

文章编号: 1000-7032(2018)10-1478-08

基于压缩感知与扩展小波树的自适应压缩成像

骆 乐, 陈 钱, 戴慧东, 顾国华, 何伟基*

(南京理工大学 电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094)

摘要: 为了在现有的采样条件下,通过新的压缩采样方式获得计算量小且质量更好的图像,提出了基于压缩感知与扩展小波树的自适应压缩成像方法。首先将图像投影到分区控制的 DMD 上,获得图像在低分辨率下的测量值,并通过压缩感知重构算法重构出低分辨率图像,接着利用扩展小波树预测重要小波位置,通过 DMD 在小波域采样获取图像的细节信息,最后由小波逆变换恢复高分辨率图像。将该方法与最小化全变分算法 (TVAL3) 和近来提出的基于扩展小波树的自适应成像算法 (EWT-ACS) 效果进行对比,实验结果表明,以 boat 图像为例,在压缩感知采样率为 0.75,整体采样率为 10% 的无噪声条件下,该方法相较于 TVAL3、EWT-ACS 算法信噪比提高了 4.63 dB 和 2.87 dB,在附加噪声条件下成像效果也较好。该方法能极大地降低压缩感知重建算法的运行时间,同时减少采样次数,具有较好的抗噪性。

关键词: 压缩感知; 压缩采样; 小波树; 数字微镜阵列

中图分类号: TP751

文献标识码: A

DOI: 10.3788/fjxb20183910.1478

Adaptive Compression Sampling with Compressive Sensing and Extended Wavelet Tree

LUO Le, CHEN Qian, DAI Hui-dong, GU Guo-hua, HE Wei-ji*

(School of Electronic Engineering and Optoelectronics, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

* Corresponding Author, E-mail: hewj@mail.njust.edu.cn

Abstract: In order to obtain the image with a small amount of computation and better quality through a new compression sampling method under the existing sampling conditions. we proposed a new algorithm to achieve the goal. First, the image was projected onto the partitioned digital micro-mirror device (DMD), and the measured values of the image were obtained at low resolution. The low resolution image was reconstructed by the compressive sensing reconstruction algorithm. Then the important wavelet positions were predicted by the extended wavelet tree, and the digital micro-mirror device was used in the wavelet domain. Sampling acquired the details of the image, and finally the high-resolution image was restored by inverse wavelet transform. We compared our algorithm with TVAL3 which was the most commonly used minimization total variational algorithm in compressive sensing image reconstruction and EWT-ACS which was the recently proposed extended wavelet tree-based adaptive imaging algorithm. The results show that when the objective is image boat without noise, our algorithm is 4.36 dB and 2.87 dB higher than TVAL3 algorithm and EWT-ACS algorithm when the compressed sensing ratio is 0.75 and the total sampling ratio is 10%. We also analyzed the results of three algorithms when the image is contaminated by noise. This method

收稿日期: 2018-05-06; 修订日期: 2018-06-21

基金项目: 武器装备预先研究项目 (30102070201) 资助

Supported by Advance Research Projects for Weapons and Equipment (30102070201)

greatly reduces the running time of compressive sensing reconstruction algorithm, while reducing the number of sampling, has a good anti-noise.

Key words: compressed sensing; compressed sampling; wavelet tree; digital micro-mirror device

1 引 言

压缩感知理论^[1-2]由于能够降低成像过程中对传感器的要求,通过对成像目标的全局少量的采样,代替传统的采样,在相同采样率的情况下,可获得更高的图像质量,已被越来越多地应用于光学成像的各个领域^[3-4]。在图像重构过程中,图像的重构质量只与采样个数有关,个别采样值对重构图像质量的影响极小,所以即使在存在噪声污染的情况下,仍然可以较大概率恢复出目标图像,因此基于压缩感知理论的光学成像可在一定程度上减少噪声对成像质量的影响。然而由于成像压力从采样端转移到了图像恢复端,随着图像尺寸的增大,重构图像所需的时间呈现指数增长。如何降低压缩感知成像算法的复杂度,减少成像时间,通过新的压缩采样方式获得计算量小且质量更好的图像,是压缩感知理论更好运用于实践的关键所在。

