

左胤杰, 赵君喜. 基于纹理信息的图像自适应分块压缩感知算法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 128-135. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240719

基于纹理信息的图像自适应分块压缩感知算法

左胤杰, 赵君喜

(南京邮电大学 通信与信息工程学院, 南京 210003)

摘要: 针对传统分块压缩感知算法中对各图像块分配相同采样率, 限制图像重构质量的问题, 本文提出一种基于纹理信息的采样率自适应分块压缩感知算法。在观测端将图像一维灰度熵和标准差作为纹理信息量的衡量标准, 使用 K-means++ 算法将图像块按照纹理信息的相似性分为 3 类; 结合边缘信息为 3 类图像块分配自适应采样率, 并进行采样率二次分配; 在重构端为缓解重构图像产生的块效应, 采用分层分块结构结合改进的平滑投影 Landweber 算法进行重构。实验结果表明: 在不同的采样率下, 本算法重构图像在客观重构质量和主观视觉效果上均有一定提升, 重构图像的块效应也得到缓解。

关键词: 分块压缩感知; 自适应采样率; 纹理信息; 平滑投影 Landweber 算法; 块效应

中图分类号: TN919.8

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)07-0128-08

Adaptive block compressed sensing algorithm of image based on texture information

ZUO Yinjie, ZHAO Junxi

(School of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: To address the problem of assigning the same sampling rate to each image block in the traditional block compressed sensing algorithm, which limits the image reconstruction quality. A sampling rate adaptive block compressed sensing algorithm based on texture information is proposed. At the observation end, the method uses the one-dimensional grayscale entropy and standard deviation of the image as the measurement criteria for the amount of texture information, uses the K-means++ algorithm to divide the image blocks into three categories based on the similarity of the amount of texture information, and then combines edge information to allocate adaptive sampling rates for the three types of image blocks, and performs a secondary allocation of sampling rates; At the reconstruction end, in order to alleviate the blocking effect generated by the reconstructed image, a layered block structure combined with an improved smoothed projected Landweber algorithm is used for reconstruction. The experimental results show that under different sampling rates, the reconstructed images using this algorithm have certain improvement in both objective reconstruction quality and subjective visual effect, and the block effect has also been alleviated.

Key words: block compressed sensing; adaptive sampling rate; texture information; smooth projection Landweber algorithm; block effect

0 引言

压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论打破了奈奎斯特采样定理带来的约束, 允许压缩和采样同时进行, 降低了对采样率的要求, 使得压缩感知迅速成为研究热点^[1-2]。近年来压缩感知引起了人们的广泛关注, 但是将 CS 理论应用到二维图像时, 观测矩阵规模过大会导致储存压力和计算复杂度的增加。为了克服 CS 理论的弊端, 2006 年 GAN L^[3] 提

出了针对图像的分块压缩感知算法(Block Compressed Sensing, BCS)对图像进行分块观测重构, 相比于对整幅图像直接处理, 能够减小观测矩阵的规模, 实现图像快速重建。

MUN S^[4] 在 BCS 算法的基础上提出了基于平滑投影 Landweber 重建的分块压缩感知算法(BCS with Smoothed Projected Landweber, BCS-SPL), 进一步提高图像重构质量。但以上方法对每个图像块都采用相同的测量矩阵, 忽略了图像块间的信息分布

作者简介: 左胤杰(1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 压缩感知理论与应用。

通讯作者: 赵君喜(1963-), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 压缩感知理论与应用, 视频信息检测。Email: junxi_zhao@163.com

