

引用格式:祝勇俊,刘文波,沈骞,等.基于显著性的自适应分块压缩感知算法[J].电光与控制,2019,26(12):28-33. ZHU Y J, LIU W B, SHEN Q, et al. An adaptive block compressed sensing algorithm based on saliency[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(12):28-33.

基于显著性的自适应分块压缩感知算法

祝勇俊^{1,2}, 刘文波¹, 沈骞¹, 徐梦莹¹

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106; 2. 苏州科技大学电子学院, 江苏 苏州 215009)

摘要: 现实图像的显著性纹理结构可为分块压缩感知算法提供先验信息, 优化算法。鉴于此, 提出了一种新的基于显著性的自适应分块压缩感知算法。算法所提显著性是以灰度空间相关矩阵和韦伯定律为基础, 采用确定性正交对称托普利兹矩阵对目标图像进行测量, 提出了均熵最小化自适应分块策略、角二阶矩最大化块向量生成方式以及合成特征依据下的自适应采样率设置, 并结合不同重构算法进行了分析和验证。实验表明, 所提算法策略在多项指标上较传统算法具有更好的表现, 易于硬件实现, 针对不同重构算法和测试图像具有普适性和稳定性。

关键词: 显著性; 自适应分块压缩感知; 灰度空间相关矩阵; 合成特征

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.12.006

An Adaptive Block Compressed Sensing Algorithm Based on Saliency

ZHU Yong-jun^{1,2}, LIU Wen-bo¹, SHEN Qian¹, XU Meng-ying¹

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. School of Electronics and Information, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China)

Abstract: The salient texture structure of actual images can provide priori information for Block Compressed Sensing (BCS) algorithm and optimize the algorithm. Based on this, a new Adaptive Block Compressed Sensing (ABCS) algorithm based on saliency is proposed. The saliency in the proposed algorithm is built on the theory of gray-level spatial-dependence matrix and Weber's theorem. The deterministic Orthogonal Symmetric Toeplitz Matrix (OSTM) is adopted to measure the target image. The adaptive block strategy minimizing the average entropy, the block-vector generation method maximizing the angle second-order moment and the adaptive sampling rate setting under the synthetic feature are proposed. The analysis and verification are carried out by using different basic reconstruction algorithms. Experiment results show that, compared with the traditional algorithm, the proposed algorithm performs better on different indexes, is easy to implement by hardware and has universality and stability for different reconstruction algorithms and test images.

Key words: saliency; adaptive block compressed sensing; gray-level spatial-dependence matrix; synthetic feature

0 引言

奈奎斯特采样定理指出, 信号的采样频率必须大于其最高频率的两倍以上才能确保由采样值完全重构原始信号; 而压缩感知 (Compressed Sensing, CS)^[1] 理论能够将一个高维数的稀疏信号或可压缩信号通过低

维数的测量值进行重构, 突破了传统奈奎斯特采样定理的限制, 即在信号采样的同时进行数据压缩。CS 理论作为奈奎斯特采样定理的另一种选择正在被广泛研究, 特别是在图像处理方面得到了广泛的应用。压缩感知理论的研究主要集中在稀疏表示、测量矩阵以及重构算法等几个重要方面^[2-4]。其中: 稀疏表示的主要研究热点在于如何构造正交系统的稀疏字典以及超完备字典的次优逼近^[5]; 测量矩阵的构造主要包括普适的随机测量矩阵和改进的确定性测量矩阵^[6]; 重构算法的研究主要集中在算法本身的次优解问题和基于学习方式的训练算法问题^[7-8]。国内外学者针对以上

收稿日期: 2019-08-23

修回日期: 2019-09-26

基金项目: 国家自然科学基金(61871218); 国家重点研发计划(2018 YFB2003304)

作者简介: 祝勇俊(1982—), 男, 浙江金华人, 博士生, 实验师, 研究方向为图像处理技术。

问题进行了大量研究,特别是确定性测量矩阵和分块压缩感知(Block Compressed Sensing,BCS)的研究目前受到很大的关注。

单一采样率方式的传统 BCS 算法不能根据子图的结构特征分配差异的采样率,导致图像信息的欠采样或过采样,不利于图像重构^[9-10]。以上问题启发了非单一采样率方式的自适应分块压缩感知(ABCS)算法的研究。本文所述自适应压缩感知算法应用图像的视觉显著性^[11-12],从自适应分块和自适应采样两个角度来改进算法。