为了解决上述问题,Deutsch、Averbuch 和 Dekel 提出了基于小波树结构的自适应压缩采样方法^[5-6]。2013 年,Abmann 和 Bayer 将自适应压缩采样方法应用于鬼成像技术,提出了压缩自适应鬼成像方法(Compressive adaptive computational ghost imaging, CCGI)^[7]。相比于压缩感知,这种方法所需采样次数更少,图像重构速度快,适合于任意尺度的图像恢复^[8]。Dai 等^[9]提出基于扩展小波树的自适应成像方法(EWT-ACS),Huo 等^[10-11]提出的系数指导下的单像素成像方法(Adaptive single-pixel imaging method based on guided coefficients, GC-ASPI)和基于共享机制与兄弟关系的压缩自适应鬼成像方法^[12](Compressive adaptive ghost imaging via sharing mechanism and fellow relationship, SMFR-CAGI),进一步挖掘小波树中各节点之间的关系,有效提高了对采样位置预测的准确性,提高了采样率和图像重构效果,减少了重构所需时间。然而基于扩展小波树结构的采样法,由于直接采样重要小波,采样过程中受噪声影响较大。除此以外,Yu 等提出了自适

应压缩鬼成像(Adaptive compressed ghost imaging, ACGI)方法^[13],该方法结合了 CS 与 CCGI 的优点,进一步减少了测量次数,且抗噪性较好。但是 ACGI 在利用小波树确定采样区域的过程中,每次循环都需要运用 CS 重构算法计算小波系数,计算量大。

针对上述问题,本文在扩展小波树的框架下,结合 CS 理论给出了一种基于压缩感知与扩展小波树结构的自适应采样的压缩采样成像方法。将自适应成像中点对点采样获得目标的低分辨率的图像方法改为利用数字微镜阵列(Digital micro-mirror device, DMD)分区控制与 CS 重建,增强了信息获取的准确性,减少了采样次数。运用扩展小波树对采样位置进行预测,最后通过小波逆变换完成图像重构。

2 数字微镜阵列分区控制与小波树结构

由于单像素相机技术将传统的并行采样转换为串行采样,增加了采样时间,图像重构算法在恢复高分辨率图像时需要较长的运行时间。相比于高分辨率成像,这种技术更适用于低分辨图像的获取。基于小波树结构的压缩采样模型,在采用低分辨图像后,通过采样重要小波系数,再由小波逆变换即可获得所需图像。将两种采样方法结合可以用于实际中的压缩采样与成像。

2.1 基于单像素相机的 DMD 分区控制采样

DMD 分区控制^[10,14]是将原先的 DMD 中的每个微镜按区域划分后,使得相同区域的微镜在投影过程中按相同的状态进行翻转。该翻转过程由编程控制单个静态存储器(SRAM)单元的加载状态来实现。由压缩感知理论的测量矩阵的性质,采用二进制随机测量矩阵,SRAM 的加载状态由矩阵中的各元素值决定。因此 DMD 分区控制本质上是同一区域的多个微镜组成一个大的微镜,降低了原先 DMD 的分辨率,增强信息获取的准确性^[15]。DMD 分区控制的过程如图 1,引自文献^[14]。

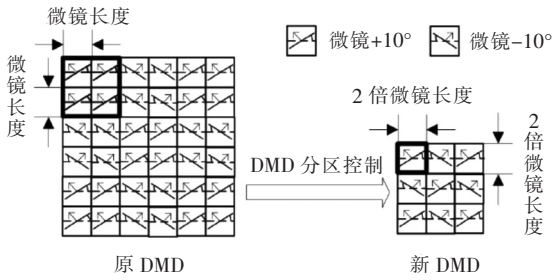


图 1 DMD 分区控制过程,引自文献[14]。

Fig. 1 DMD partition control process, from [14].

如图 1 所示, DMD 分区控制后, 记生成的低分辨率图像大小为 $m_1 \times n_1$, 则对应的一维信号长度为 $N_1 = m_1 \times n_1$, 测量次数记为 $M, M < N_1$, 用于重构算法的测量矩阵为 $\Phi_1 = [\varphi_{11}^T, \varphi_{12}^T, \dots, \varphi_{1M}^T]^T$, 其中 φ_{1i} 为行向量, 对应于第 i 次测量, 则 φ_{1i} 的长度为 $N_1 = m_1 \times n_1$ 。若每 4 个微镜构成一个区域, 翻转状态相同, 记原 DMD 中的实际测量矩阵 $\Phi = [\varphi_1^T, \varphi_2^T, \dots, \varphi_M^T]^T$, 则 φ_i 的长度为 $N = 2m_1 \times 2n_1$ 。显然 DMD 分区控制后用于图像重构计算过程中的测量矩阵变为原来的 1/4 大小, 从而缩短了低分辨率图像重构所需的时间。假设用于重构计算的随机投影 φ_{1i} 和与其对应的实际投影 φ_i 如式 (1) 所示:

$$\varphi_{1i} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ \dots & \dots & \dots \\ 0 & 1 & 0 \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{3 \times 3},$$

$$\varphi_i = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}_{6 \times 6}, \quad (1)$$