收稿日期: 2023-04-18

差异,限制重构性能。于是自适应采样分块压缩感知理论(Adaptive BCS, ABCS)被提出,ABCS依据图像块特征自适应分配采样率,以期提高图像重构性能^[5]。DUAN等^[6]通过计算相邻块间的误差,估计每个图像块的误差能量,对图像进行自适应观测和重构,但该方法要储存的测量矩阵数量与分块数量一致,增加了储存开销;LI等^[7]提出了一种基于图像块方差的采样率自适应分配策略,依据图像块的方差对图像块分类并分配不同的采样率,但是其分类阈值是手动设定的,对不同类型的图像普适性较差;LUO等^[8]在文献[7]的基础上结合图像边缘信息并将分类阈值设定为图像块采样率最大值与最小值区间的三等分,重构效果得到提升但仍不明显;吴睿^[9]研究了基于标准差、灰度熵以及全变差的自适应采样分块压缩感知算法,其重构性有一定的提升;Cuiping等^[10]利用了图像小波变换子带中各块对图像重构的不同贡献,基于块内容进行子带自适应采样率计算,提高了重构图像质量。AKBARI^[11]和GROSCHER^[12]从测量方法入手,分别采用二进制测量矩阵和局部测量的方法进行改进,其重构图像的质量均有提升。以上算法的图像重构效果均有提升,但这些算法均未综合考虑图像纹理信息对于自适应采样率分配的影响,且观测矩阵数量与图像块数量成正比,加大了储存开销^[13]。本文在BCS-SPL算法的基础上,通过分析图像块的不同纹理信息特征,并且考虑重构时分块结构对重构性能的影响,提出了一种基于纹理信息自适应采样的图像分块压缩感知算法。

1 图像分块压缩感知算法

BCS-SPL算法将大小为 $N = W \times H$ 的图像分为 m 个大小为 $B \times B$ 且不重叠的图像块,第 i 个块的列向量形式为 $\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, m, m = N/B^2$ 。在观测端采用相同的大小为 $M_B \times B^2$ 高斯随机矩阵 Φ_B 分别对每个块进行观测, M_B 为采样率与图像块大小平方的乘积,即 $M_B = SR_i \cdot B^2$,得到观测向量 \mathbf{y}_i ,公式(1):

$$\mathbf{y}_i = \Phi_B \cdot \mathbf{x}_i \quad (1)$$

在BCS-SPL算法中,所有观测矩阵 Φ_B 组成对角结构矩阵,作为整幅图像的观测矩阵 Φ ,式(2):

$$\Phi = \begin{pmatrix} \Phi_B & & & \\ & \Phi_B & & \\ & & \dots & \\ & & & \Phi_B \end{pmatrix} \quad (2)$$

各图像块采样率 $SR_i = M_B/B^2$,这样做的好处在于只需要储存一个大小为 $M_B \times B^2$ 的观测矩阵 Φ_B 对每个图像块进行观测,大大降低了计算和储存成本。

各图像块采用相同采样率,不考虑图像内容的采样方式,限制了压缩感知算法性能的提升,割裂了相邻相似块之间的相关性,导致重构图像产生块效应,且分块越小,块效应越明显,降低了图像重构质量和视觉效果^[14-15]。

2 基于纹理信息的采样率自适应分块压缩感知算法

为克服BCS-SPL算法的缺陷,提升重构图像的性能,本文根据图像纹理特征在局部范围的差异性提出一种改进算法,在观测端对图像分块并按照图像纹理信息相似程度使用K-means++算法聚类,依据聚类结果自适应分配采样率。为防止过采样和欠采样,设置采样率上界与下界,进行采样率二次分配,保证了采样率的合理分配。在重构端,为减轻重构图像块效应,采用分层分块结构,在观测端使用小尺寸图像块进行降维观测,在重构端将若干小尺寸观测值和观测矩阵分别拼接成大尺寸块,并通过改进的平滑投影Landweber算法进行重构。实验结果表明,本文算法在保持总采样率不变的情况下提高了重构图像的主观视觉效果和客观重构质量,并且有效抑制了块效应。本文算法流程如图1所示。

2.1 基于纹理信息采样率自适应分配算法

自然图像包含一定的局部纹理特征,对图像分块后,可根据这些特征标识每个块。如WANG等^[16]通过计算图像块的全变差来标识每个图像块所含纹理特征;ZHANG^[17]和Monika等^[18]用图像块的视觉显著性衡量图像块所含纹理信息量,之后对纹理细节较少块进行少量采样,对纹理复杂块分配以较高采样率。在总体采样率不变的情况下,将有限的采样率进行合理的分配,提高重构效果^[19]。

