

The Research on Satellite Image Reconstruction Based on Compressed Sensing Theory

Shaoyu Chen¹, Fengwei Chen²

¹Department of Information and Electronic Engineering, Zhoukou Vocational College of Science and Technology, Zhoukou Henan

²Henan Cable Television Network Group Co. LTD., Zhengzhou Henan
Email: 1293713563@qq.com

Received: Jan. 8th, 2018; accepted: Jan. 21st, 2018; published: Jan. 31st, 2018

Abstract

The theory of compressive sensing breaks the limit of traditional Nyquist sampling theory included traditional compression coding technology. It is based on the sparsity of the signal, the randomness of the measurement matrix and the nonlinear optimization algorithm to complete the sampling compression and reconstruction of the signal. This new theory can effectively overcome the shortcomings of traditional compression coding technology, and solve the difficulties of high sampling rate, large data volume and real-time transmission in high resolution satellite cloud compression. In this paper, the basic theory of compressed sensing is summarized, and the research of satellite image compression based on compressed sensing theory is discussed in detail; The compressed sensing theory is widely used in the orthogonal matching pursuit algorithm, which makes it more suitable for the processing of satellite imagery; The optimized algorithm of satellite cloud image simulation about the reconstruction effect is carried out, clear the problems in the research, and elaborate the research direction of the next step.

Keywords

Compressive Sensing, Satellite Image Compression, Sparse Representation, Random Sampling, Optimization Algorithm

基于压缩感知理论的卫星云图重构技术研究

陈韶钰¹, 陈丰为²

¹周口科技职业学院信息与电子工程系, 河南 周口

²河南有线电视网络集团有限公司, 河南 郑州
Email: 1293713563@qq.com

收稿日期: 2018年1月8日; 录用日期: 2018年1月21日; 发布日期: 2018年1月31日

摘要

压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论突破了传统压缩编码技术中奈奎斯特(Nyquist)采样定理的限制, 它基于信号的稀疏性、测量矩阵的随机性和非线性优化算法完成对信号的采样压缩和恢复重构。这种全新的理论为有效地克服传统压缩编码技术中的缺陷, 解决高分辨率卫星云图压缩中面临的高采样率、大数据量和实时传输等困难提供了可能。本文概述了压缩感知的基本理论, 详细探讨了基于压缩感知理论的卫星云图压缩研究, 并对压缩感知理论中广泛应用的正交匹配追踪算法进行了优化使其更加适合于卫星云图的处理, 并对优化后的算法对卫星云图的重建的效果进行了仿真实验, 明确了研究中存在的问题, 阐述了下一步的研究方向。

关键词

压缩感知, 卫星云图压缩, 稀疏表示, 随机采样, 优化算法

Copyright © 2018 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

气象数据在军用和民用领域有着广泛的应用, 要将气象数据资料应用于气候业务, 必须形成连续的气候资料集, 这就需要不间断的采集大量的气象数据。虽然近几年来这些资料已经全面数字化, 相比较以前的图片文件来说传输速度和占用存储空间已经大为改善。但是随着气象技术的不断发展, 这类数字化后的气象数据其数据量依然很大, 因此如何对其进行远程传输和存储一直困扰着气象部门。

近年来信号处理领域中提出的压缩感知(Compressive Sensing, CS)理论指出[1][2], 当信号具有稀疏性时, 通过求解一个最优化问题, 就可以依靠远低于奈奎斯特(Nyquist)采样率所采集到的信号测量值, 实现信号的准确或近似重构。CS理论能够有效地降低信号的传输、存储和处理成本, 因此很多学者和科研机构开展了CS理论应用于图像处理的研究工作。

2. 压缩感知理论

压缩感知理论指出: 在信号稀疏或者可压缩的前提下, 可设计一个与变换矩阵不相关的测量矩阵, 将变换系数线性投影为低维观测向量, 并通过求解稀疏最优化问题就能够从低维观测向量精确的重建原始高维信号。

