则称信号 \mathbf{x} 在表示基 $\boldsymbol{\Psi}$ 上具有稀疏性(或可压缩性),此时 K 为 \mathbf{x} 的稀疏度, $\boldsymbol{\alpha}$ 为表示系数。

同理,二维图像 \mathbf{f} 的稀疏表示是将原始图像投影到某一表示基 $\boldsymbol{\Psi}$ 时,大多数表示系数的绝对值很小,所得到的系数矩阵 $\boldsymbol{\alpha}$ 是稀疏的或者近似稀疏的,因此可以将其看作原始图像的一种等价的简洁表达。图像信号 \mathbf{f} 对于表示基 $\boldsymbol{\Psi}$ 的线性表示为:

$$\mathbf{f} = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N \alpha_{ij} \boldsymbol{\Psi}_i^T \boldsymbol{\Psi}_j^T, \quad (3)$$

其矩阵形式为:

$$\mathbf{f} = \boldsymbol{\Psi} \cdot \boldsymbol{\alpha} \cdot \boldsymbol{\Psi}^T. \quad (4)$$

为便于图像的压缩采样,二维图像需要与一维信号具有相同的稀疏表示形式。令 $v(\cdot)$ 为矩阵的矢量化算子,即将矩阵元素逐列相连表示为列矢量形式,则式(4)可改写为:

$$v(\mathbf{f}) = \tilde{\boldsymbol{\Psi}} \cdot v(\boldsymbol{\alpha}), \quad (5)$$

其中: $\tilde{\boldsymbol{\Psi}} = \text{kron}(\boldsymbol{\Psi}, \boldsymbol{\Psi})$ 表示两个 $\boldsymbol{\Psi}$ 的 Kronecker 积, $v(\mathbf{f})$ 和 $v(\boldsymbol{\alpha})$ 分别表示图像矩阵和系数矩阵的列矢量形式。以下如无特别说明,均将图像信号 \mathbf{f} 看作列矢量化后的一维信号。

3 图像稀疏表示方法

3.1 完备基稀疏表示

根据调和理论,图像信号的稀疏性表述如下:对于离散图像信号 \mathbf{f} ,其可以由基函数集 $\{\boldsymbol{\varphi}_k\}_{k \in N}$ 线性地表示为:

$$\mathbf{f} = \sum_{k \in N} c_k \cdot \boldsymbol{\varphi}_k, \quad (6)$$

其中非零系数项 c_k 越少,图像的就越稀疏有效。不同的基函数集对应的表示系数代表着原始信号的不同信息,其分布特性有很大的差别。为了得到图像较好的稀疏表示,就要针对图像类别以及细节特性合理地选择基函数集。本文选取经典调和变换方法中的离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT),离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT),以及通过构造正交小波包变换算子^[19]实现离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)对星图进行稀疏表示,并对其效果进行分析。

3.2 超完备字典稀疏表示

超完备字典(Overcomplete Dictionary)是一种全新的信号表示理论,用超完备的冗余函数库取代完备的基函数,字典中的元素被称为原子(Atom)。字典的选择应尽可能地符合被逼近信号的结构,其构成可以没有任何限制。其原理是从超完备字典中找到具有最佳线性组合的原子来自适应地表示一个信号,以获得最为稀疏的表示,即信号的稀疏逼近。

给定一个集合 $\mathbf{G} = \{\mathbf{g}_k, k=1, 2, \dots, \Gamma\}$,其所

有元素张成 Hilbert 空间 $H^N = \text{span}(\mathbf{G})$,当 $\Gamma \gg N$ 时,称集合 \mathbf{G} 为超完备字典,元素 \mathbf{g}_k 作归一化处理后即为基函数(原子)。对于图像信号 $\mathbf{f} \in \mathbf{R}^N$,可以表示成 m 个原子的线性逼近:

$$\mathbf{f}_m = \sum_{k \in I_m} \alpha_k \cdot \mathbf{g}_k, \quad (7)$$

其中: α_k 为各项原子对应系数; I_m 为下标 k 的子集。

由于字典 \mathbf{G} 的冗余性,其原子 \mathbf{g}_k 之间不是线性独立的,同时图像的稀疏表示方式也不再是唯一的。因此要在满足式(7)的情况下,从各种可能的组合中选择出分解系数 α_k 最为稀疏的一组解,也就是最为稀疏(m 的取值最小)的表示,问题即转化为求解:

$$\min \|\alpha_k\| \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{f} = \sum_{k=1}^K \alpha_k \cdot \mathbf{g}_k. \quad (8)$$