由式 (1) 可知, φ_i 实际上是将 φ_{1i} 的每个值重复 4 次后得到的投影矩阵。DMD 分区控制减少了采样次数, 提高了图像数据获取的准确度^[16], 这种分区采样的思想同样可以用于后期小波树结构中图像细节的采样。

2.2 扩展小波树理论

传统自适应压缩采样成像方法由于子系数实际上只包含了父系数所含信息的一部分, 即使是绝对值较大的重要的父系数, 也有可能对应非重要的子系数, 只通过父子关系来采样重要父系数

对应的所有子系数, 会造成采样资源的浪费。基于此, 文献[9]提出了扩展小波树的概念, 不仅考虑小波树结构中上下层系数之间的父子关系, 同时考虑同层不同高频子带中, 相同空间位置处的小波系数之间的兄弟关系^[17-19]。图 2 给出了扩展小波树结构中的父子与兄弟关系。其中, 不同层间的单箭头表示父子关系, 子带间的双向箭头表示兄弟关系。

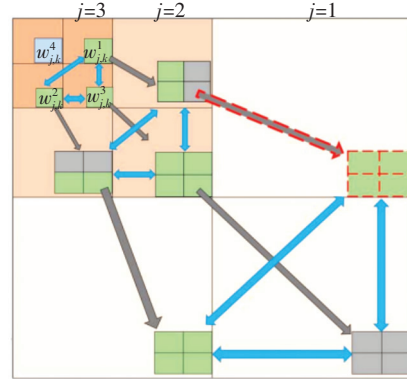


图 2 扩展小波树结构

Fig. 2 Structure of extended wavelet tree

在扩展小波树的模型中, 记 $w_{j,k}^e$ 表示位于空间位置 $k = (k_1, k_2)$ 处的第 j 层的小波系数, $e = 2, 3, 4$ 分别表示对应的 3 个子带, 即水平子带 ($e=2$)、垂直子带 ($e=3$) 和对角子带 ($e=4$)。在 $w_{j,k}^e$ 对应位置处的 4 个子区域分别记为 a, b, c, d , 如图 3 所示, 包含了 $w_{j,k}^e$ 的 4 个子系数的信息。

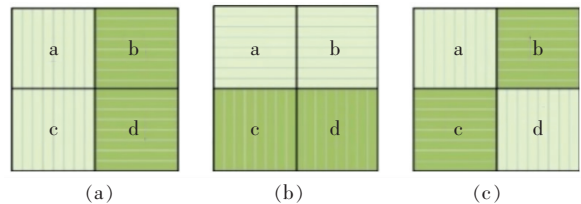


图 3 单次测量的二进制投影图像。(a) 水平方向; (b) 垂直方向; (c) 对角方向。

Fig. 3 Single-measured binary projected image. (a) Horizontal direction. (b) Vertical direction. (c) Diagonal direction.

小波系数 $w_{j,k}^e$ 可由这 4 个子空间区域的测量值线性表示, 如式 (2):

$$\begin{aligned} w_{j,k}^1 &= 2^{-j} [(a + c) - (b + d)] \\ w_{j,k}^2 &= 2^{-j} [(a + b) - (c + d)], \\ w_{j,k}^3 &= 2^{-j} [(a + d) - (b + c)] \end{aligned} \quad (2)$$

根据扩展小波树结构中小波系数间的兄弟关系,

水平和垂直方向的小波系数可以写成两个 DMD 测量差值之和, 如式(3):

$$\begin{aligned} w_{j,k}^1 &= 2^{-j}[\text{diff}_1 + \text{diff}_2] \\ w_{j,k}^2 &= 2^{-j}[\text{diff}_3 + \text{diff}_4] \end{aligned} \quad (3)$$

其中

$$\left\{ \begin{aligned} \text{diff}_1 &= 2^{j-1}(a - b) = \frac{1}{2}(w_{j,k}^1 + w_{j,k}^3) \\ \text{diff}_2 &= 2^{j-1}(c - d) = \frac{1}{2}(w_{j,k}^1 - w_{j,k}^3) \\ \text{diff}_3 &= 2^{j-1}(a - c) = \frac{1}{2}(w_{j,k}^2 + w_{j,k}^4) \\ \text{diff}_4 &= 2^{j-1}(c - d) = \frac{1}{2}(w_{j,k}^2 - w_{j,k}^4) \end{aligned} \right. \quad (4)$$

由式(4)可知, 每一个测量差值都包含了两个对应子系数的信息。如果对角子带上的父系数值已知, 那么位于相同尺度、相同的空间位置上的水平和垂直方向的小波系数的两个差值可以通过计算得到, 由此判断子系数的重要性。

