

基于灰度共生矩阵的多尺度分块压缩感知算法

李金凤*, 赵雨童, 黄伟然, 郭巾男

沈阳化工大学信息工程学院, 辽宁 沈阳 110142

摘要 针对图像边缘与轮廓不能精确重构的问题, 提出了一种基于灰度共生矩阵的多尺度分块压缩感知算法。该算法利用三级离散小波变换将图像分解为高频部分和低频部分。通过灰度共生矩阵的熵分析高频部分图像块的纹理复杂度, 并根据图像块纹理进行再分块、自适应分配采样率。采用平滑投影 Landweber 算法重构图像, 消除分块引起的块效应。对多种图像进行压缩重构仿真, 实验结果表明, 无观测噪声情况、采样率为 0.1 时, 本算法在 Mandrill 图像上得到的峰值信噪比 (PSNR) 为 25.37 dB, 比现有非均匀分块算法提高了 2.51 dB。不同噪声水平下, 本算法的 PSNR 比无噪时仅下降了 0.41~2.05 dB。对于纹理复杂度较高的图像, 本算法的重构效果明显优于非均匀分块算法, 对噪声具有较好的鲁棒性。

关键词 图像处理; 压缩感知; 灰度共生矩阵; 自适应采样率; 纹理复杂度

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0410002

Multi-Scale Block Compressed Sensing Algorithm Based on Gray-Level Co-Occurrence Matrix

Li Jinfeng*, Zhao Yutong, Huang Weiran, Guo Jinnan

College of Information Engineering, Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang, Liaoning 110142, China

Abstract Aiming at the problem that image edges and contours cannot be accurately reconstructed, a multi-scale block-based compressed sensing algorithm based on gray-level co-occurrence matrix is proposed in this paper. The algorithm uses three-level discrete wavelet transform to decompose the image into high-frequency part and low-frequency part. The entropy of the gray-level co-occurrence matrix is used to analyze the texture complexity of the high-frequency part of the image block, and the image block texture is subdivided and the sampling rate is adaptively allocated. The smooth projection Landweber algorithm is utilized to reconstruct the image and eliminate the blocking effect caused by the block. Compression and reconstruction simulation of various images are conducted. Experimental results show that when there is no observation noise and the sampling rate is 0.1, the peak signal-to-noise ratio (PSNR) obtained by the algorithm on Mandrill images is 25.37 dB, which is 2.51 dB higher than the existing non-uniform block algorithm. Under different noise levels, the PSNR of the algorithm is only 0.41–2.05 dB lower than that of no noise. For the image with high texture complexity, the reconstruction effect of the algorithm is obviously better than that of non-uniform block algorithm, and has good robustness to noise.

Key words image processing; compressed sensing; gray-level co-occurrence matrix; adaptive sampling rate; texture complexity

OCIS codes 100.3010; 100.2960

收稿日期: 2020-06-04; 修回日期: 2020-07-02; 录用日期: 2020-08-06

基金项目: 辽宁省自然科学基金(20170540720)、辽宁省教育厅科学研究经费(LQ2019019)

* E-mail: ljf970204@163.com

1 引言

压缩感知(CS)理论摆脱了传统信号先采样后压缩的处理方式,不需要遵循奈奎斯特定理的采样要求,引发了信号采集与处理领域的一次重大变革。信号的采样率只依赖于信号的结构和内容,不再依赖于信号带宽^[1]。CS理论利用信号的稀疏性,能以较少的测量数据重构信号,极大减少了需要采集的数据量;同时可大幅降低信号的处理时间,有效提升了传输效率,因此广泛应用于无线通信、光束成像、模式识别、医疗成像、无线传感器网络等领域^[2-4]。

在处理二维图像时,观测矩阵过大会造成数据存储空间的极大浪费,且图像重构时间过长。分块压缩感知(BCS)将原始图像分割成大小相同的子块,通过同一观测矩阵进行压缩,减小了计算成本及存储空间^[5]。图像块的大小及采样率对图像重构质量至关重要,王玥等^[6]在BCS-平滑投影Landweber(BCS-SPL)算法的基础上,采用灰度熵度量纹理复杂度并进行自适应采样,但对重构图像质量的提高并不明显。杜秀丽等^[7]计算了各图像块灰度共生矩阵(GLCM)的熵度量纹理复杂度,并自适应分配采样率,但仅针对原图像的计算熵,且在重构算法上没有考虑块效应。蔡旭等^[8]将图像分成大小相同的子块并采用全变差分度量各子块的纹理复杂度,自适应分配采样率。但仅给出采样率较低时的仿真结果。曹玉强等^[9]采用标准差度量图像块的纹理复杂度,对复杂度高的图像子块再次进行划分,提高了图像的重构质量。Fowler等^[10]提出多尺度BCS-SPL(MS-BCS-SPL)算法,将BCS-SPL算法与多尺度小波变换相结合。该算法是对原图像进行三级小波变换,各层图形成大小不等且根据各层权重分配采样率。李玉等^[11]在多尺度BCS算法的基础上,利用图像块的边缘特征和方向性,将采样率自适应分配给各层子带中的子块,但该算法仅针对具有较多平滑块的图像。程德强等^[12]在MS-BCS-SPL算法的基础上,针对高频图像块进行非均匀分块,并利用灰度熵计算纹理复杂度,可以更好地重构图像的边缘和细节。李如春等^[13]采用四叉树算法非均匀划分图像,根据相邻像素的离散余弦变换(DCT)系数差划分子块类别并分配采样率,但采样率的分配仅是预采样的成比例分配,无法给出最佳采样率。