利用当前压缩感知的图像重构算法可以很好地求解式(8)的最优模型。本文利用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法^[20]求解上述模型。

3.3 基于字典学习的稀疏表示

基于字典学习的方法是利用样本图像自适应地学习、训练得到字典,以实现更好的稀疏性,并非预先构造好表示基或字典。假设样本图像矩阵 $\mathbf{F} = [\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2, \dots, \mathbf{f}_N]$ 由用于训练字典 $\boldsymbol{\Psi}$ 的图像集 $\{\mathbf{f}_n\}_{n=1}^N$ 构成,那么图像集通过字典的线性表示可以写为 $\mathbf{F} = \boldsymbol{\Psi} \mathbf{A}$,其中 $\mathbf{A} = [\boldsymbol{\alpha}_1, \boldsymbol{\alpha}_2, \dots, \boldsymbol{\alpha}_N]$ 为表示系数矩阵,其中 $\boldsymbol{\alpha}_n$ 为图像 \mathbf{f}_n 的系数向量。定义全局表示误差为 $\|\mathbf{E}\|_F^2 = \|\mathbf{F} - \boldsymbol{\Psi} \mathbf{A}\|_F^2$,其中 $\|\cdot\|_F$ 为矩阵的 Frobenius 范数。在字典学习中,通过对样本图像的学习实现字典的迭代更新,以使表示系数的稀疏化或者全局误差的不断减少。本文采用当前性能较好的 K-奇异值分解(K-Singular Value Decomposition, K-SVD)方法^[21]实现字典更新过程,其目标函数为:

$$\min \|\mathbf{F} - \boldsymbol{\Psi} \mathbf{A}\|_F^2 \quad \text{s. t.} \quad \|\boldsymbol{\alpha}_n\|_0 \leq K_0 (n=1, 2, \dots, N), \quad (9)$$

其中 K_0 为预设的稀疏度阈值。

4 仿真分析

4.1 星图稀疏表示性能评价指标

本文采用两种指标从不同层面考察星图的稀

疏表示性能。首先,引入峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)作为评价整幅星图稀疏表示误差的指标,其反应了稀疏重构图像对原始图像的逼近程度。设大小为 $M \times N$ 的原始图像为 f ,其稀疏重构图像为 \hat{f} 。同时,原始图像和重构图像归一化后的像素值分别表示为 $f(i, j)$ 和 $\hat{f}(i, j)$, ($i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, N$), 归一化的过程即各像素的原始灰度值与像素最大灰度值(一般取 255)之比,其幅度最大值为 1。由此, PSNR 定义为:

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

可见, PSNR 值越大, 重构图像就越接近原始图像, 即稀疏表示效果越好。由于星图中星点的质心位置是姿态确定的唯一有效信息, 因此需要进一步考察稀疏重构对星点质心位置的影响。本文通过衡量重构星点相对原始星点的质心偏移量来评价星点的重构效果。利用质心法^[22] 计算星点的质心位置, 原始星点质心 c_0 与重构星点质心 \hat{c}_0 在图像上的距离 D 表示为:

$$D = \|c_0 - \hat{c}_0\|_2. \quad (11)$$

考虑大部分星识别算法均可以承受一个像素以内的质心位置误差, 若重构星点的质心偏移量保持在这个范围内, 则可认为该星点重构成功, 否则重构失败。由此, 本文提出一种新的评价指标——星点重构成功率, 该指标通过统计稀疏重构星图中满足成功重构条件的星点比例来评价各稀疏表示方法的性能。

4.2 完备基稀疏表示性能

选择地面观星实拍到的 99 幅星图(分辨率为 512×512) 作为图像库, 构造完备的 DCT、DFT 和 DWT 表示基(Daubechies-4 小波基)(如图 1 所示), 考察星图在完备基下的稀疏表示性能。

注意到图像矩阵列向量化后是 $262\ 144 \times 1$ 维, 若直接利用式(5)的稀疏表示模型, 则需要计算 512×512 维的两个表示基 Ψ 的 Kronecker 积, 构造出 $262\ 144 \times 262\ 144$ 维的 $\tilde{\Psi}$, 而进行该矩阵的计算已经超出了 Matlab 中允许的最大矩阵维数。针对这一问题, 本文采用图像分块方法。先将原始图像分割成大小均等的图像块, 并对每个图像块进行稀疏表示, 再拼合成整幅图像。然