3 压缩感知与扩展小波树理论的自适应压缩成像方法

基于扩展小波树的压缩采样成像方法^[9], 其压缩采样过程主要在于对重要小波系数位置的预测并只采样重要小波系数。对于在小波域稀疏或者可压缩的图像, 大大减少了采样量。但其低分辨率的粗糙图像的获得依旧采用的是点对点的采样过程, 即对低分辨率图像的每个像素进行全采样。本文中对粗糙图像的获取进行了改进, 提出了基于压缩感知与扩展小波树的压缩采样方法。由于压缩感知方法获得的仅仅是低分辨率图像, 所需计算量以及重构图像所需时间很小, 并不会因此增加采样与成像时间。成像方法和流程如下:

对于 $N \times N$ 大小的图像, 记小波分解的层数为 L , 可由 $L = [\log_2 N/2] + C$ 计算获得, 其中 C 为给定常数。在基于 DMD 分区控制与扩展小波树的压缩成像方法中, 首先, 将每 $2^{j-1} \times 2^{j-1}$ ($j = L$) 个微镜组合成一个区域, 由 DMD 分区控制, 产生二值随机投影矩阵对目标图像进行低分辨率测量。接着运用压缩感知重构算法, 计算出分辨率为 $\frac{N}{2^{j-1}} \times \frac{N}{2^{j-1}}$ 的粗糙图像, 对该图像进行小波分解, 并由分解所得的重要系数, 通过扩展小波树预测重要子系数的空间位置, 然后将每 $2^{j-1} \times 2^{j-1}$ ($j = L - 1$) 个微镜组合成一个区域, 由 DMD 通过

两次投影采样获取图像在小波域的子系数, 如此循环直到 $j = 1$, 当获得小波树结构中的所有重要小波系数后, 令非重要系数为 0, 通过小波逆变换就可以恢复出高分辨率的图像。

基于 DMD 分区控制与扩展小波树结构的压缩采样流程如图 4 所示。

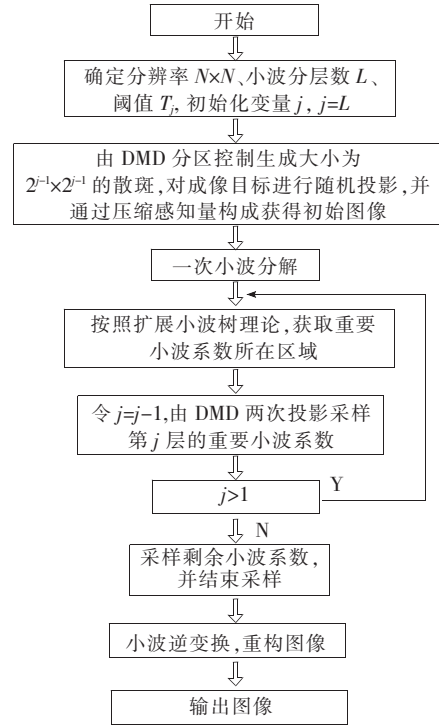


图 4 基于 DMD 分区控制与扩展小波树的压缩成像流程图

Fig. 4 Flow chart of adaptive compression sampling with compressive sensing and wavelet tree structure

由于自然图像绝大多数都是可压缩图像, 不满足稀疏性, 因此利用常用的重构算法很难高质量地恢复图像。因此在低分辨率图像的重构过程中选用最小化全变分算法 (TV minimization scheme based on augmented Lagrangian and alternating direction algorithms, TVAL3) 算法, 该算法不需要投影矩阵满足正交性, 在重构过程中能够很好地保留图像的原有轮廓, 重构效果好。

4 实验测试与分析

为了对成像质量进行评估, 采用峰值信噪比作为评价指标, 其计算表达式如(5)式所示:

$$K_{\text{PSNR}} = 10 \lg \frac{255^2}{D_{\text{MSE}}}, \quad (5)$$

其中:

$$D_{\text{MSE}} = \frac{1}{st} \sum_{i,j=1}^{s,t} [T_0 - \tilde{T}(i,j)]^2, \quad (6)$$

式(6)中, T_0 表示像素为 $s \times t$ 的原图像, $\tilde{T}(i,j)$ 表示使用该算法计算生成的图像, 显然峰值信噪比越高, 图像与原图越接近, 也就意味着成像质量越高。

实验选取灰度图像 boat 和 man 作为测试图像。实验中获得粗糙图像所用的初始采样率以及获得最终图像所用的整体采样率对最终的成像质量有着重要影响。为了更好地确定所选参数, 本文对两幅图像的参数与成像的峰值信噪比进行了统计分析。图 5 给出了两幅图像的初始粗糙图像在压缩感知中的采样率与成像峰值信噪比的曲线图, 其中采样所得的粗糙图像的分辨率为 32×32 。