本文提出了一种基于GLCM的多尺度BCS算法,通过小波变换将原始图像分为高频部分和低频

部分,利用灰度共生矩阵度量高频部分图像块的纹理复杂度,对复杂度高的图像块进行再分块,根据每个图像块的纹理复杂度,自适应分配采样率。采用SPL算法进行重构,消除分块引起的块效应^[14],并通过实验验证了本算法的图像重构效果。

2 基本原理

2.1 多尺度自适应分块压缩感知算法

由CS理论可知,若信号在一组正交基下,存在 $K(K \ll N)$ 个不为零的系数,则可通过观测矩阵 $\Phi_{M \times N}(M < N)$ 对其采样、压缩,得到

$$\mathbf{y} = \Phi_{M \times N} \mathbf{x}, \quad (1)$$

式中, \mathbf{x} 为 $N \times 1$ 的稀疏信号, \mathbf{y} 为 $M \times 1$ 的输出信号。

在BCS算法中,将原图像分为 J 个大小为 $B \times B$ 的图像子块。令 \mathbf{x}_i 为第 i 个图像子块($i=1,2,\dots,J$),用相同的观测矩阵 Φ_B (大小为 $M_i \times B^2, M_i$ 为第 i 个图像子块的观测数目)对每个子块进行投影观测,得到

$$\mathbf{y}_i = \Phi_B \mathbf{x}_i. \quad (2)$$

整个图像的观测矩阵可表示为

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_B & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{0} & \cdots & \Phi_B \end{bmatrix}. \quad (3)$$

BCS算法只需存储观测矩阵 Φ_B ,减少了图像观测的存储成本和计算时间。MS-BCS-SPL算法将BCS算法从时域转换到小波域,将观测矩阵分成两部分,可表示为

$$\Phi = \Phi' \Omega, \quad (4)$$

式中, Φ' 为多尺度分块观测矩阵, Ω 为多尺度变换矩阵(如离散小波变换)。

整个采样压缩过程可表示为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi' \Omega \mathbf{x}. \quad (5)$$

若 Ω 为 L 级离散小波变换,则 Φ' 包含了 L 个不同的观测矩阵,原图像 \mathbf{x} 在多尺度变换下可表示为

$$\mathbf{x}' = \Omega \mathbf{x}. \quad (6)$$

将 \mathbf{x}' 的第 l 级($l=1,2,\dots,L$)子带 $s(s \in H, V, D)$ 系数分成大小为 $B_l \times B_l$ 的子块,即

$$\mathbf{y}_{l,s,j} = \Phi_l \mathbf{x}'_{l,s,j}, \quad (7)$$

式中, s 子带包含了水平分量 H 、垂直分量 V 和对角线分量 D , $\mathbf{x}'_{l,s,j}$ 为多尺度变换后第 l 级 s 子带下第 j 个图像块, Φ_l 为第 l 级观测矩阵。可以发现,MS-BCS-SPL算法不再摒弃高频分量,极大提高了压缩质量、节约了时间成本。

2.2 本算法的架构

本算法采用三级小波变换将图像分为低频分量和高频分量,低频分量保留了原图像的大部分细节信息,而高频分量保留了原图像的轮廓边缘。将高频分量预重构后,利用灰度共生矩阵度量图像块的纹理复杂度并自适应分配采样率,将复杂度高的图像块进一步分块。最后将重构后的高频图像与预重构的低频图像叠加,得到高质量重构图像,具体流程如图 1 所示。