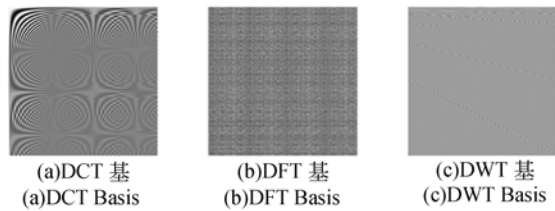


图 1 DCT、DFT 和 DWT 完备基

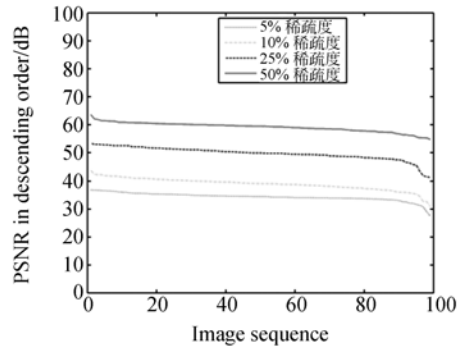
Fig. 1 Complete basis of DCT, DFT and DWT

而, 经分块处理的图像会在各块的结合部产生“块效应”, 在一定程度上降低了 PSNR, 并且图像块划分越小, “块效应”越明显。

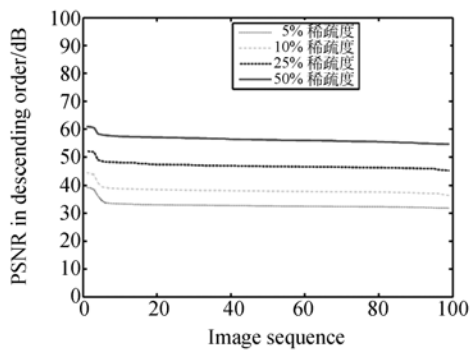
为了更加真实地反映星图的稀疏特性, 选择式(4)作为完备基下的稀疏表示模型, 即直接对二维图像进行运算, 这样就避免了高维矩阵的 Kronecker 积计算以及图像分块处理造成的 PSNR 下降问题。仿真中, 分别选取前 5%、10%、25% 和 50% 的系数对每幅星图稀疏表示进行恢复, 得到不同稀疏表示方法下不同稀疏度时的图像重构误差。在图像库中, 分别统计同一类稀疏表示方法中不同稀疏度下的 PSNR 值, 并按降序排列进行比较, 统计结果如图 2 所示。

由图 2 可见, 对于相同表示方法、相同稀疏度下不同星图的表示误差均保持在 10 dB 以内, 这表明不同的星图在相同的变换域下稀疏性能接近, 从而证明了在压缩采样中可以将星图视为具有同一类内容特征的图像。同时, 对于星图来说, 较大的稀疏度能够获得更好的重构质量, 其中在 DCT 和 DFT 表示方法中, 稀疏度为 50%、25%、10% 和 5% 之间 PSNR 分别相差约 10、10 和 5 dB, 而 DWT 表示方法中各稀疏度间的图像误差相差 5 dB 以内, 这符合图像稀疏表示的必然结果。

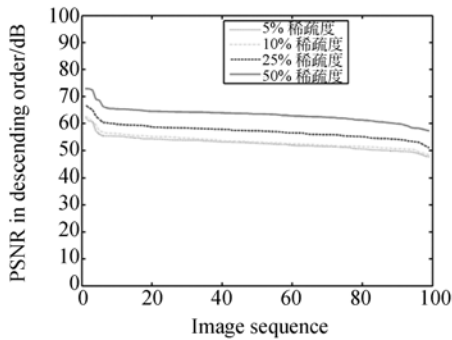
对比 3 种不同的表示方法可知, DWT 的稀疏表示效果最佳, 在 5% 和 10% 稀疏度的情况下, 两者的 PSNR 值大都高于 50 dB, 这说明稀疏度较低时, DWT 的表示基能够融合更多的星图信息。同时, DCT 和 DFT 的表示效果接近, 这说明明星图在这两种不同的频率域内具有相近的稀疏性。此外, 对比光学遥感图像^[18], 在各稀疏表示方法不同稀疏度下, 星图的平均 PSNR 值要高出约 15~20 dB, 可见星图相比一般场景图像具有更大的稀疏性, 仿真数据定量地表明了压缩感知框架下星图的稀疏先验。