1 压缩感知理论基础

1.1 信号的稀疏表示及压缩感知模型

N 维数字原始信号 x ,本身不稀疏,通过标准正交基 Ψ (稀疏矩阵)线性表示为

$$x = \Psi s = \sum_{i=1}^N \Psi_i s_i \quad (1)$$

式中: $\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_N]$, $\Psi_i \in \mathbf{R}^N$; $s \in \mathbf{R}^N$ 。若 s 中只含有 K 个非零元(或 K 个大元素),即称 s 为信号 x 在基 Ψ 下的 K 稀疏表示。

压缩感知建立在信号稀疏表示基础上,可实现对稀疏信号的直接测量。 M 维测量值 y ($M < N$),测量矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$,那么信号 x 的 CS 测量过程为

$$y = \Phi x = \Phi \Psi s = \Omega s \quad (2)$$

式中, $\Omega = \Phi \Psi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 为感知矩阵。

重构过程即由 M 维测量值 y 通过非线性投影复原 N 维原始信号 x ,该过程是一个 NP-hard 问题,无法直接求解。CANDES 等^[13]指出,要精确重构信号 x , M 必须满足 $M = O(K \log(N))$,且感知矩阵 $\Omega = \Phi \Psi$ 必须满足约束等距性条件。理论证明,信号 x 可由测量值 y 通过求解最优 l_0 范数问题精确重构,即

$$\hat{x} = \arg \min \|x\|_0 \quad \text{s.t. } \Phi x = y \quad (3)$$

式中, $\|*\|_0$ 为向量的 l_0 范数,即向量非零元个数。

1.2 分块压缩感知

传统 BCS 算法将像素为 $N = I_r \times I_c$ 的图像信号 x 分为 d 个 $n = B \times B$ 维图像块信号 x_i ,分别进行测量(块测量矩阵 $\Phi_B \in \mathbf{R}^{m \times n}$),得到 m 维测量值 y_i 为

$$y_i = \Phi_B x_i = \Phi_B \Psi_B s_i = \Omega_B s_i \quad (4)$$

式中: Ψ_B 和 Ω_B 分别为块稀疏矩阵和块感知矩阵; y_i 的维度 m 满足

$$m = \eta \times n = \frac{M}{N} \times n \quad (5)$$

式中, η 为平均采样率。

自适应分块压缩感知(ABCS)应用于图像信号处理时,其自适应策略主要有:1)自适应分块,实现相同结构的子图分割及降低平均信息熵;2)自适应采样,实现信息

熵等特征指标下的子采样率合理分配;3)自适应重构,实现重构算法迭代条件和阈值条件等的自适应变化。

1.3 图像显著特征值

二维图像除了具有信息熵和方差等常规统计特征外,还具有纹理和边缘信息等视觉显著性特征。文献[14]提出视觉显著性可以通过显著因子和纹理结构两个特征来表示。

根据韦伯定律^[15],显著因子定义为邻域像素值和中心像素值之差的总和与中心像素值的比例关系,本文定义图像块向量 x_i 的局部显著因子为

$$S(x_i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{\Delta x_{i,j}}{x_{i,j}} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{\sum_{k=1}^{T_i} |x_{i,j}^k - x_{i,j}|}{x_{i,j}} \quad (6)$$

式中: $x_{i,j}$ 表示 x_i 中第 j 个元素的灰度值; $x_{i,j}^k$ 表示以 $x_{i,j}$ 为中心像素点的邻域内第 k 个像素点灰度值; T_i 为邻域像素个数。邻域算子可以取方形算子或圆形算子; $S(x_i)$ 值越大,显著性越强。

HARALICK 等^[16]用灰度空间相关矩阵来表征图像的纹理结构。灰度空间相关矩阵定义为在 1 幅 $I_r \times I_c$ 灰度图像中,从灰度为 i 的像素点出发,统计与其距离为 $\delta_{(r,c)} = \sqrt{d_r^2 + d_c^2}$ 且灰度为 j 的像素出现频数 $P(i,j|\delta,\theta)$,如表 1 所示。

$$P(i,j|\delta,\theta) = \text{num}\{(r,c) | h(r,c) = i, h(r^*,c^*) = j\} \quad (7)$$