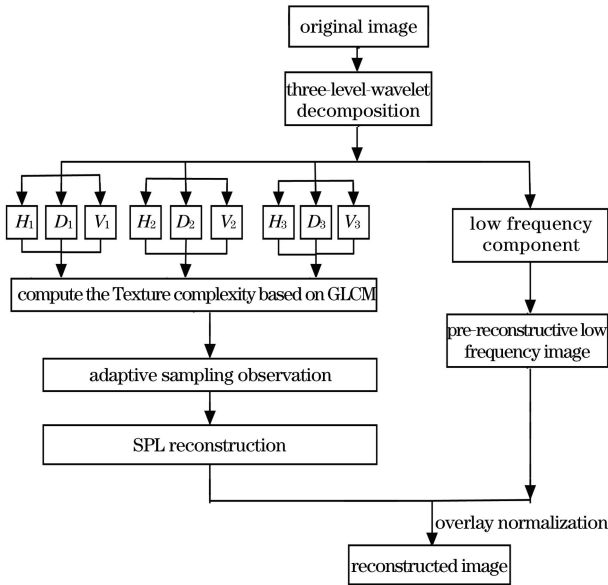


图 1 本算法的流程图

Fig.1 Flow chart of our algorithm

2.3 基于 GLCM 的纹理复杂度度量及自适应采样率分配

本算法采用 GLCM 度量图像块的纹理信息, GLCM 是统计某一方向下距离为 d 的像素点对在图像中出现的次数。本质上是描述图像在相距一定角度和距离时两像素出现的频率,可反映图像在方向、间隔、变化幅度等方面的信息^[15],如图 2 所示。其中, θ 为 GLCM 的生成方向,通常选取 0° 、 45° 、 90° 、 135° 。通过固定像素对之间的距离 a 、 b ,统计出

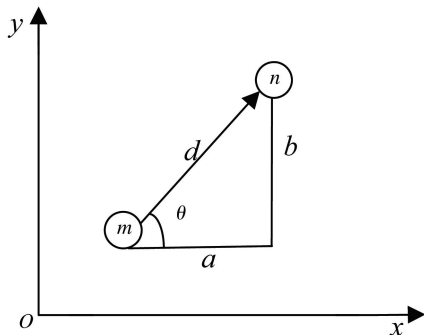


图 2 GLCM 的像素对路线

Fig.2 Pixel-to-pixel alignment of the GLCM

整幅图像中像素 m 到像素 n 出现的频率 $P_d(m, n, \theta)$ 。其中, a 为像素对之间的水平距离, b 为像素对之间垂直距离。

通过熵^[16]对 GLCM 进行二次统计,可表示为

$$h = - \sum_{i=0}^{15} \sum_{j=0}^{15} P_d(m, n) \log_2 P_d(i, j), \quad (8)$$

式中, $P_d(m, n)$ 为像素 m 到像素 n 在 0° 方向出现的概率, h 为像素 m 到像素 n 概率的熵。

图像纹理复杂度与熵成正比,图像的纹理复杂度越高,熵越大。GLCM 的熵能很好地度量图像的纹理复杂度,为了降低计算成本,将图像的灰度值范围由 $0 \sim 255$ 量化为 $0 \sim 15$,且不影响纹理复杂度度量^[7]。为提高图像重构质量,根据图像块的纹理信息自适应分配采样率,纹理复杂度越高,图像块分配的采样数越多,具体步骤如下。

1) 将高频预重构图像均匀划分成大小为 $32 \text{ pixel} \times 32 \text{ pixel}$ 的图像块并计算各图像块的纹理复杂度。若图像块的纹理复杂度大于阈值 T_1 ,则将图像块再次进行分块。纹理复杂度小于 T_1 的图像块采样率为

$$r_i = S_{\min} + (S - S_{\min}) \times b_1 \times \frac{h_i}{\sum_{i=1}^{b_1} h_i}, h_i < T_1, \quad (9)$$

式中, S 为设定采样率, b_1 为纹理复杂度小于 T_1 的图像块个数, h_i 为第 i 个图像块的纹理熵, S_{\min} 为最低采样率阈值,可表示为

$$S_{\min} = \begin{cases} S/2, & 0 < S \leq 0.1 \\ 0.05, & 0.1 < S \leq 1^\circ \end{cases} \quad (10)$$

根据采样率 r 与采样数 M 的关系 ($r = M/N$), 确定图像块观测矩阵的大小。相比传统多尺度分块算法的采样率分配(文献[10]),实验使用的采样率公式更注重区分图像的纹理复杂度。多尺度分块算法的图像块采样率随图像块所在尺度下小波系数的变化而变化,对于相同尺度下不同图像块采用相同的采样率,缺乏对纹理复杂度的分析。而实验使用的采样率公式根据图像块纹理熵占全部相对应大小图像块纹理熵之和的比例自适应调整,对包含较多纹理信息的图像块分配较多采样率,对平滑块分配较少采样率,且 S_{\min} 可防止采样率过低。