(a) DCT



(b) DFT



(c) DWT

图 2 3 种稀疏表示方法在不同稀疏度下的 PSNR

Fig. 2 PSNRs of three sparse representation approaches with different sparsities

4.3 超完备字典稀疏表示性能

超完备字典稀疏表示的思想主旨是信号逼近,其需要自适应地迭代更新适合图像稀疏表示的原子支撑集,通常难以按照式(4)的表示模型对二维图像进行直接计算。采用图像分块的方法,将分辨率为 512×512 的星图分成 1 024 个 $16 \times$

16 大小的图像块,采用 16×16 维的完备 DCT 基,以 4 倍的细分程度(即原子数目为 64)构造 16×64 维的超完备字典 Ψ 。根据式(5)的表示模型,将图像块拉直为 256×1 的列向量,同时构造 $256 \times 4 096$ 维的超完备字典的 Kronecker 积 $\tilde{\Psi} = \text{kron}(\Psi, \Psi)$,图 3 显示了 $\tilde{\Psi}$ 的前 $1/8$ 原子(512 个)。

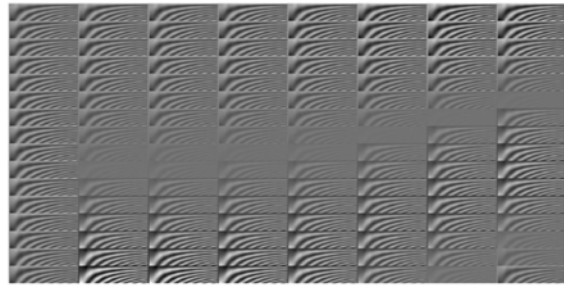


图 3 超完备字典前 512 个原子显示

Fig. 3 Illustration of the first 512 atoms for over-complete dictionary

选取完备 DCT 基构造超完备字典和学习字典来纵向对比其对星图的稀疏表示性能。为了使纵向对比具有较好的可比性,考虑“块效应”对 PSNR 的影响,统一对图像作分块处理,并重新考察完备 DCT 基对分块图像的稀疏表示效果,其表示误差如图 4 所示,图 5 为相同仿真条件下的超完备字典对星图的表示误差。

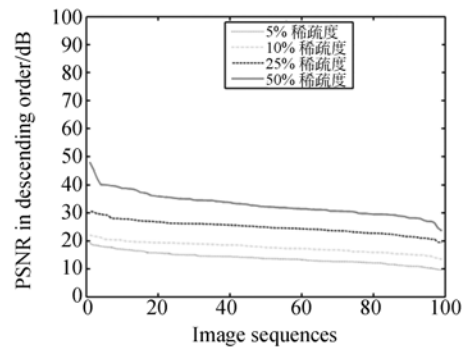


图 4 DCT 完备基稀疏表示误差(采用图像分块)

Fig. 4 PSNR of sparse representation by DCT complete basis (by image division block)

图 4 显示了采用图像分块思想的完备 DCT 基对星图稀疏表示的图像误差,对比图 2(a)可以看到,“块效应”对稀疏重构图像质量的影响较为明显,PSNR 在不同稀疏度下降约 $10 \sim 20$ dB,其对稀疏度较低的表示影响尤其大。需要指出的

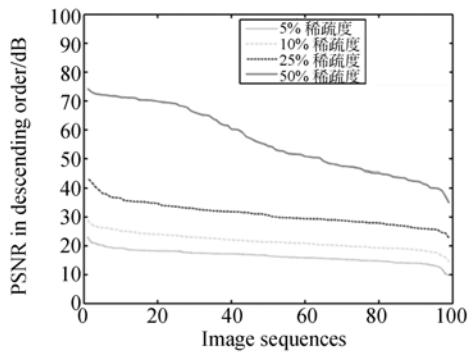


图 5 DCT 超完备字典稀疏表示误差

Fig. 5 PSNRs of sparse representation by DCT over-complete dictionary

是,在纵向对比中采用相同的图像分块处理,实际上并不影响分析对比结果。

图 5 表明利用超完备字典的稀疏表示能够从整体上提高星图在完备基各稀疏度下的 PSNR。其中,对于部分原本稀疏性较好的星图在稀疏度为 50% 时表示效果得到了较大提升,并且在该稀疏度下图像的平均 PSNR 值也提高了近 20 dB,而在其余稀疏度下随着截取系数的减少,提升效果逐渐减小,在稀疏度为 5% 时,PSNR 仅提高 2~3 dB。这是因为较高的稀疏度能够选择更多的超完备字典来逼近原始图像,而这些字典对图像的代表能力要高于完备基,因此其稀疏表示效果也得到了更大的改善。