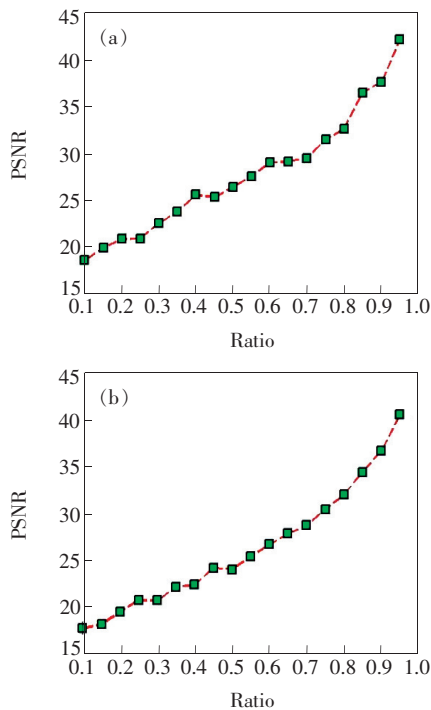


图 5 粗糙图像采样率与粗糙图像峰值信噪比关系图。(a) Boat 图像; (b) Man 图像。

Fig. 5 Rough sample ratio and rough image PSNR. (a) Image boat. (b) Image man.

如图 5 所示, 随着采样率的提高, 图像信噪比呈现上升趋势, 即当采样率达到 70% 以后, 图像信噪比随着采样率的增大, 增长速度加快。然而, 最终成像除了与初始的粗糙图像质量有关, 还与后期的采样情况有关。图 6 给出了当整体采样率为 10% 时, 最终所成图像的信噪比与粗糙图像的

采样率之间的关系。其中横轴为初始粗糙图像的采样率, 纵轴为最终图像的峰值信噪比。

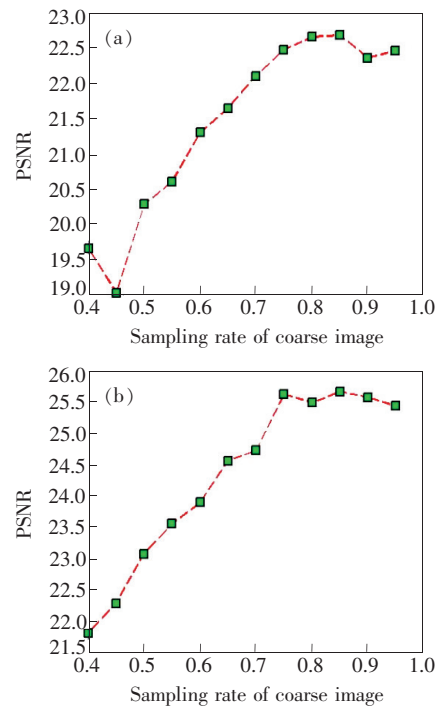


图 6 粗糙图像采样率与最终峰值信噪比关系图。(a) Boat 图像; (b) Man 图像。

Fig. 6 Rough sample ratio and final PSNR. (a) Image boat. (b) Image man.

如图 6 所示, 尽管整体采样率相同, 随着粗糙图像采样率的提高, 图像信噪比整体呈现上升趋势。说明粗糙图像的质量对整体成像质量非常重要, 因为粗糙图像的成像情况影响了后期重要小波系数所在位置的判断, 其判断的准确性直接决定了整体成像的质量。由图 6 可知 boat 和 man 这两幅图像在粗糙图像采样率为 0.7 ~ 0.8 之间时信噪比变化趋缓, 达到较高的信噪比。对照图 5, 当初始粗糙图像的信噪比达到 30 dB 后, 再次提高初始粗糙图像的信噪比对最终成像结果的影响不大。因此选取当粗糙图像信噪比达到 30 dB 时的压缩感知采样量作为初始采样参数, 图 7 给出了两幅图像在给定压缩感知采样率分别为 0.75 时的成像结果, 第一列、第二列和第三列分别对应的整体采样率为 3%、5% 和 10%。成像分辨率为 512×512 。