本文提出的基于纹理信息的采样率自适应分配算法,观测端由3个部分组成:提取图像块纹理信息、将图像块按照纹理信息相似度聚类、计算各类图像块自适应采样率。

1) 提取图像块纹理信息

图像的纹理信息的丰富程度可以通过一些指标度量,为了能够精确刻画图像块纹理信息的差异性,采用图像的灰度熵以及标准差结合边缘信息作为图像纹理信息的度量。

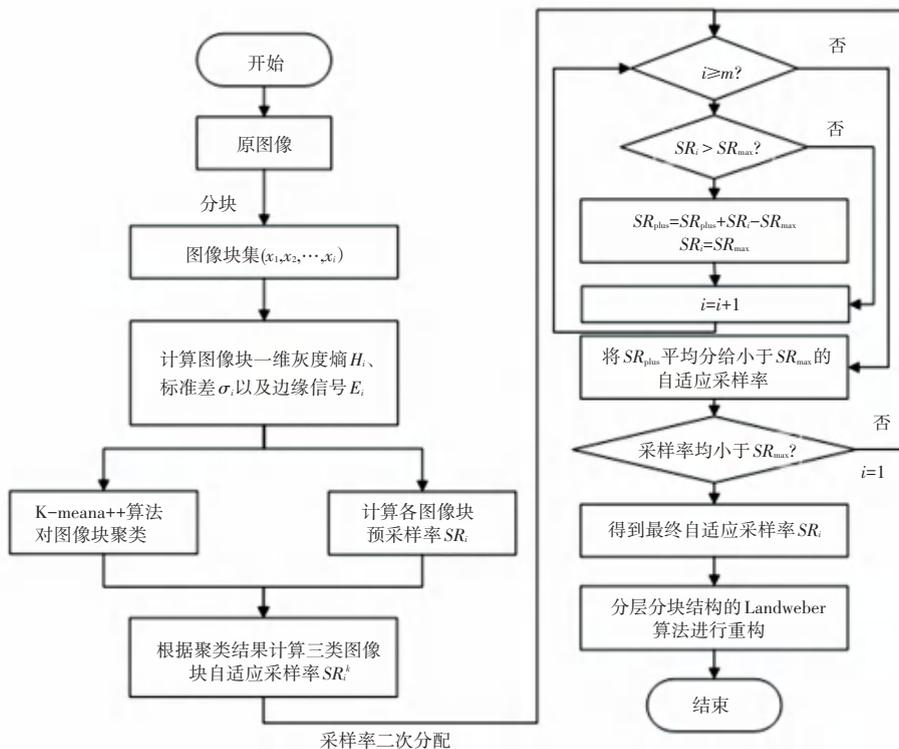


图1 本文算法流程图

Fig. 1 Algorithm flowchart in this article

分别计算出图像块 i 的灰度熵 H_i , 标准差 σ_i , 以及边缘信息 E_i 。灰度熵和标准差分别定义为式(3)和式(4):

$$h_i = - \sum_{j=0}^{255} p_j \log_2 p_j, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

$$\sigma_i = \frac{1}{B \times B} \sum_{x=1}^B \sum_{y=1}^B \sigma(x, y), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

其中, p_j 为灰度级 j 在图像块中出现的频率; $\sigma(x, y)$ 为图像块内坐标为 (x, y) 的像素的 3×3 标准差; E_i 是使用 Schar 卷积核的 Sobel 边缘检测计算出的图像块边缘点个数。

2) 对图像块按照纹理信息相似度聚类

在 ABCS 中, 观测矩阵的数量与图像块数量成正比, 若对各图像块分别采用不同的观测矩阵进行降维观测, 将会加大后续储存和计算开销。为减轻存储压力和计算复杂度, 将得到的各图像块一维灰度熵 H_i 以及标准差 σ_i 作为 K-means++ 聚类算法的输入, 将图像块按照纹理信息的丰富程度, 由多到少聚类为 3 类: 纹理块、过渡块以及平坦块, 式(5);

$$x_i^k \in \begin{cases} \uparrow \text{纹理块}, & k \in \text{Texture} \\ \uparrow \text{过渡块}, & k \in \text{Transition} \\ \uparrow \text{平坦块}, & k \in \text{Smooth} \end{cases} \quad (5)$$

3) 计算各类图像块自适应采样率

Step 1 为防止发生过采样和欠采样, 设定采样率上界 SR_{max} 以及采样率下界 SR_{min} , 式(6)和式(7):

$$SR_{min} = \begin{cases} SR/2, & 0 < SR \leq 0.1 \\ 0.05, & 0.1 < SR \leq 1 \end{cases} \quad (6)$$

$$SR_{max} = 1 - SR_{min} \quad (7)$$

Step 2 根据预采样率公式(8)计算各图像块的预采样率 SR_i :

$$SR_i = (SR - SR_{min}) \cdot \frac{N}{B^2} \cdot \left(\frac{H_i}{\sum_{i=1}^m H_i} + \frac{\sigma_i}{\sum_{i=1}^m \sigma_i} + \frac{E_i}{\sum_{i=1}^m E_i} \right) / 3 + SR_{min} \quad (8)$$