4.4 基于学习字典稀疏表示性能

选择图 6 所示星图作为样本图像,图像集 $\{f_n\}_{n=1}^N$ 由构成该图像的图像块组成。具体地,字典的学习过程为:选择 4.3 节构造的超完备 DCT 字典作为初始字典。在稀疏表示阶段,采用 OMP 算法对原始图像实现线性稀疏逼近,稀疏度设定为 25%;在字典学习阶段,采用 K-SVD 方法对字典进行更新,设定迭代终止条件为全局误差 $\|E\|_F < 25$,由此训练得到的学习字典前 512 个原子如图 7 所示。

对比图 7 与图 3 可知,学习字典相比超完备字典在细节上略有不同,这是由于在训练过程中,为了使星图的表示更加稀疏,对各原子进行了自适应更新,故其得到的字典对星图有着更好的稀疏表示能力。在相同仿真条件下,统计了上述学习字典对星图库的稀疏表示的误差,如图 8 所示。

图 8 表明学习字典的稀疏表示性能优于超完

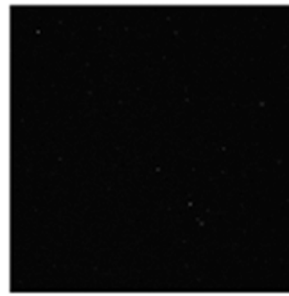


图 6 地面观测星图

Fig. 6 Star image by ground-based observation

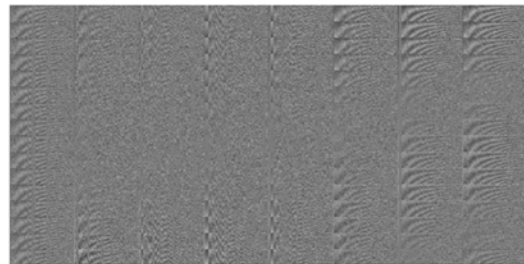


图 7 DCT 学习字典前 512 个原子显示 (kronecker 积形式)

Fig. 7 Illustration of the first 512 atoms by DCT learning dictionary (by kronecker product form)

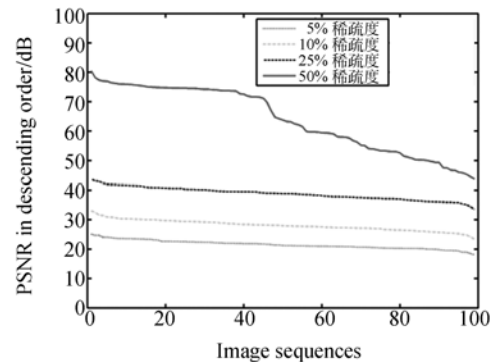


图 8 DCT 学习字典稀疏表示误差

Fig. 8 PSNRs of sparse representation by DCT learning dictionary

备字典,由于星图所包含的细节信息较少,故其提升效果相对有限,平均在 10 dB 以内。对比 4 种稀疏度下的表示效果,在稀疏度为 50% 下,提升效果较为明显;在稀疏度为 25%、10% 和 5% 时,相同稀疏度下不同星图之间的表示误差减小,其误差曲线相对平缓,说明经训练后的字典对不同星图具有较为一致的表示能力,并且在一定程度

上提高了对星图的稀疏表示性能。

4.5 星点重构成功率

对于单幅星图,提取各星点在不同稀疏度下重构前后的质心位置,统计星图库中所有星点对不同稀疏表示方法的重构成功率,如表 1 所示。结果表明,在相同表示方法下星点的重构成功率随着稀疏度的增加而上升,这与整幅星图的 PSNR 评价规律相一致。当稀疏度取 10% 时,各表示方法对星点重构的成功率大致保持在 95% 以上(除 DFT 表示基),从而在一定程度上保证了利用重构星图进行姿态确定的成功率。对于不同的表示方法,完备基对星点重构能力表现为 DWT 基、DCT 基和 DFT 基依次递减。由 DCT 基构造的超完备字典和学习字典对星点的重构成功率均高于完备 DCT 基,并且在稀疏度为 5% 时,两种超完备表示方法仍能够保持 90% 以上的星点重构成功率。