假设有一稀疏信号 X , 长度为 N , 测量向量为 Φ 则有数学表达式:

$$Y = \Phi X = \Phi \Psi \alpha = \theta \alpha \quad (1)$$

其中, $X \in R^N$ 是原始信号; $\Phi \in R^{M \times N}$ ($M \ll N$) 为测量矩阵; $X = \Psi \alpha$ 是 X 在某变换基 $\Psi \in R^{M \times N}$ 下的稀疏表示; $\theta = \Phi \Psi$ 记为传感矩阵; $Y \in R^M$ 为 X 在测量矩阵 Φ 下线性投影获得的测量值, 为 $M \times 1$ 维的低维测量向量。

然而在自然状态下大部分图像本身并不是稀疏的, 但是在信号 X 稀疏的前提下, 则有

$$Y = \Phi X = \Phi \Psi \alpha = \theta \alpha \quad (2)$$

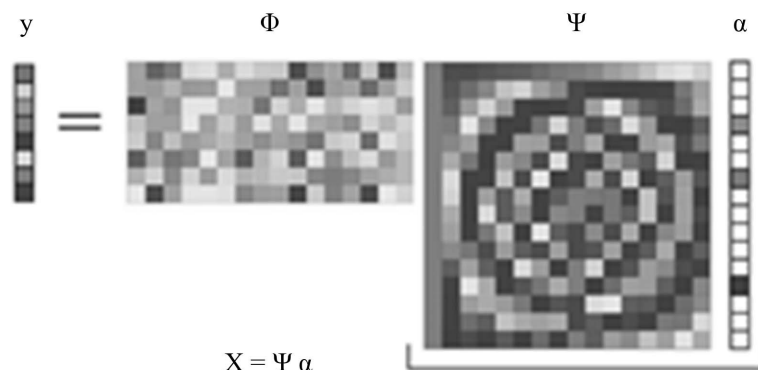


Figure 1. Compressed sensing linear measurement process
图1. 压缩传感线性测量过程

其中 $\theta = \Phi\Psi$ 为 $M \times N$ 的矩阵既传感矩阵, 如图 1 所示。

传统编码里的信号获取和处理过程主要包括采样、压缩、传输和解压缩四个部分。在这种传统的编解码方法中由于信号的采样频率不得低于信号带宽的 2 倍使得硬件设备、网络传输面对很大的压力, 而且这种高速采样后在压缩的过程也十分浪费采样资源。

不同于传统的编码方法 CS 理论对信号的采样、压缩同时发生, 并利用信号的稀疏性, 对信号进行非自适应的测量编码。基于压缩感知的大规模数据集信号压缩方法突破了传统的信号压缩方法在采样数据量大、压缩精度不可控和占用的存储空间大等方面的瓶颈, 其突出优势在于信号采样点少, 压缩速度快且压缩比率高, 并且恢复原数据后信息损失量极小。

3. 基于压缩感知的卫星云图处理

卫星云图由于数据量大且数据众多, 这给传输和存储带来了极大的压力, 而压缩感知理论的出现有效地改善了这种状况, 应用压缩感知方法可以使源数据的压缩比达到 9:1 至 12:1, CS 理论用于图像处理领域一般流程为: 将原始卫星云图进行稀疏化处理, 对稀疏后的卫星云图信号采样, 根据约束等容特性 (Restricted Isometry Property, RIP) 准则设计观测矩阵, 得到在该观测矩阵下的测量值以实现卫星云图的压缩, 然后对压缩后的卫星云图进行分发传输, 在对方接收到图像后, 通过求解最优范数问题得到原始图像的高质量重构。