Step 3 按照聚类结果和预采样率 SR_i , 对每类图像块的预采样率求和再取平均, 作为这类图像块的自适应采样率 $SR^k, k \in \{\text{Texture}, \text{Transition}, \text{Smooth}\}$;

Step 4 进行采样率二次分配算法, 防止过采样的情况发生。步骤如下:

(1) 扫描自适应采样率集合 $SR_i =$

$\{SR_1, SR_2, \dots, SR_i\}$, 若所有自适应采样率均小于等于 SR_{max} , 则结束采样率二次分配;

(2) 若有自适应采样率 $SR_i > SR_{max}$, 则计算所有大于 SR_{max} 的采样率的超出部分并求和得到 SR_{plus} , 并将这些自适应采样率设为 SR_{max} ;

(3) 将 SR_{plus} 平均分给所有小于 SR_{max} 的自适应采样率;

(4) 判断所有自适应采样率是否均小于等于 SR_{max} , 如果是则结束采样率二次分配; 否则返回 (1), 直至所有自适应采样率均小于等于 SR_{max} 。

2.2 分层分块结构平滑投影 Landweber 算法重构

BCS 算法虽然能解决压缩感知理论观测和重构的高复杂度难题, 但是对图像的分块造成了整体性的割裂, 重构图像出现块效应, 且分块尺寸越小块效应越明显。若在分块时采用较大尺寸, 则可有效地抑制块效应, 但较大的分块尺寸会使得观测矩阵的尺寸随之变大, 使得传输速度减慢和储存成本增加, 难以发挥分块优势。

为有效缓解块效应的同时不增加储存压力, 本文延续了 BCS-SPL 算法中的凸投影和滤波交替迭代求解的基本框架, 并在此基础上做了如下改进:

(1) 采用分层分块结构结合平滑投影 Landweber 算法对图像进行重构, 在观测端采用小尺寸图像块观测, 在重构端将小尺寸观测向量以及观测矩阵合并为大尺寸块进行重构。确保在不增加储存和计算复杂度的情况下抑制重构时产生的块效应, 原理如下:

设观测与重构时的图像分块尺寸分别为 B_1 和 B_2 。为实现分层分块结构, B_1 和 B_2 需要满足关系式(9):

$$B_1 < B_2 \text{ 且 } B_2 = 2^l \times B_1, l = 1, 2, 3, \dots, L \quad (9)$$

其中, l 为常数。

分层分块结构首先在观测时将图像 X 分为 m 个不重叠的大小为 $N_B = B_1 \times B_1$ 的图像块 $X_{bi} (i = 1, 2, \dots, m)$, 并转化为大小为 $N_B \times 1$ 的一维向量 x_{bi} ; 构造大小为 $M_B \times N_B$ 观测矩阵 Φ_{bi} , 观测得到大小为 $M_B \times 1$ 的观测向量 y_{bi} , 如式(10):

$$y_{bi} = \Phi_{bi} \cdot x_{bi}, i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

在重构端将观测端的测量值向量 y_{bi} 、观测矩阵 Φ_{bi} 以及一维向量 x_{bi} 进行拼接和重组成为大尺寸块。设 $l = 1$, 拼接过程如式(11)所示:

$$y = \begin{pmatrix} \hat{y}_{b1} \\ \hat{y}_{b2} \\ \hat{y}_{b3} \\ \hat{y}_{b4} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{e} \\ \hat{e} \\ \hat{e} \\ \hat{e} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \hat{u} \\ \hat{u} \\ \hat{u} \\ \hat{u} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{e} \\ \hat{e} \\ \hat{e} \\ \hat{e} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \hat{u} \\ \hat{u} \\ \hat{u} \\ \hat{u} \end{pmatrix} = \Phi_{\Lambda} \cdot \begin{pmatrix} \hat{x}_{b1} \\ \hat{x}_{b2} \\ \hat{x}_{b3} \\ \hat{x}_{b4} \end{pmatrix} \quad (11)$$