表 1 星点重构成功率比较

Tab. 1 Comparison of successful rate for star reconstruction (%)

稀疏度	DCT 基	DFT 基	DWT 基	DCT 超完备字典	DCT 学习字典
5%	87.11	85.37	89.70	90.92	91.51
10%	95.26	94.83	96.90	96.90	97.27
25%	96.71	96.30	98.76	97.28	97.39
50%	98.89	97.66	99.46	98.92	99.07

4.6 计算代价比较

最后,本文比较了不同稀疏度下几种方法对单幅星图的平均处理时间,如表 2 所示。其中,由于完备基稀疏表示的计算代价主要为矩阵向量乘法,不同完备基下的运行时间基本一致,故归为同一类进行讨论。可以看出,完备基稀疏表示计算速度较快,其运行时间受稀疏度影响较小;由于超完备字典的稀疏表示需要进行最优化求解,故各稀疏度下平均运行时间不仅大于完备基,而且随着稀疏度的上升用时显著增加;基于字典学习的方法包括字典训练和稀疏表示两个阶段,稀疏表示阶段的最优化求解复杂度与超完备字典相同,

在用时上没有明显差异,但是字典的训练过程相对耗时,具体取决于样本的数量和字典的规模,本文仿真条件下字典训练时间约为 24 min。

表 2 运行时间比较

Tab. 2 Comparison of computation time (s)

稀疏度	完备基	超完备字典	学习字典
5%	0.364 7	1.803 4	1.837 7
10%	0.368 3	2.795 1	2.793 8
25%	0.370 8	7.553 6	7.690 3
50%	0.374 9	32.6578	33.081 7

5 结 论

本文充分探讨了星图的稀疏性能,并进行了实验验证。结果表明,在调和变换的 DCT、DFT 和 DWT 完备基表示下,星图比其它场景图像^[18]具有更好的稀疏性,图像平均 PSNR 值提高 15~20 dB;同时,通过构造超完备字典或利用样本图像训练学习字典均能使稀疏表示性能得到不同程度的改善,在不同稀疏度下 PSNR 值可以提高 2~20 dB。利用字典学习的稀疏表示结果表明,可将星图作为具有相同内容特征的图像进行字典学习,进而提高稀疏表示效果。对星点重构质量的统计结果表明,各稀疏表示方法在稀疏度为 10% 以上时基本能够保持星点重构成功率高于 95%,在一定程度上保证了利用重构星图进行姿态确定的成功率。在运行时间方面,完备基表示具有较快的运行速度,并且星图所表现的稀疏性能能够很好地满足压缩成像要求,具有较大的应用前景;超完备字典和学习字典具有更好的稀疏表示性能,但是运行时间难以满足实时性的要求,需要针对星图特点进一步设计快速重构算法。

本文完成了压缩感知理论在星敏感器应用背景下的第一阶段研究——稀疏表示,定量地分析了星图在不同变换域、不同表示方法下的稀疏性,开拓了压缩感知理论在星敏感器压缩成像新应用领域,同时为下一步压缩成像系统和快速重构算法的设计提供支撑。

参考文献:

[1] LIEBE C C. Accuracy performance of star trackers-

a tutorial [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(2): 587-599.