3.1. 对卫星云图的稀疏处理

卫星云图作为一种非常重要的气象资料种类繁多, 不同类型的卫星云图从成像特点到成像效果都有很大差异。另外从色彩构图的角度来说, 卫星云图的色彩互相参杂分布相对比较均匀, 而二维图(风景图、人物图等)其构图规则是突出中心, 一般重要的景物、色彩都集中在图片中心。因此不能将卫星云图等同于普通的二维图去进行稀疏, 而应找到适合卫星云图的稀疏方式, 本文旨在在前人研究的基础上寻找出适合卫星云图的稀疏方法以及重建方法。近年来, Mallat [3], Taubman [4], Xiong [5]等, 先后利用小波变换方法对图像进行了压缩试验, 取得了很好的效果。对于任意平方可积信 $f(t)$, 都可以在小波展开:

$$f(t) = \sum_k \beta_{j_0,k} \phi_{j_0,k}(t) + \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_k \alpha_{j,k} \Psi_{j,k}(t) \tag{3}$$

其中, $\phi_{j_0,k}(t)$ 是尺度信号, $\Psi_{j,k}(t)$ 是小波信号, 依据不同的小波变换, 它们具有不同的表达式。小波变换以牺牲部分频域定位性能来取得时一频局部的折衷, 能够同时提供较精确的时域定位和频域定位。

而对于一幅气象图, 大部分的像素值都是非零的, 但是将图像变换到小波域时, 大多数小波系数的绝对值都接近于零, 并且有限的大系数能够表示出原始图像的绝大部分信息。因此本文选取小波变换对卫星云图进行稀疏变换。

3.2. 对测量矩阵的选取

压缩感知理论的一个重要部分就是测量矩阵。一个适合卫星云图的测量矩阵, 不但可以使原始的可压缩信号投影到一个低维的空间上, 而且可以使可压缩信号在降维的同时不丢失有用信息。常用的测量矩阵有随机高斯测量矩阵、随机贝努利测量矩阵、部分哈达玛测量矩阵、部分正交测量矩阵、稀疏随机测量矩阵、部分哈达玛测量矩阵、托普利兹(Toeplitz)和循环测量矩阵等。本文选取的是随机高斯测量矩阵, 其设计的方法为: 构造一个大小 $M \times N$ 的矩阵 Φ , 使 Φ 中的每一个元素独立的服从均值为 0, 方差为 $1/M$ 的高斯分布, 即:

$$\Phi_{i,j} \sim N(0, 1/M) \quad (4)$$

该测量矩阵具有很强的随机性, 在压缩感知中随机高斯测量矩阵应用广泛, 主要是因为随机高斯矩阵与大多数的正交基或者正交字典不相关, 而且精确重构所需的测量数比较少。

3.3. 对卫星云图的重建处理

卫星云图在经过上述过程的稀疏处理后, 下面一个重要的部分就是对卫星云图的重建处理。OMP 算法是对 MP 算法的一种改进, OMP 在沿用了 MP 算法中的原子选择准则的基础上对所选原子利用 Gram-Schmidt 正交化方法进行正交处理, 然后再将信号在这些正交原子构成的空间上进行投影, 得到信号在各已选原子上的分量和迭代余量, 然后用相同方法分解余量。在每一步分解中余量随着分解过程迅速减小。由于通过递归地对已选择原子集合进行正交化, 所以保证了迭代的最优性, 从而减少了迭代次数[6]。

另一方面, 正是由于这种正交性 OMP 算法[7]不会重复的选择原子, 因此经过有限次的迭代直到迭代次数达到稀疏度 K , 就可强制迭代停止。而 OMP 的重建算法则正是在有限次的迭代次数的条件下重建的, 正是由于这种强制迭代过程停止的方法使得 OMP 需要非常多的线性测量来保证精确重建。总之, 它以贪婪迭代的方法选择 Φ 的列, 使得在每次迭代中所选择的列与当前的冗余向量最大程度地相关, 从测量向量中减去相关部分并反复迭代, 直到迭代次数达到稀疏度 K , 强制迭代停止。