式中: (r,c) 和 (r^*,c^*) 是表 1 矩阵元素的像素对所在坐标,取值范围分别为 $[0, I_r - 1]$ 和 $[0, I_c - 1]$; $d_p = (d_r, d_c)$ 表示像素对的位移矢量, d_r 和 d_c 分别表示行和列的位移; i 和 j 表示像素点灰度值,取值范围为 $[0, N_b - 1]$, N_b 为最大灰度阶; θ 表示像素间坐标方向,常用方向的角度为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 以及 135° 。

表 1 灰度空间相关矩阵

Table 1 Gray-level spatial-dependence matrices

| 灰度值 | $j=0$ | $j=1$ | ... | $j=N_b-1$ |
|-----------|--------------|--------------|-----|------------------|
| $i=0$ | $P(0,0)$ | $P(0,1)$ | ... | $P(0,N_b-1)$ |
| $i=1$ | $P(1,0)$ | $P(1,1)$ | ... | $P(1,N_b-1)$ |
| \vdots | \vdots | \vdots | | \vdots |
| $i=N_b-1$ | $P(N_b-1,0)$ | $P(N_b-1,1)$ | ... | $P(N_b-1,N_b-1)$ |

图 1 所示为 2 幅 5×5 不同纹理的 4 灰度阶图像。

| | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 3 | 2 | 1 | 0 | 3 | 3 | 3 | 2 | 2 | 2 |
| 2 | 1 | 0 | 3 | 2 | 3 | 3 | 2 | 2 | 2 |
| 1 | 0 | 3 | 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 3 | 2 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 3 | 2 | 1 | 0 | 3 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |

a

b

图 1 两幅 5×5 的灰度图 (4 灰度阶 0-3)

Fig. 1 Two 5×5 gray images (four gray-level values 0-3)

当条件 $\delta=1$ 且 $\theta=0^\circ, 45^\circ$ 时, 根据式(7), 对图 1a 和图 1b 这 2 幅灰度图计算出其相应的灰度空间相关矩阵分别为

$$\begin{cases} \mathbf{P}_a(0^\circ) = \begin{bmatrix} 0 & 5 & 0 & 5 \\ 5 & 0 & 5 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 5 \\ 5 & 0 & 5 & 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{P}_a(45^\circ) = \begin{bmatrix} 8 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 8 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 8 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 8 \end{bmatrix} \end{cases}, \begin{cases} \mathbf{P}_b(0^\circ) = \begin{bmatrix} 12 & 3 & 0 & 0 \\ 3 & 6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 8 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 4 \end{bmatrix} \\ \mathbf{P}_b(45^\circ) = \begin{bmatrix} 8 & 2 & 2 & 0 \\ 2 & 4 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 4 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 2 \end{bmatrix} \end{cases} \circ$$

据此并结合图 1 可以看出: 图 1a 的 45° 纹理结构明显, 则 $\mathbf{P}_a(45^\circ)$ 只有对角线上有非零元; 图 1b 中 0° 方向上的纹理比图 1a 要粗糙, $\mathbf{P}_b(0^\circ)$ 的对角线元素值比 $\mathbf{P}_a(0^\circ)$ 大; 此外, 同一图像不同角度灰度空间相关矩阵的对角线元素大小也反映图像的纹理分布情况。因此, 灰度空间相关矩阵综合反映图像纹理的粗细、分布及幅度变化等信息, 可以为图像的分割和块向量的生成提供依据。

2 本文算法的实现

本文 ABCS 算法基于图像显著性特征, 实现自适应分块向量和自适应采样: 自适应分块向量生成包括自适应分块和块向量生成; 自适应采样包括采样率设置和测量矩阵构造。