图 7 中, 从视觉角度看, 采样率仅为 3% 时, 4 幅图像就已经非常清晰了, 只有背景区域以及局部少量纹理丰富的区域相对而言较为模糊。为了

进一步给出量化评价,表 1 列出了在不同采样率下两幅图像的信噪比。

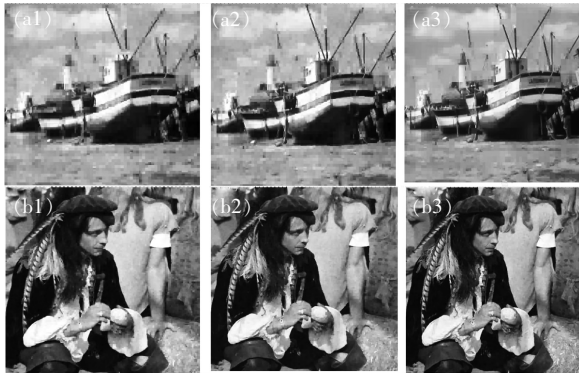


图 7 不同采样率下的成像结果。(a1 ~ a3) Boat 图像整体采样率为 3%、5%、10%;(b1 ~ b3) Man 图像整体采样率为 3%、5%、10%。

Fig. 7 Different results under different ratios. (a1 - a3) Image boat under 3% , 5% , 10% ratio. (b1 - b3) Image man under 3% , 5% , 10% ratio.

表 1 不同采样率下两幅图像的信噪比

Tab. 1 PSNR of the two images under different sample ratio

Image/Sample ratio	Boat	Man
3%	23.024 0	20.851 8
5%	24.028 5	21.498 3
10%	25.606 8	23.976 8

图 8 给出了采样率与峰值信噪比之间的曲线关系,其中初始粗糙图像依旧按 0.75 的采样率通过压缩感知重构获得,信噪比通过多次计算取平均值记录。

结合表 1 和图 8 可知,随着采样率的提高,图像信噪比整体呈现上升趋势,其中 boat 在采样率达到 10% 后,信噪比的提高速度变缓,说明对于边界清晰、纹理变化相对简单的图像,在一定的采样量范围内,少量细节的增加不影响图像的成像质量。而对于 man 图像,在头发、头饰、衣服、背景处均存在较为复杂的纹理,随着采样量的提高,不同的纹理区域的获得将越来越清晰,因此在采样率达到某些关键值时,图像信噪比会大幅提高,在个别点处曲线出现的波动主要来源于初始粗糙图像的成像质量的波动。当粗糙图在重构时出现错误,会使得后期小波系数的采样出现可能的偏差,尤其在采样量较大时,这种偏差反而会导致成像质量的降低。

为了验证该算法的有效性,将该算法与压缩感知中的 TVAL3 算法以及扩展小波树算法 EWT-ACS

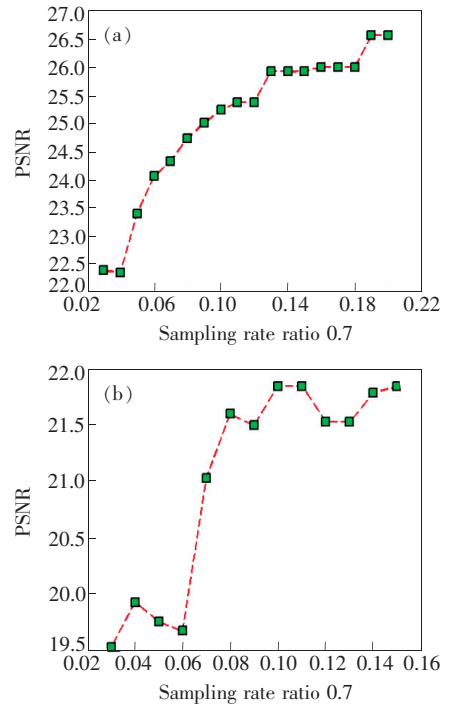


图 8 采样率与信噪比关系图。(a) Boat 图像;(b) Man 图像。

Fig. 8 Sample ratio and PSNR. (a) Image boat. (b) Image man.



图 9 3 种不同算法下的成像结果。a1 ~ a3 为 boat 图像在 TVAL3、EWT-ACS 及本文算法下的结果;b1 ~ b3 为 man 图像在 TVAL3、EWT-ACS 及本文算法下的结果;c1 ~ c3 为 b1 ~ b3 图像放大后的面部图像。

Fig. 9 Imaging results under three different algorithms. (a1 - a3) are results of boat with three algorithms. (b1 - b3) are results of man with three algorithms. (c1 - c3) are magnified image of man.