但是由于要对已选原子进行 Gram-Schmidt 正交化处理, 所以它在每次迭代中仅选取一个原子来更新原子集合, 因此大大增加了 OMP 算法的计算量, 使得信号的重建时间比 MP 算法较长, 因此之后出现了许多改进的匹配追踪算法, 如 ROMP、StOMP、CoSaMP 算法等等, 以期在保证重建质量的同时能够更高的提高重建效率。

原始图像是一幅 512×512 的 SCP-01 图像, 通过上述步骤, 在不同的采样率下通过实验得到了重建图像如图 2 所示。

从图 2、图 3、图 4 可以看出: 当采样率低时, 图像的重构质量较差, 信噪值 PSNR 也比较低, 但是随着采样率的提高, 迭代次数增加, 均方误差 MSE 值逐渐减少。

但是由于传统的 CS 理论、小波变换以及经典的 OMP 算法在对图像进行采样计算以及恢复时都是对整幅图像进行采样计算以及恢复, 所以对观测矩阵所需的存储量很大, 尤其是对卫星云图这种高清的大尺度的图。并且随着采样率的提高, 迭代次数增加, 耗时也在增加。

从另一种角度来说这种方法是对小波变换后的图像逐一修复, 并通过迭代循环去构建数据, 最后合成重建后的图像。这种方式割裂了原始卫星云图矩阵之间的相关性, 在一定程度上影响了重建后的卫星云图效果。

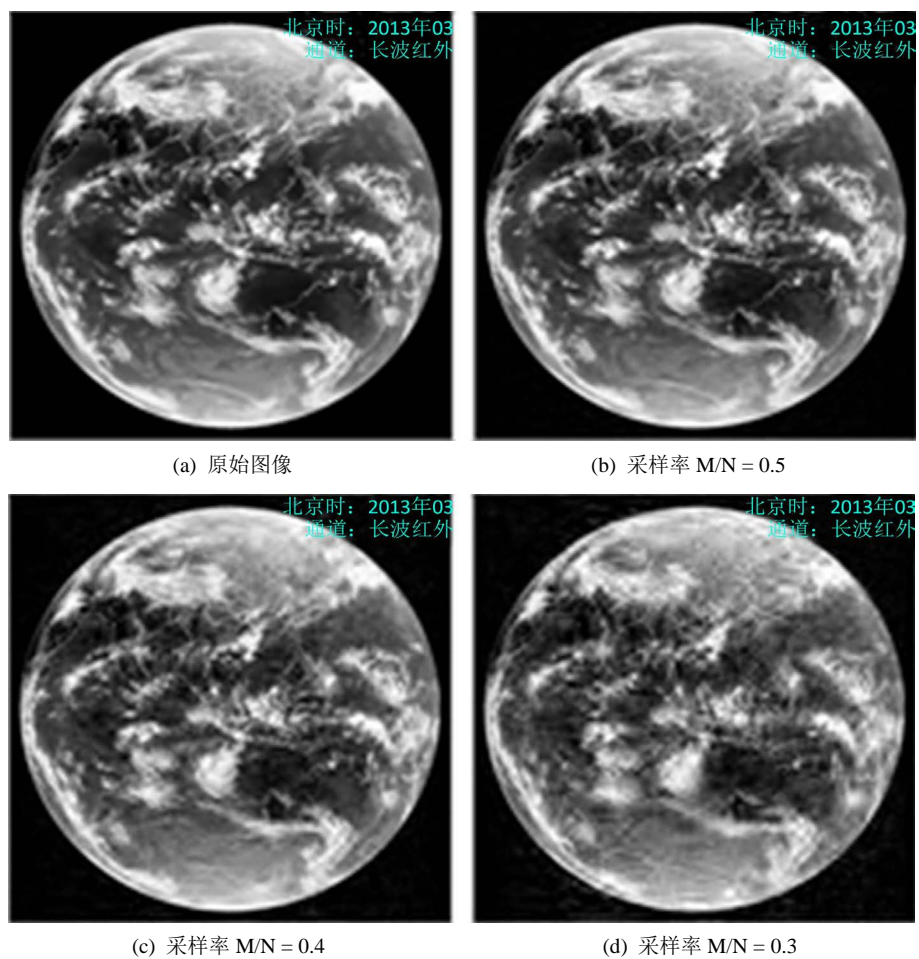


Figure 2. CS theory combines wavelet transform and classical OMP algorithm to reconstruct satellite image reconstruction