2.1 自适应分块和块向量生成

图像分块主要包括块维度和块形状的确定。本文自适应分块方案采用统一维度可变形状方式, 即所有图像块的维度一致, 而维度大小和几何形状可变。块维度受限于实际系统的数据并行处理能力, 故本文最终的分块算法为定维度下的自适应形状分块方式(即长宽可调的矩形)。最优分块集的选取策略为最小平均信息熵下的分块, 算法为

$$L \times H = \arg \min_{l_j \times h_j} \{ \bar{C}(x_{l_j \times h_j}) \}_{j=1}^{T_1} \quad \text{s. t.} \quad l_j \times h_j = n \quad (8)$$

式中: $L \times H$ 为均熵下的最优图像分块形状; $l_j \times h_j$ 为子图像块的形状; T_1 为不同形状下图像分块方式的数量; $\bar{C}(x_{l_j \times h_j})$ 为图像块子集 $x_{l_j \times h_j}$ 的均熵, 即

$$\bar{C}(x_{l_j \times h_j}) = \bar{C}(\{x_i\}_{i=1}^d) = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^d \left(- \sum_{k=0}^{N_i-1} e_k \text{lb} e_k \right) \quad (9)$$

式中, e_k 是子图像块中灰度为 k 的像素所占比例。

本文块向量生成方式具体为灰度空间相关矩阵下的具有最大角二阶矩(值大: 均质性差, 高频少)的像素方向为块向量生成方向, 同时设置角二阶矩阈值(A_{th})作为判定图像纹理显著性条件。本文角二阶矩定义为

$$M_{ASM}(i, j | \delta, \theta) = \sum_{i=0}^{N_i-1} \sum_{j=0}^{N_i-1} \{ P(i, j | \delta, \theta) / R \}^2 \quad (10)$$

块向量生成所需像素角度的选择算式为

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} \{ M_{ASM}(i, j | \delta, \theta) \} \quad (11)$$

求解 θ^* 时常取的参数条件为 $i=j, \delta=1$ 和 $\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$, 而 R 为所选条件下的理想最大像素对数量。选取图 1a 为例, 得 $\theta^* = 45^\circ$, 生成块向量的元素依次对应图 1a 像素位置 $(1,1), (2,1), (1,2), (1,3), (2,2), \dots$, 即沿主对角线方向由左上角至右下角方向生成块向量。

2.2 采样率设置和测量矩阵的构造

常规的自适应采样率设置多采用单一图像特征(如熵、方差、能量等)为依据, 该方法不能综合反映图像所具有的完整信息量。因此, 本文采用合成特征指标为自适应采样率的设置提供基础, 该合成特征为方差和显著因子的指数乘积。自适应采样率设置具体步骤如下。

1) 计算图像块的合成特征指标 $G(x_i)$ 为

$$G(x_i) = \text{lb} \{ S(x_i)^\alpha \times D(x_i)^\beta \} \quad (12)$$

式中, α 和 β 分别表示显著因子和方差的加权因子。

2) 初设各子图像块的自适应采样率为

$$\eta(x_i) = \frac{G(x_i)}{\bar{G}(x)} \times \eta = \frac{G(x_i)}{\frac{1}{d} \sum_{i=1}^d G(x_i)} \times \eta \quad (13)$$

3) 判断所有子图像块的 $\{\eta(x_i)\}_{i=1}^d$ 是否存在小于最小采样率 η_{\min} 情况并进行处理。若有, 则对 $\{\eta(x_i)\}_{i=1}^d$ 进行修正, 得到修正后的自适应采样率 $\{\eta^*(x_i)\}_{i=1}^d$; 若无, 直接取 $\{\eta^*(x_i)\}_{i=1}^d = \{\eta(x_i)\}_{i=1}^d$ 。

修正方法为

$$\eta^*(x_i) = \begin{cases} \eta_{\min} & i \in Z_{\min} \\ \frac{d_2 G(x_i)}{\sum_{i=1}^d G(x_i)} \left[\eta + \frac{d_1}{d_2} (\eta - \eta_{\min}) \right] & i \notin Z_{\min} \end{cases} \quad (14)$$

式中: Z_{\min} 为 $\eta(x_i) < \eta_{\min}$ 的子图像块序号集; d_1 和 d_2 分别为属于 Z_{\min} 和不属于 Z_{\min} 的子图像块数。

4) 判断一次修正后的 $\{\eta^*(x_i)\}_{i=1}^d$ 是否都满足大于 η_{\min} , 若满足, 则结束; 若不满足, 则按照步骤 3) 进行多次修正直到满足为止。