[2] ROGERS G D, SCHWINGER M R, KAIDY J T,

- et al.*. Autonomous star tracker performance [J]. *Acta Astronautica*, 2009, 65(1-2):61-74.
- [3] DONOHO D. Compressed Sensing [EB/OL]. Manuscript. Submitted. wwwstat.stanford.edu/donoho/Reports/2004.
- [4] CANDES E, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [5] 马坚伟, 徐杰, 鲍月全, 等. 压缩感知及其应用: 从稀疏约束到低秩约束优化[J]. *信号处理*, 2012, 28(5): 609-623.
- MA J W, XU J, BAO Y Q, *et al.*. Compressive sensing and its application: from sparse to low-rank regularized optimization [J]. *Signal Processing*, 2012, 28(5): 609-623. (in Chinese)
- [6] 刘吉英. 压缩感知理论在成像中的应用[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- LIU J Y. *Theory of compressive sensing and its application in imaging* [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2010. (in Chinese)
- [7] CHEN C H. *Signal and Image Processing for Remote Sensing* [M]. Florida: The Chemical Rubber Company Press, 2012: 73-90.
- [8] VISHAL M P, RAMA C. *Sparse representations and compressive sensing for imaging and vision* [M]. New York: Springer, 2013: 1-15.
- [9] 孙晓燕, 常发亮. 梯度特征稀疏表示目标跟踪[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(12): 3191-3197.
- SUN X Y, CHANG F L. Object tracking based on sparse representation of gradient feature [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(12): 3191-3197. (in Chinese)
- [10] 吴君钦, 李艳丽, 刘昊. “类整数 DCT”变换基去相关性能分析[J]. *液晶与显示*, 2013, 28(2): 278-283.
- WU J Q, LI Y L, LIU H. De-correlation characteristic analysis of variety integer DCT transform radix [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(2): 278-283. (in Chinese)
- [11] XIAO L L, LIU K, HAN D P. CMOS low data rate imaging method based on compressed sensing [J]. *Optics & Laser Technology*, 2012, 44(5): 1338-1345.
- [12] LI SH L, LIU K, ZHANG F, *et al.*. Innovative remote sensing imaging method based on compressed sensing [J]. *Optics & Laser Technology*, 2014, 63: 83-89.
- [13] 孙永明, 吴谨, 刘劲. 基于 CS 测量矩阵优化的图像融合[J]. *液晶与显示*, 2014, 29(3): 461-465.
- SUN Y M, WU J, LIU J. Image fusion based on CS measurement matrix optimization [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(3): 461-465. (in Chinese)
- [14] 王良君, 石光明, 李甫, 等. 混合观测压缩感知图像多描述编码[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(3): 724-733.
- WANG L J, SHI G M, LI F, *et al.*. Compressive sensing multiple description image coding with hybrid sampling [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(3): 724-733. (in Chinese)
- [15] 刘洲洲, 王福豹. 基于离散萤火虫压缩感知重构的无线传感网络多目标定位[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(7): 1904-1911.
- LIU ZH ZH, WANG F B. Multiple target localization in WSNs via CS reconstruction based on discrete GSO algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(7): 1904-1911. (in Chinese)
- [16] 严奉霞, 王泽龙, 朱炬波, 等. 压缩感知理论与光学压缩成像系统[J]. *国防科技大学学报*, 2014, 36(2): 140-147.
- YAN F X, WANG Z L, ZHU J B, *et al.*. Compressive Sensing theory and optical compressive imaging systems [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2014, 36(2): 140-147. (in Chinese)
- [17] 俞文凯, 姚旭日, 刘雪峰, 等. 压缩传感用于极弱光计数成像[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(10): 2283-2292.
- YU W K, YAO X R, LIU X F, *et al.*. Compressive sensing for ultra-weak light counting imaging [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(10): 2283-2292. (in Chinese)
- [18] 肖龙龙. 面向高分辨率遥感光学成像的压缩感知理论及方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2012.
- XIAO L L. *Research on theory and methods of Compressed Sensing for high resolution remote sensing optical imaging* [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2012. (in Chinese)
- [19] 孟鸿鹰, 刘贵忠, 王志华. 正交小波(包)变换算子

- 矩阵[J]. 电子学报, 2001, 29(5): 675-677.
- MENG H Y, LIU G ZH, WANG ZH H. Operator matrix of the orthogonal wavelet (packets) transforms [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(5):675-677. (in Chinese)
- [20] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Trans. On Information Theory*, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [21] AHARON M, ELAD M, BRUNCKSTEIN A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Trans. On Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [22] SHORTIS M R, CLARKE T A, SHORT T. A comparison of some techniques for the subpixel location of discrete target images [J]. *SPIE Videometrics III* 1994, 2350: 239-250.

作者简介:



尹航(1985—),男,天津人,博士研究生,2007年、2011年于国防科学技术大学分别获得学士、硕士学位,主要从事航天器姿态确定、星敏传感器设计及压缩感知应用方面的研究。E-mail: yinhang@nudt.edu.cn

导师简介:



闫野(1971—),男,河北承德人,教授,博士生导师,主要从事航天器总体设计、导航制导控制及空间攻防对抗方面的研究。E-mail: yynudt@gmail.com

(版权所有 未经许可 不得转载)