结果进行了比较。图 9 给出了 boat 和 man 图像在 3 种不同算法下的成像结果。

图 9 中,3 种算法的采样率均设置为 10%,图像 boat 在 3 种不同算法下的信噪比分别为:20.167 4, 21.932 3, 24.801 2 dB; 图像 man 在 3 种不同算法下的信噪比分别为:19.392 5, 21.680 3, 23.976 8 dB。从视觉角度看, TVAL3 算法所成图像较为模糊, 但整体轮廓的连续性高; EWT-ACS 及本文算法整体清晰度更高, 但均不同程度地存在一定的块状马赛克现象。由于在相同采样率的条件下, 本文算法对细节的采样量更大, 因此块状现象相对不明显。这点从放大后的 man 的面部细节可以看得更加清楚。图 9(c2) 中在羽毛处有较多的大的块状分布, 而图 9(c3), 块状分布明显减小, 图像边缘的连续性更高。

为了进一步分析该方法受成像过程中的噪声影响情况, 在实验中模拟含探测噪声的采样过程,

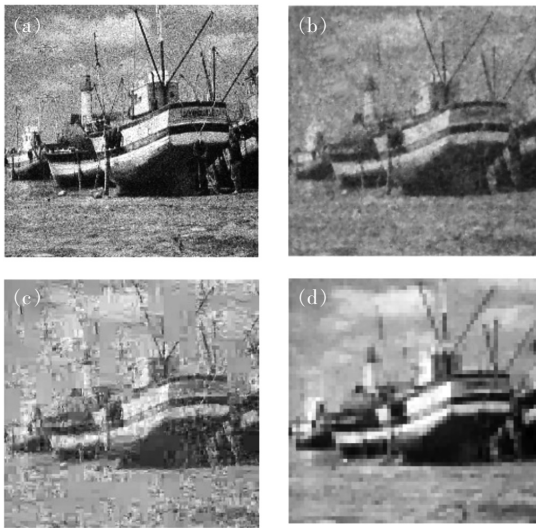


图 10 不同算法成像结果。(a) 添加噪声后图像; (b) TVAL3 算法结果; (c) EWT-ACS 算法结果; (d) 本文算法结果。

Fig. 10 Imaging result with noise. (a) Imaging with noise. (b) Result with TVAL3. (c) Result with EWT-ACS. (d) Result with our method.

对采样过程添加标准差为 25 的高斯白噪声。加噪后的 boat 图像如图 10 所示, 采样率依旧为 10%。

由图 10 可见, 3 种算法成像过程由于受噪声影响, 图像质量均出现不同程度的下降, (b) ~ (d) 所对应的峰值信噪比分别为 20.002 2, 17.259 7, 20.008 0 dB。其中, EWT-ACS 算法受噪声影响最为严重, 因为该算法成像过程中, 低分辨率的粗糙图像以及小波系数由于都是逐点采样, 每次采样均受到较大的噪声影响。TVAL3 算法一次采集多个点的像素, 在相同强度的噪声下, 计算所得的每个像素受噪声影响降低, 因此信噪比反而较高。本文算法在获得初始粗糙图像时采用 TVAL3 算法, 受噪声影响小。

5 结 论

为了在获取高分辨率图像的同时减少采样时间, 同时降低图像重构的计算量, 本文从采样过程出发, 提出了一种基于压缩感知与扩展小波树的自适应采样的压缩采样成像方法。实验中, 对算法所需参数进行了详细讨论, 并与压缩感知算法 (TVAL3) 和扩展小波树的压缩采样算法 (EWT-ACS) 的结果进行了比较分析。结果表明, 当参数设置为压缩感知采样率 0.75, 整体采样率为 10% 时, 由具体量化值可知, 图像 boat 在 3 种不同算法下的信噪比分别为: 20.167 4, 21.932 3, 24.801 2 dB; 图像 man 在 3 种不同算法下的信噪比分别为: 19.392 5, 21.680 3, 23.976 8 dB。本文提出的采样方法所获得的图像效果最好, 峰值信噪比最高。

而在模拟含探测噪声的采样过程中, 对添加高斯白噪声的 boat 图像, 本文方法与 EWT-ACS 方法最终获得图像的峰值信噪比分别为 17.259 7 dB 和 20.008 0 dB。因此, 当存在噪声影响时, EWT-ACS 方法受噪声影响严重, 本文方法由于结合了压缩感知算法, 有较好的抗噪性。

参 考 文 献:

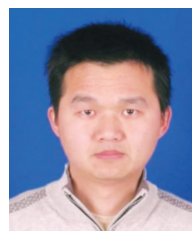
- [1] 张杰, 史小平. 结合压缩感知和曲波的天文图像去噪 [J]. 光学精密工程, 2017, 25(5): 1387-1394.
ZHANG J, SHI X P. Astronomical image denoising with compressed sensing and curvelet [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(5): 1387-1394. (in Chinese)
- [2] 马彦鹏, 王亚南, 王义坤, 等. 基于压缩感知的单点探测计算成像技术研究 [J]. 光学学报, 2013, 33(12):