本文选用正交对称托普利兹矩阵(Orthogonal Symmetric Toeplitz Matrices, OSTM)作为测量矩阵, OSTM 是 BOTTCHEER 提出的一类确定性测量矩阵^[17]。

本文中的 $m_i \times n$ 维 OSTM 块测量矩阵 $\Phi_{LM}(x_i)$ 具体构建过程如下所述。

1) 确定 n 维符号序列 $\varphi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n)$, 当 $n = 2k+1$ 为奇数时, $\varphi = (\gamma, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_k, \varepsilon_k, \dots, \varepsilon_1)$, 参数

$(\gamma, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_k) = \{-1, 1\}^{k+1}$; 当 $n = 2k$ 为偶数时, 符号序列 $\eta = (\gamma, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_k, \lambda, \varepsilon_k, \dots, \varepsilon_1)$, 参数 $(\gamma, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_k, \lambda) = \{-1, 1\}^{k+1}$ 。

2) 取符号序列的 IFFT 变换结果作为矩阵 F_n 的第 1 行, 即 $\phi_1 = IFFT(\varphi)$ 。

3) 通过循环移位产生剩下的 $n-1$ 行, 即 $\phi_i = circshift(\phi_1, [0, i-1])$, 进而得到 $F_n = [\phi_1; \phi_2; \dots; \phi_n]$ 。

4) 构造 OSTM 矩阵 $\Phi_n = F_n^* \Sigma F_n$, 其中, $\Sigma = \text{diag}[\varphi]$, F_n^* 表示 F_n 的转置。

5) 随机选取 Φ_n 的 m_i 行并归一化作为 $m_i \times n$ 维块测量矩阵, 即 $\Phi_{LH}(x_i) = \sqrt{n/m_i} \Phi_{m_i}$, Φ_{m_i} 表示 Φ_n 中随机选取的 m_i 行, 而 $m_i = \eta^*(x_i) \times n$ 。

2.3 基于显著性的自适应分块压缩感知算法

将自适应分块向量生成和自适应采样应用于 BCS 算法, 再结合重构算法得到本文所述的基于显著性的 ABCS 算法, 具体算法流程如图 2 所示。

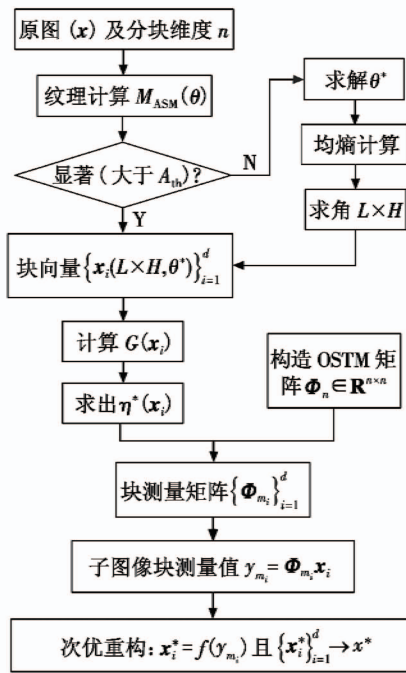


图 2 基于显著性的 ABCS 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the ABCS algorithm based on saliency

3 仿真实验与结果分析

本章对所提算法策略进行了仿真实验, 验证算法的可行性和有益效果。

仿真实验在 Matlab2016b 上进行, 测试图像选择标准测试图像库 (SIPI image database, LIVE image database, BSD500 image database 等) 中的典型测试图像 20 幅以及自选实际图像 2 幅, 原始二维图像设置为标准的 256×256 维度, 子图像块信号的基准维度选为 256, 稀疏表示选择离散余弦正交基。此外, 为了准确评价算法性

能, 引入峰值信噪比 (PSNR)、结构相似度 (SSIM) 和梯度相似性偏差 (GMSD) 评价指标。PSNR 表征信噪比, 值越大性能越好; SSIM 表征重构图与原图结构相似性, 值越大, 性能越好; GMSD 表征重建图与原图的梯度相似性偏差量, 其值越大, 偏差量越大, 性能越差。