其中, Φ_{Λ} 是 4 个测量矩阵 Φ_{bi} 构成的对角矩阵。

将拼接好的 y 和 Φ_{Λ} 作为输入, 使用改进的平滑投影 Landweber 重建算法对图像进行重构, 得到重构图像。

分层分块结构如图 2 所示。

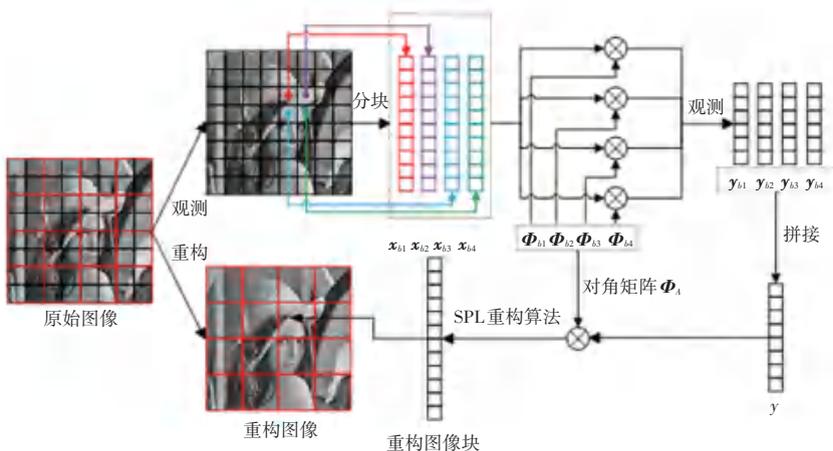


图 2 分层分块结构

Fig. 2 Layered block structure

(2) 多次维纳滤波操作会导致重构图像纹理区过于平滑, 丧失边缘细节, 故将每次迭代中的维纳滤

波操作改为仅对初始图像进行单次维纳滤波, 即把 BCS-SPL 算法中的维纳滤波操作独立到迭代操作

之前,只对初始图像进行一次维纳滤波操作。

3 算法实验与结果分析

3.1 测试图像选择以及参数设置

为了验证本文算法的有效性,选择 5 张具有不同纹理复杂度的大小均为 512×512 的标准测试图像 Lena、Barbara、Peppers、Goldhill、Mandrill 进行仿真验证。

仿真实验中,总采样率 $SR = [0.1, 0.5]$,选择高斯随机矩阵作为观测矩阵,分块大小设置为 32×32 , $l = 1$,即重构端分块大小为 64×64 。选择 BCS-SPL 算法、文献[6]、[7]和[10]的算法作为对比算法,进行仿真对比分析。

3.2 图像聚类效果及采样率自适应分配结果

$SR = 0.5$ 下 Goldhill 图像 32×32 分块的聚类结果如图 3 所示,其中黑色块表示平坦块,灰色块表示过渡块,白色块表示纹理块。对比原始图像可以看出,Goldhill 图像天空区域所含纹理信息较少,平坦块多聚集于此;而天空与山的交界区域以及森林部分纹理信息分布较为均匀,属于过渡块;而近景房屋区域纹理部分较为复杂,纹理块多分布于此。图像块聚类结果符合图像纹理分布特征,证明了本文所提基于纹理信息采样率自适应分配算法的有效性。Goldhill 图像采样率分配结果如图 4 所示,可以看出

3 类图像块被分配以不同的采样率,只需储存 3 个观测矩阵即可,大大减少了储存和运算压力。



(a) 原始图像 (b) 聚类后图像

图 3 Goldhill 图像聚类结果

Fig. 3 Goldhill image clustered results

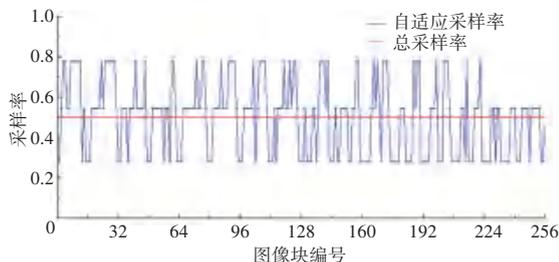
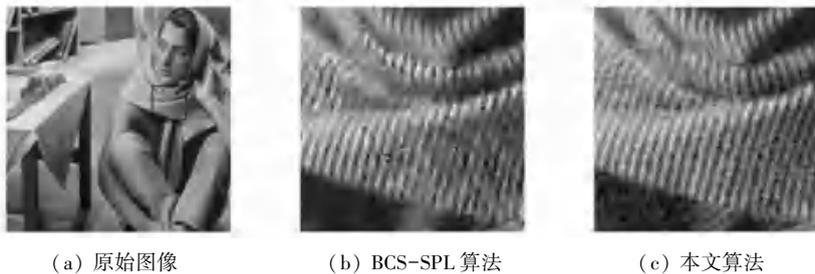