图2. CS 理论结合小波变换以及经典 OMP 算法对卫星云图重构的效果图

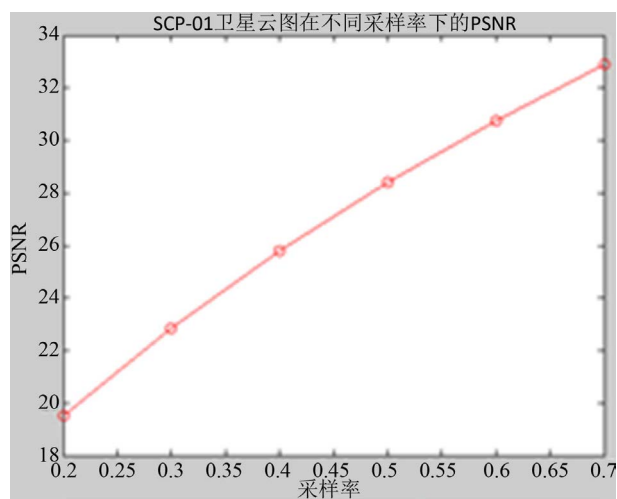


Figure 3. The CS theory combines the wavelet transform and the PSNR of different sampling rates under the classic OMP algorithm

图3. CS 理论结合小波变换以及经典 OMP 算法下的不同采样率的 PSNR

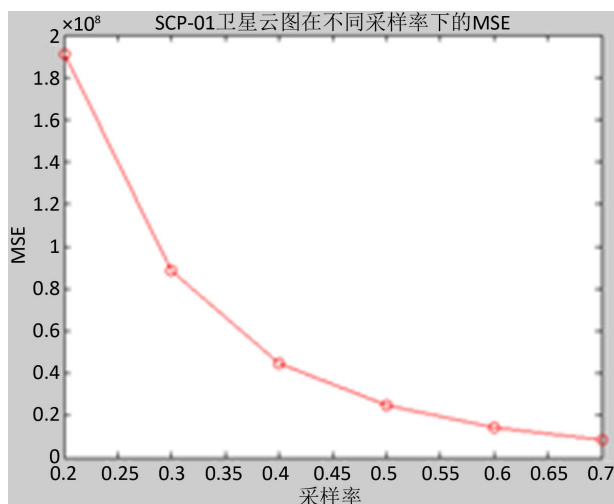


Figure 4. CS theory combines wavelet transform and MSE of different sampling rate under the classical OMP algorithm

图4. CS 理论结合小波变换以及经典 OMP 算法下的不同采样率的 MSE

3.4. 对卫星云图的重建处理的算法改进

对于上述方法中遇到的问题可考虑使用图像分块压缩感知模型进行处理, 分块压缩感知(Block Compressed Sensing, BCS) [7]方法是由 Lu Gan 提出的。该方法是把图像分成许多小块, 观测和重构时单独对每个图像块进行操作, 其计算复杂度大大减小。除外 BCS 还有其他优点, 比如, 观测矩阵小, 利于存储; 每个图像块的观测值一经获得即可独立发送出去, 接收端也可以直接根据这些数据独立地重构图像块, 实时性好。

具体的分块压缩感知具体描述如下:

步骤 1: 对卫星云图 SCP-01 进行分块, SCP-01 像素大小 $X = A \times B$, 假设分块大小为 $n_b \times n_b$ 。