3.1 本文自适应算法策略可行性验证

本节可行性验证选用迭代最小二乘法 (IRLS) 作为基础重构算法, 包括自适应分块向量生成和自适应采样实验。

1) 验证同维度下不同矩形分块对图像块均熵的影响。图 3 展示了不同测试图在最小均熵条件下的矩形分块是不同的, 间接验证了均熵最小化自适应分块方案的可行性。

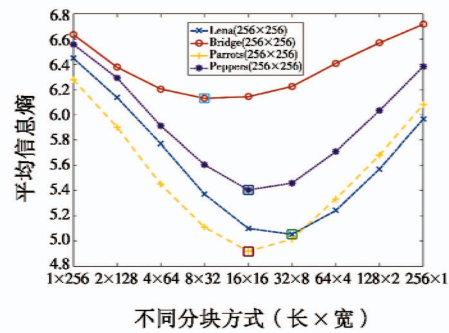


图 3 图像均熵与分块方式关系

Fig. 3 Relationship of MIE and block method in image

2) 验证角二阶矩对块向量生成的导向作用。图 4 是 4 幅测试图在 4 个块向量生成角度下的角二阶矩分布情况, 结果表明, 角二阶矩最大化的像素角度 θ^* 与图像纹理特征具有一致性, 故以 θ^* 为导向的块向量生成方式具有可行性。

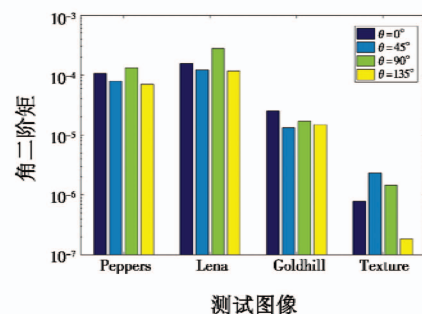


图 4 块向量生成角度 θ 对角二阶矩的影响

Fig. 4 Effect of block vector generation angle θ on ASM

3) 验证单一特征 (熵和方差) 及合成特征 (本文中 $\alpha = 1, \beta = 3$) 对图像重建性能的影响, 部分实验数据记录于表 2。表 2 中的实验数据是在传统 BCS 基础上得到的, 显而易见, 采用本文所提的合成特征策略相对于采用另外两种单一特征策略, 在 3 项性能指标上都具有明显的优势。

表 2 不同自适应采样策略的性能指标对比

Table 2 Comparison of performance indicators of different adaptive sampling strategies

| 测试图 | η | 采样率依据 | | |
|------------|--------|----------------------|------------------|-------------------------|
| | | 熵 | 方差 | 合成特征 |
| | | 性能指标: PSNR/SSIM/GMSD | | |
| Lena | 0.3 | 31.69/0.956/0.16 | 31.98/0.959/0.15 | 32.28/0.962/0.15 |
| | 0.4 | 33.04/0.971/0.14 | 33.21/0.976/0.13 | 33.53/0.977/0.12 |
| | 0.5 | 34.38/0.982/0.11 | 34.75/0.985/0.10 | 35.07/0.987/0.09 |
| Goldhill | 0.3 | 29.79/0.943/0.17 | 29.73/0.944/0.17 | 29.83/0.946/0.17 |
| | 0.4 | 30.60/0.960/0.15 | 30.68/0.962/0.15 | 30.71/0.963/0.15 |
| | 0.5 | 31.39/0.971/0.13 | 31.54/0.974/0.13 | 31.61/0.976/0.12 |
| Camera-man | 0.3 | 31.48/0.949/0.22 | 31.61/0.965/0.21 | 31.77/0.967/0.20 |
| | 0.4 | 32.63/0.968/0.21 | 32.81/0.982/0.17 | 32.86/0.984/0.16 |
| | 0.5 | 33.15/0.980/0.19 | 33.98/0.981/0.13 | 34.66/0.992/0.12 |
| Parrots | 0.3 | 32.71/0.965/0.15 | 32.83/0.972/0.14 | 32.95/0.976/0.13 |
| | 0.4 | 34.05/0.979/0.13 | 34.59/0.985/0.11 | 34.64/0.987/0.10 |
| | 0.5 | 35.27/0.987/0.10 | 36.20/0.992/0.08 | 36.60/0.993/0.08 |