- 118-124.
- MA Y P, WANG Y N, WANG Y K, *et al.*. Study of single-pixel detection computational imaging technology based on compressive sensing [J]. *Acta Opt. Sinica*, 2013, 33(12):118-124. (in Chinese)
- [3] 王昕, 吉桐伯, 刘富. 结合目标提取和压缩感知的红外与可见光图像融合 [J]. *光学精密工程*, 2016, 24(7):1743-1753.
- WANG X, JI T B, LIU F. Fusion of infrared and visible images based on target segmentation and compressed sensing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(7):1743-1753. (in Chinese)
- [4] LI Q F, GUO K Y, TANG B, *et al.*. Scattering center modelling based on compressed sensing principle from under-sampling scattering field data [C]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE, Beijing*, 2016:2672-2675.
- [5] DEUTSCH S, AVERBUSH A, DEKEL S. Adaptive compressed image sensing based on wavelet modeling and direct sampling [C]. *Proceedings of The 8th International Conference on Sampling Theory and Applications, Marseille, France*, 2009.
- [6] AVERBUSH A, DEKEL S, DEUTSCH S. Adaptive compressed image sensing using dictionaries [J]. *Inform. Proc. Manag.*, 2012, 43(3):730-739.
- [7] ABMANN M, BAYER M. Compressive adaptive computational ghost imaging [J]. *Sci. Rep.*, 2013, 3:1545.
- [8] SUN M J, MENG L T, EDGAR M P, *et al.*. A Russian dolls ordering of the hadamard basis for compressive single-pixel imaging [J]. *Sci. Rep.*, 2017, 7(1):3464-3470.
- [9] DAI H D, GU G H, HE W J, *et al.*. Adaptive compressed sampling based on extended wavelet trees [J]. *Appl. Opt.*, 2014, 53(29):6619-6628.
- [10] HUO Y R, HE H J, CHEN F, *et al.*. Adaptive single-pixel imaging based on guided coefficients [J]. *J. Opt. Soc. Am. A: Opt. Image Sci. Vision*, 2017, 34(1):39-51.
- [11] HUO Y R, HE H J, CHEN F. Compressive adaptive ghost imaging via sharing mechanism and fellow relationship [J]. *Appl. Opt.*, 2016, 55(12):3356-3367.
- [12] CHEN R, LIU H, ZHANG H, *et al.*. Edge smoothness enhancement in DMD scanning lithography system based on a wobulation technique [J]. *Opt. Express*, 2017, 25(18):21958-21968.
- [13] YU W K, LI M F, YAO X R, *et al.*. Adaptive compressive ghost imaging based on wavelet trees and sparse representation [J]. *Opt. Express*, 2014, 22(6):7133-7144.
- [14] 刘海英, 李云松, 吴成柯. 一种数字微镜阵列分区控制和超分辨重建的压缩感知成像法 [J]. *光子学报*, 2014, 43(5):175-182.
- LIU H Y, LI Y S, WU C K. A method for compressive sensing of images based on zone control of digital micromirror device and super-resolution [J]. *Acta Photon. Sinica*, 2014, 43(5):175-182. (in Chinese)
- [15] BHATTACHARYA I, HUMSTON J J, CHEATUM C M, *et al.*. Accelerating two-dimensional infrared spectroscopy while preserving lineshapes using GIRAF [J]. *Opt. Lett.*, 2017, 42(22):4573-4576.
- [16] LIU X F, YAO X R, WANG C, *et al.*. Quantum limit of photon-counting imaging based on compressed sensing [J]. *Opt. Express*, 2017, 25(4):3286.
- [17] WORINGER M, DARZACQ X, ZIMMER C, *et al.*. Faster and less phototoxic 3D fluorescence microscopy using a versatile compressed sensing scheme [J]. *Opt. Express*, 2017, 25(12):13668-13683.
- [18] DARDIKMAN G, SHAKED N T, TURKO N A, *et al.*. Optimal spatial bandwidth capacity in multiplexed off-axis holography for rapid quantitative phase reconstruction and visualization [J]. *Opt. Express*, 2017, 25(26):33400.
- [19] CHUI C K. Wavelets: a tutorial in theory and applications [J]. *Wavelet Anal. Appl.*, 1992(2):345-348.



骆乐(1986 -),男,江苏宿迁人,博士研究生,2010年于南京理工大学获得硕士学位,主要从事光学成像和光电探测等方面的研究。

E-mail: wslla@126.com



何伟基(1981 -),男,广东韶关人,博士,副研究员,博士生导师,2009年于南京理工大学获得博士学位,主要从事光电成像与光电探测等方面的研究。

E-mail: hewj@mail.njust.edu.cn