图 4 Goldhill 图像采样率分配结果

Fig. 4 Goldhill image sampling rate allocation results

3.3 重构图像主观视觉效果对比

Barbara 和 Goldhill 图像在 $SR = 0.5$ 下本文算法与 BCS-SPL 算法重构图像主观视觉效果对比如图 5 和图 6 所示。为方便分析重构图像纹理细节,现将测试图像的纹理特征突出区域进行放大。



(a) 原始图像 (b) BCS-SPL 算法 (c) 本文算法

图 5 Barbara 图像不同算法重构图像

Fig. 5 Reconstructed image using different algorithms for Barbara image



(a) 原始图像 (b) BCS-SPL 算法 (c) 本文算法

图 6 Goldhill 图像不同算法重构图像

Fig. 6 Reconstructed image using different algorithms for Goldhill image

从图 5 可以明显看出本文算法 Barbara 重构图像的条纹和之间的间隔都更加清晰,块状噪声点相

对其他两幅图像也较少;对于 Goldhill 重构图像,图 6(c) 的格子窗重构效果更好,能够从墙体中明显区

分出来,图 6(b)墙体比较模糊,并且有一些不稳定的点状噪声。这是由于本文算法在总采样率 SR 不变的情况下,对纹理区域分配更高的采样率,使其得到充分的重构,并对采样率实现二次分配,将多余的采样率分给平坦区域,提升整体视觉效果,实现有限的采样率的合理分配。

Lena、Peppers 以及 Mandrill 图像在采样率 $SR = 0.5$ 下 BCS-SPL 算法与本文算法不同分块测量结构重构图像如图 7~图 9 所示。可以看出使用传统分块结构 BCS-SPL 算法重构图像在图像块的交界处会产生比较明显的块效应,视觉效果不佳;使用分层分块结构的本文算法重构图像的块效应得到有效缓解,并且由于单次维纳滤波操作改进,使得边界处的纹理细节不会被平滑,整体重构效果接近原图。



(a) BCS-SPL 算法 (b) 本文算法

图 7 Lena 图像不同分块测量结构重构图像

Fig. 7 Reconstruction of Lena images with different block structures



(a) BCS-SPL 算法 (b) 本文算法

图 8 Peppers 图像不同分块测量结构重构图像

Fig. 8 Reconstruction of Peppers images with different block structures



(a) BCS-SPL 算法 (b) 本文算法

图 9 Mandrill 图像不同分块测量结构重构图像

Fig. 9 Reconstruction of Mandrill images with different block structures

3.4 重构图像客观性能对比

本文算法与对比算法在采样率 $SR = [0.1, 0.5]$ 范围内重构 Lena 图像的峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, $PSNR$) 对比图如图 10 所示,本文算法得到的重构图像具有更好的性能指标。相比

BCS-SPL 算法在低采样率 $SR = [0.1, 0.3]$ 处提高了 3.6~5.3 dB,在高采样率 $[0.4, 0.5]$ 处约平均提高了 2.9~3.3 dB。相比文献 [6]、[7] 和 [10] 算法, $PSNR$ 分别有 3.3~5.7 dB、2.2~4.31 dB 以及 0.06~1.32 dB 的提升,验证了本文算法的有效性。