步骤 2: 采用统一的观测矩阵 Φ_B 对每个卫星云图的分块进行观测, 获取 M_B 个观测值。

步骤 3: 对每个图像块逐一进行扫描, 生成 $N_B = n_b \times n_b$ 个元素向量。将第 i 个数据块记为 $S_i = [S_{i1}, S_{i2}, \dots, S_{iN_B}]^T$, 第 i 个图像块对应的观测值为: $Y_i = \Phi_B B_{S_i}$, 其中观测矩阵 Φ_B 大小为 $M_B \times N_B$, Y_i 是长度为 M_B 的列向量, 当 $M_B \leq N_B$ 时, 对每个图像块进行观测, 一共可以获取 $M = M_B (A \times B) / N_B$ 个观测值。

步骤 4: 当得到某图像块观测值后, 就可以运用重构算法对该图像块进行恢复重构。并逐次对所有的图像块采用相同算法进行恢复重构, 最后将得到的图像块组合就形成了整幅图像。重构算法很多, 本文采用了运算量比较小的正交匹配追踪方法。

本文选取的卫星云图 SCP-01 为 512×512 , 分块为 8×8 和 16×16 , 经过大量的实验证明当块大小小于 8 时被测量的信号长度误差较大, 且当块过于大时计算也会趋于更加复杂。

4. 仿真实验结果与对比

本文实验中采取卫星云图 SCP-01, 大小为 512×512 , 通过分块压缩感知方法进行处理得到两组重构后的图片如下所示。

通过实验数据分析在不同方法不同采样率下重构后卫星云图的 PSNR 值、MSE 值对比如表 1、表 2 所示。

Table 1. The comparison of PSNR values of reconstructed images with different sampling rates of different sampling rates is presented

表1. 分块压缩感知方法不同采样率下对重构图像的 PSNR 值比较

SCP-01(512 × 512)	分块(8 × 8)算法	分块(16 × 16)算法	未分块 OMP 算法
采样率(M/N)	PSNR/dB	PSNR/dB	PSNR/dB
0.5	30.0009	32.7487	28.3888
0.4	28.8058	30.8847	25.7879
0.3	27.2307	28.7970	22.8437

Table 2. 28/5000 The MSE value of the reconstructed image is compared with the different mean square error

表2. 分块压缩感知方法不同均方误差下对重构图像的 MSE 值比较

SCP-01(512 × 512)	分块(8 × 8)算法	分块(16 × 16)算法	未分块 OMP 算法
均方误差(MSE)			
0.5	2.2037e+007	2.3271e+007	8.8563e+007
0.4	2.8284e+007	2.8251e+007	1.9111e+008
0.3	3.5639e+007	2.0897e+008	5.9532e+008