3.2 本文自适应算法策略的对比实验

本节对比仿真实验包括:与传统 ABCS 算法的对比实验和不同重构算法下的本文算法策略有效性实验。

1) 在 IRLS 基础上,传统 ABCS 算法与本文 ABCS 算法对比实验。传统 ABCS 算法采用固定分块($B \times B$) + 熵自适应采样率设置;本文 ABCS 算法采用均熵自适应分块($L \times H$) + ASM 块向量生成 + 合成特征自适应采样率设置。

对以上 2 种算法进行了在不同平均采样率下多幅图像(含标准测试图像和实际图像)的对比实验,图 5 为选取 $\eta = 0.5$ 条件下的 3 幅图像(Parrots,Peppers,东方明珠塔(OPT))对比结果。由图 5 可以看出,不管从重构图像的性能指标还是从直观感受,本文 ABCS 算法较传统 ABCS 算法都有一定的提升,其中,GMSD 改善最为明显,3 幅测试图像依次分别减少了 45%,35% 和 35%;PSNR 改善也都在 1 dB 以上,多的达到 2.75 dB;此外,SSIM 改善也很明显。

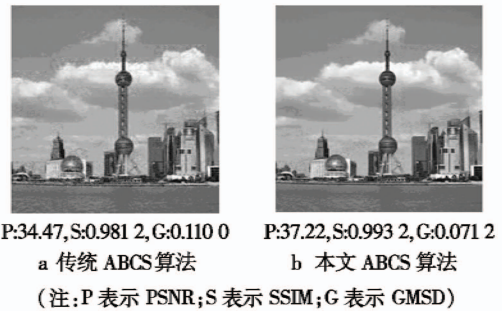


图 5 不同 ABCS 算法的图像重构效果对比

Fig. 5 Comparison of image reconstruction effects of different ABCS algorithms

2) 在多种重构算法和不同平均采样率(η)条件下对本文所提自适应分块、块向量生成及采样率设置策略进行有效性验证。

表 3 展示了本文算法策略在迭代加权最小二乘法(IRLS)、正交匹配追踪(OMP)和基追踪(BP)3 种重构算法条件下的性能指标相对于传统算法的对比结果。表 4 为本文算法策略在不同平均采样率条件下的性能指标相对于传统算法的对比结果。从表 3 和表 4 可以看出,本文所提 ABCS 策略应用于多种重构算法和采样率时各项性能指标都有明显的提升,其中,实际测试图 OPT 的 PSNR 指标在 3 种重构算法下分别提高 8.0%, 2.9% 和 7.6% ($\eta = 0.5$); 标准测试图 Lena 的 PSNR 指标在 η 为 0.3, 0.4 和 0.5 情况下分别提升了 0.2 dB, 0.74 dB 和 1.34 dB(重构算法取 IRLS)。

表 3 不同基础重构条件下 2 种算法对比

Table 3 Comparison of 2 algorithms under different reconstruction algorithms

| 平均采样率(η):0.5 | | 性能指标: PSNR/SSIM/GMSD/TIME | |
|---------------------|---------|---------------------------|-------------------------------|
| 重构算法 | 测试图 | 传统 ABCS 算法 | 本文 ABCS 算法 |
| IRLS | Lena | 34.33/0.982/0.11/9.71 | 35.67/0.989/0.08/11.59 |
| | Parrots | 35.31/0.987/0.10/10.06 | 38.08/0.995/0.06/13.40 |
| | Peppers | 32.57/0.982/0.16/10.04 | 33.74/0.989/0.11/11.90 |
| | OPT | 34.41/0.981/0.11/10.11 | 37.17/0.993/0.07/13.56 |
| OMP | Lena | 33.74/0.973/0.15/1.27 | 34.65/0.981/0.11/1.58 |
| | Parrots | 34.82/0.981/0.14/1.34 | 36.39/0.989/0.09/1.72 |
| | Peppers | 32.35/0.976/0.19/1.29 | 33.25/0.984/0.14/1.71 |
| | OPT | 34.01/0.974/0.14/1.56 | 34.98/0.983/0.11/2.04 |
| BP | Lena | 34.12/0.981/0.11/49.02 | 35.46/0.988/0.08/53.39 |
| | Parrots | 35.19/0.987/0.11/49.09 | 37.86/0.995/0.06/55.23 |
| | Peppers | 32.34/0.980/0.16/47.19 | 33.55/0.989/0.11/50.87 |
| | OPT | 34.28/0.980/0.11/49.98 | 36.87/0.993/0.07/55.95 |