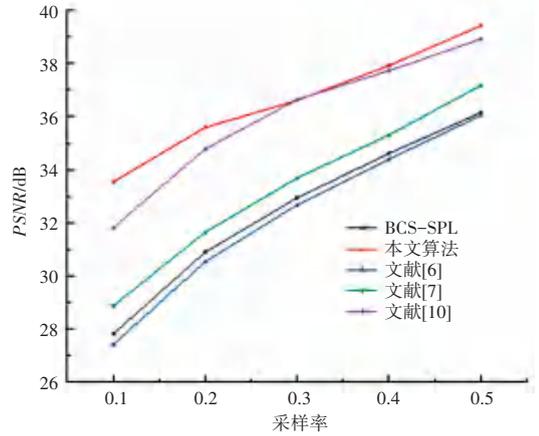


图 10 5 种算法对 Lena 图像的重构结果比较

Fig. 10 Comparison of reconstruction results of Lena image using five algorithms

本文算法与另外 4 种对比算法在重构 Barbara、Peppers、Goldhill 以及 Mandrill 图像时的 $PSNR$ 值对比结果见表 1~表 4。与其他算法相比,本文算法均能取得更好的重构效果。其中,对于纹理信息较少的 Peppers 图像来说,本文算法重构图像 $PSNR$ 相比另外 4 种算法分别提升了 3.7~4.2 dB、1.5~3.2 dB、4.1~4.9 dB 以及 0.9~1.7 dB, $PSNR$ 提升幅度适中,这是因为无论是在低采样率还是高采样率下,由于 Peppers 图像本身的纹理特性较为平坦,块间纹理信息差距明显,导致不同类型块间采样率分配差异不大,最终重构图像 $PSNR$ 相比其他算法有提升,但是提升幅度适中。

对于 Barbara 以及 Mandrill 等纹理信息较为丰富的图像来说,本文算法重构性能优势更加明显。Barbara 图像在低采样率 $SR = [0.1, 0.3]$ 下的重构效果提升明显,重构图像 $PSNR$ 值对比其他算法分别提升了 5.3~6.5 dB、6.0~7.1 dB、5.3~6.3 dB 以及 4.5~4.7 dB。原因是在低采样率下,采样次数本身较少,本文提出的采样率自适应分配算法可以根据各块对重构图像质量的影响动态分配采样率,以降低平坦块的采样率为代价提升纹理块的采样率,进而提升纹理块的重构质量。由于这些图像纹理块占比本身比较大,所以图像整体的 $PSNR$ 提升值较高。在高采样率下,其 $PSNR$ 值也分别有 3.4~4.2 dB、4.8~5.3 dB、3.4~4.3 dB 以及 3.2~3.7 dB 的提升。

综上,无论从客观性能分析还是主观视觉效果上来说,本文算法对比其他算法在图像重构质量上均有较大的提升,并且一定程度上抑制了块效应的产生,视觉效果较好,证明了本文算法的有效性。

表1 5种算法对Peppers重构图像时PSNR的结果

Table 1 PSNR results of Peppers reconstructed image using five algorithms dB

算法	采样率				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
BCS-SPL	29.04	31.04	32.48	33.63	34.74
文献[6]	29.59	32.80	34.65	36.05	37.41
文献[7]	27.95	30.30	32.0	33.4	34.79
文献[10]	31.10	34.28	35.76	36.81	37.71
本文算法	32.81	35.20	36.71	37.82	38.96

表2 5种算法对Goldhill重构图像时PSNR的结果

Table 2 PSNR results of Goldhill reconstructed image using five algorithms dB

算法	采样率				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
BCS-SPL	26.98	29.02	30.48	31.77	33.07
文献[6]	26.30	28.69	30.40	31.94	33.40
文献[7]	27.22	29.36	30.99	32.51	34.07
文献[10]	29.04	31.11	32.83	33.76	34.68
本文算法	31.91	33.03	33.74	34.92	36.32

表3 5种算法对Barbara重构图像时PSNR的结果

Table 3 PSNR results of Barbara reconstructed image using five algorithms dB

算法	采样率				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
BCS-SPL	22.40	23.92	25.41	26.97	28.61
文献[6]	21.78	23.46	24.68	25.91	27.24
文献[7]	22.55	24.02	25.39	26.88	28.65
文献[10]	24.11	25.44	26.17	27.45	28.86
本文算法	28.88	30.03	30.72	31.22	32.10

表4 5种算法对Mandrill重构图像时PSNR的结果

Table 4 PSNR results of Mandrill reconstructed image using five algorithms dB

算法	采样率				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
BCS-SPL	22.54	24.33	26.03	27.68	29.38
文献[6]	19.76	21.51	22.91	24.23	25.62
文献[7]	20.38	22.06	23.50	24.94	26.54
文献[10]	21.48	23.06	24.67	25.56	26.49
本文算法	27.42	27.96	29.24	30.60	31.17