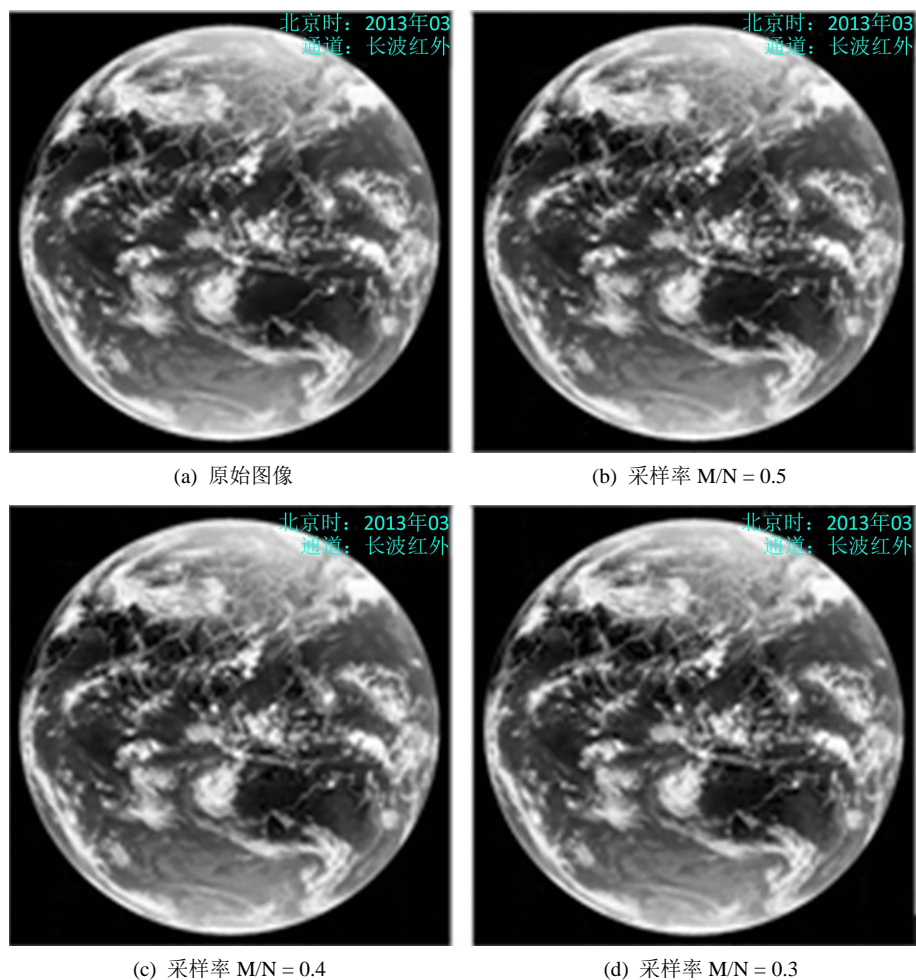


Figure 5. The reconstruction effect of 8 × 8 block in different sampling rate

图5. 8 × 8分块在不同采样率下的重构效果图

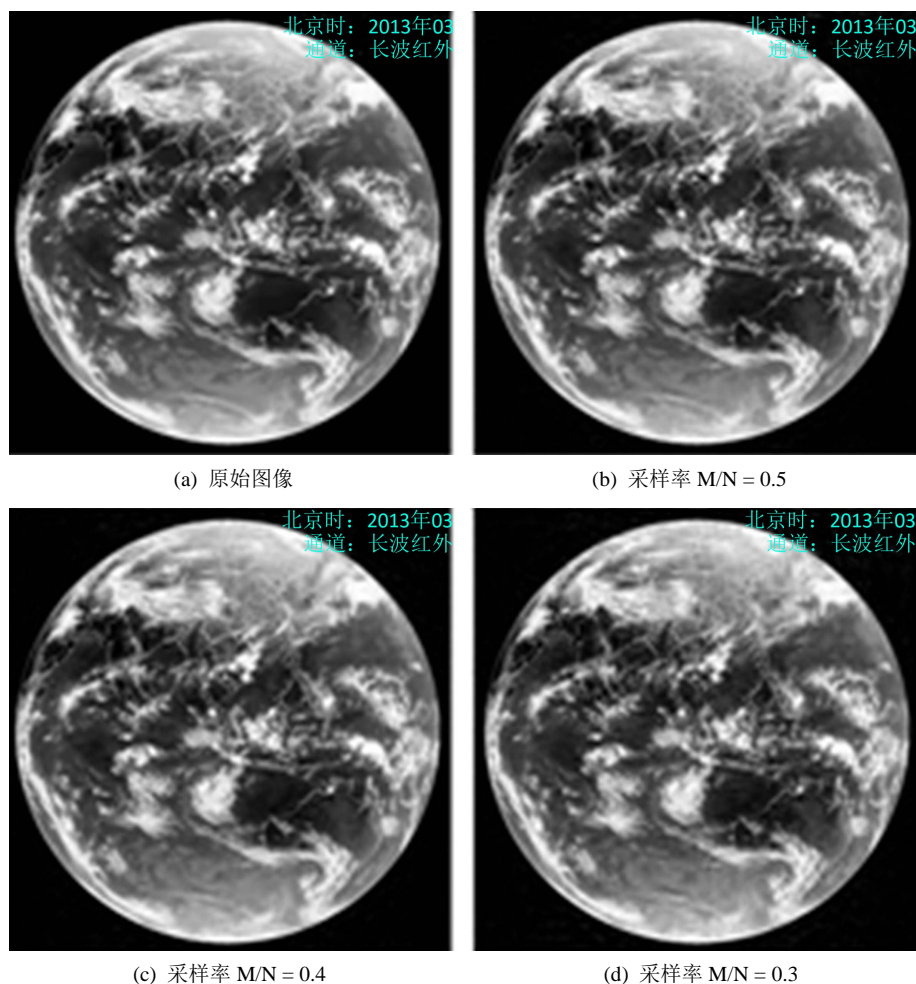


Figure 6. The reconstruction effect of 16×16 block in different sampling rate
图6. 16×16 分块在不同采样率下的重构效果图

通过重构的卫星云图可以看出,随着采样率的提高,卫星云图重构后的效果明显增强,重建后的图像 PSNR 值也随之提高。并且从图 2、图 5、图 6 中可以看出对图像进行分块处理后重构质量明显提高。从表 1 中也可以看出对比传统的 OMP 重构算法,本文中卫星云图改进的算法在图像重构后的信噪比上有显著提高,而且随着分块大小的增加,信噪比 PSNR 值也有相应提高,重建效果明显提高,但是在大量的实验中随着块大小的增加,计算时间和计算复杂度会随之增加。且当采样率过低时,重构图像质量较差会出现明显的块效应和人为噪声。

5. 结束语

本文对传统的压缩感知理论进行了研究,并且运用压缩感知理论上的贪婪迭代算法--正交匹配追踪算法(OMP)实现了对卫星云图的重构,并在此基础上提出了运用于卫星云图的分块压缩感知理论算法(Block Compressed Sensing, BCS),该算法在提高了重构图像质量基础上,使卫星云图的重构效果优于传统的压缩感知算法,同时所需要的观测值数目也较少。并且使图像的客观视觉效果要比未改前效果显著提高。通过实验分析,从重构图像的 PSNR 值以及 MSE 值来看,本文提出的改进方案在重构效果上也有较大的进步。但是由于改进后的算法在对卫星云图的分块处理采用的是相同的观测矩阵 Φ_b ,没有对同一块卫星云图分块不同频率位置处的观测矩阵元素值进行不同的加权,从而使决定图像质量的主要频率成分--低频

成分在重构精确度降低, 导致视觉效果在一定程度上有所降低。另外, 本文改进后的算法在采样率过于低时重构后的卫星云图中出现了块效应和人为噪声也是本算法的不足和有待改进的地方。

参考文献 (References)

- [1] Donoho, D.L. (2006) Compressed Sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, **52**, 1289-1306. <https://doi.org/10.1109/TIT.2006.871582>
- [2] Candès, E. (2006) Compressive Sampling. *Marta Sanz Solé*, 1433-1452.
- [3] Mallat, S. (1989) Multifrequency Channel Decomposition of Images and Wavelet Models. *IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing*, **37**, 2091-2110. <https://doi.org/10.1109/29.45554>
- [4] Taubman, D. and Zakhor, A. (1994) Multirate 3-D Subband Coding of Video. *IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing*, **3**, 572-588.
- [5] Xiong, Z., Ranchandran, K., Orchard, M.T., et al. (1999) A Comparative Study of DCT-and Wavelet-Based Images Coding. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, **9**, 692-695. <https://doi.org/10.1109/76.780358>
- [6] Candès, E. and Rom, B. (2007) Sparsity and Incoherence in Compressive Sampling. *Inverse Problems*, **23**, 969-985. <https://doi.org/10.1088/0266-5611/23/3/008>
- [7] Tropp, J.A. and Gilbert, A.C. (2007) Signal Recovery from Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit. *IEEE Transactions on Information Theory*, **53**, 4655- 4666. <https://doi.org/10.1109/TIT.2007.909108>

知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2161-8801, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: csa@hanspub.org