表 4 不同平均采样率条件下 2 种算法对比

Table 4 Comparison of 2 algorithms under different average sampling rates

| 重构算法: IRLS | 性能指标: PSNR/SSIM/GMSD/TIME | |
|--------------|---------------------------|------------------------------|
| 测试图: Lena | 传统 ABCS 算法 | 本文 ABCS 算法 |
| $\eta = 0.3$ | 31.86/0.952/0.16/4.32 | 32.06/0.963/0.14/4.72 |
| $\eta = 0.4$ | 33.04/0.971/0.13/6.74 | 33.78/0.979/0.11/8.12 |
| $\eta = 0.5$ | 34.33/0.982/0.11/9.71 | 35.67/0.989/0.08/11.5 |

总体而言,本文 ABCS 算法相比传统 ABCS 算法在 PSNR, SSIM 和 GMSD 指标上都有一定的提高,但算法的提升也带来计算量的增加,因而本文 ABCS 算法在计算时间(TIME)上稍有增加,不过随着分布并行处理方式的普及和计算机处理能力的提升,实际应用处理中的计算时间成本问题可以得到解决。

4 结论

本文采用 OSTM 测量矩阵提高了算法硬件的可实现性;采用均熵和纹理显著性改进了 ABCS 算法的分块和块向量生成;构造由局部显著因子和方差组成的合成特征用于自适应采样率的设置,改善了图像的重构质量。最后,本文用不同的测试图像和重构算法验证了所提算法的普适性和稳定性。

此外,本文研究的 ABCS 算法还有一些值得深入研究之处,如可变维度下的自适应分块算法和时频转换后频域分块改进算法等。

参考文献

- [1] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [2] BARANIUK R G. Compressive sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4):118-121.
- [3] CANDÈS E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2):21-30.
- [4] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展 [J]. 电子学报, 2009, 37(5):1070-1081.
- [5] 孙玉宝, 肖亮, 韦志辉, 等. 基于 Gabor 感知多成份字典的图像稀疏表示算法研究 [J]. 自动化学报, 2008, 34(11):1379-1386.
- [6] 杨爱萍, 张金霞, 钟腾飞, 等. 分块 OSTM 测量矩阵构造及自适应压缩感知算法 [J]. 天津大学学报, 2014, 47(6):535-540.
- [7] 李树涛, 魏丹. 压缩传感综述 [J]. 自动化学报, 2009, 35(11):1369-1377.
- [8] 徐健, 常志国. 基于聚类的自适应图像稀疏表示算法及其应用 [J]. 光子学报, 2011, 40(2):316-320.
- [9] 孙骏, 郭继昌. 基于多层分块自适应压缩感知的图像编解码方法 [J]. 中国科技论文, 2014, 9(7):817-820.
- [10] GAN L. Block compressed sensing of natural images [C]// Proceedings of the 15th International Conference on Digital Signal Processing, 2007:403-406.
- [11] 闵华清, 郑华强, 罗荣华. 自然场景图像中基于视觉显著性的文本区域检测 [J]. 华南理工大学学报:自然科学版, 2012, 40(8):39-45.
- [12] 高尚兵, 严云洋, 周静波. 利用显著边界点的图像自动分割算法 [J]. 电光与控制, 2013, 20(11):38-41.
- [13] CANDÈS 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.
- [14] 肖德贵, 辛晨, 张婷, 等. 显著性纹理结构特征及车载环境下的行人检测 [J]. 软件学报, 2014, 25(3):675-689.
- [15] SHEN J H. On the foundations of vision modeling: I. Weber's law and Weberized TV restoration [J]. ELSEVIER Physica D, 2003, 175:241-251.
- [16] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I H. Texture features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, 3(6):610-621.
- [17] BOTTCHEA A. Orthogonal symmetric Toeplitz matrices [J]. Complex Analysis and Operator Theory, 2008, 2(2):285-298.