4 结束语

本文在分块压缩感知思想基础上提出了一种基于图像纹理信息采样率自适应分块压缩感知算法。在观测端融合了图像灰度熵估计、标准差估计以及边缘信息来计算图像块的纹理信息,同时采用K-means++聚类方法依据纹理信息进行聚类,并依据聚类结果分配以不同的自适应采样率并进行二次采样率分配。在重构端,为了减轻块效应,本算法采用分层分块结构,以小尺寸块观测,大尺寸块重构的方式结合平滑投影Landweber算法进行重构。实验结果表明,与其他算法相比,本文算法在总采样率不变的情况下,实现了采样率的合理分配,一定程度上的抑制了块效应,并且能够有效提高图像的重构质量。但是也存在一定缺陷,如重构耗时增加等问题,如何优化重构算法将作为下一步工作进行研究。

参考文献

- [1] CANDES E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2):489-509.
- [2] CANDES E J, TAO T. Near-optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(12):5406-5425.
- [3] GAN L. Blockcompressed sensing of natural images [C]// Proceedings of 2007 15th International Conference on Digital Signal Processing. Cardiff, UK:IEEE, 2007: 403-406.
- [4] MUN S and Fowler J E. Block compressed sensing of images using directional transforms [C]// Proceedings of 2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Cairo, Egypt:IEEE, 2009:3021-3024.
- [5] GU Y, PIAO Y, HUANG Y. Adaptiveblock compressed sensing algorithm based on integral imaging [C]// Proceedings of 2020 IEEE 3rd International Conference on Electronic Information and Communication Technology (ICEICT). Shenzhen, China:IEEE, 2020: 85-88.
- [6] DUAN X, LI X, LI R. A measurement allocation for block image compressive sensing [C]// Proceedings of Cloud Computing and Security: 4th International Conference. Haikou, China: IEEE, 2018: 110-119.
- [7] RAN L, ZONGLIANG G, XIUCHANG Z. A fast compressed-sensing image reconstruction algorithm based on best linear estimate [J]. Electron Inform Technology, 2012, 34: 3006-3012.
- [8] LUO Q, WEI X, MIAO X J. Blocked image compression and reconstruction algorithm based on compressed sensing [J]. Chinese Science: Information Science, 2014, 44(8):1036-1047.
- [9] 吴睿. 基于图像特征的自适应分块压缩感知的研究 [D]. 成都:电子科技大学, 2018.
- [10] 石翠萍, 那与晶, 黄柏锋. 基于自适应采样及平滑投影的分块压缩感知方法 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(6):877-883.
- [11] AKBARI A, TREVISI M, TROCAN M. Adaptive compressed

- sensing image reconstruction using binary measurement matrices [C]// Proceedings of 2018 25th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems (ICECS). Bordeaux, France: IEEE, 2018: 659-660.
- [12] GROSCHÉ S, REGENSKY A, SEILER J, et al. Boosting compressed sensing using local measurements and sliding window reconstruction [C]// Proceedings of IEEE Transactions on Image Processing. IEEE, 2020: 7931-7944.
- [13] YAO D, DENG FENG L. Block wise filtering adaptive compressive sensing reconstruction algorithm [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(5): 233-237, 274.
- [14] FANG X, CHANG D, JIANSU C. A spatial adaptive deblocking algorithm for Wedgelet reconstruction of images [J]. Microelectronics & Computer Computer Engineering and Design, 2014, 31(6): 57-59, 63.
- [15] YE P Z, FENG H J, XU Z H, et al. Blind restoration of compressed degraded blurred images based on block effect suppression [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Edition), 2018, 52(2): 406-412.
- [16] WANG Y, ZHOU C, XIONG C Y, et al. Enhanced block compressed sensing of images based on total variation using texture information [J]. Computer Science, 2016, 43(2): 307-310, 315.
- [17] ZHANG Z, BI H, KONG X, et al. Adaptive compressed sensing of color images based on salient region detection [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79: 14777-14791.
- [18] MONIKA R, SENTHIL R, DHANALAKSHMI S, et al. Perceptual variance weight matrix based adaptive block compressed sensing for marine image compression [C]// Proceedings of OCEANS 2022. Chennai, India: IEEE, 2022: 1-5.
- [19] SIWANG Z, ZHINENG C, QIAN Z, et al. Block compressed sampling of image signals by saliency based adaptive partitioning [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 78(1): 537-553.