2) 将纹理复杂度大于 T_1 的图像块进一步分成 4 个大小为 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 的图像块。计算各图像块的纹理复杂度,若图像块的纹理复杂度大于阈值 T_2 ,则将图像块再次进行分块。纹理复杂度小于 T_2 的图像块,其采样率为

$$r_i = S_{\min} + (S - S_{\min}) \times b_2 \times h_i / \sum_{i=1}^{b_2} h_i, h_i < T_2, \quad (11)$$

式中, b_2 为纹理复杂度小于 T_2 的图像块个数。

3) 以此类推, 直至图像块大小为 4 pixel×4 pixel 时停止分块。

2.4 观测矩阵及重构算法

观测矩阵选用结构化随机观测矩阵 (SRM), SRM 的普适性好, 块循环结构所需的存储量小, 计算复杂度低、硬件更好实现, 其数学模型可表示为^[16-17]

$$\Phi_{\Omega} = \sqrt{N/M} D_{\Omega} F R = \sqrt{N/M} D_{\Omega} \begin{bmatrix} A & & & \\ & A & & \\ & & \ddots & \\ & & & A \end{bmatrix} R, \quad (12)$$

式中, $\sqrt{N/M}$ 为归一化系数, D_{Ω} 为随机抽样矩阵, 按照 Ω 从 FR 中随机抽取 M 行, Ω 为随机抽取的行数索引集合, R 为随机扰乱矩阵, F 为由正交矩阵 A 构成的正交块循环矩阵。

首先将正交矩阵即 DCT 矩阵进行循环和标准化处理, 然后根据计算得到的采样数 M 对矩阵进行随机抽样, 最后进行归一化处理。原始图像经稀疏处理后投影到观测矩阵上, 得到输出 y 。

实验采用 SPL 算法对图像进行重构, 具体结构如图 3 所示。包括维纳 (Wiener) 滤波、两次凸投影及阈值处理, 维纳滤波可有效消除图像分块引起的块效应^[14]; 阈值处理选用双变量收缩模型, 以滤除信号噪声^[18]。

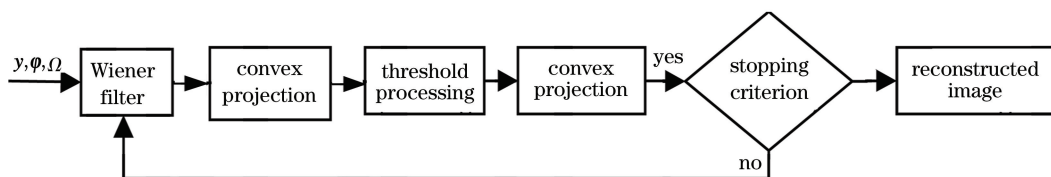


图 3 SPL 算法流程

Fig. 3 Flow chart of the SPL algorithm

2.5 算法仿真

测试图像选用 20 幅大小为 512 pixel×512 pixel 不同场景的图像, 分别为 Mandrill、Goldhill、Barbara、

Houses、Boat、Bridge、Home、Lighthouse、Peppers、Airfield、Zelda、Truck、Tank、Kiel、Fruits、Couple、Mountain、Dollar、Woman、Aerial, 如图 4 所示。



图 4 图像数据集。(a)Mandrill; (b)Goldhill; (c)Barbara; (d)Houses; (e)Boat; (f)Bridge; (g)Home; (h)Lighthouse; (i)Peppers; (j)Airfield; (k)Zelda; (l)Truck; (m)Tank; (n)Kiel; (o)Fruits; (p)Couple; (q)Mountain; (r)Dollar; (s)Woman; (t)Aerial

Fig. 4 Image date set. (a)Mandrill; (b)Goldhil; (c)Barbara; (d)Houses; (e)Boat; (f)Bridge; (g)Home; (h) Lighthouse; (i) Peppers; (j) Airfield; (k) Zelda; (l) Truck; (m) Tank; (n) Kiel; (o) Fruits; (p)Couple; (q)Mountain; (r)Dollar; (s)Woman; (t)Aerial

利用三级 9/7 离散双正交小波变换将图像分为高频分量和低频分量。图像的高频分量经预重构、稀疏、基于灰度共生矩阵的熵度量图像的纹理复杂度、DCT 观测矩阵压缩,最后经 SPL 算法进行重构。计算灰度共生矩阵时,图像块的方向设为 0° 、距离设为 1。图像的初始分块大小为 $32 \text{ pixel} \times 32 \text{ pixel}$,然后根据分块阈值对图像进行再分块,直至图像块的大小为 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 。分块阈值设为相同大小图像块熵的均值,纹理复杂度越高,图像块

的大小越小,同时可根据图像块的纹理复杂度自适应分配采样率。

3 分析与讨论

将本算法与 MS-BCS-SPL 算法^[10]、以灰度熵度量纹理复杂度的非均匀分块 Document 算法^[12]及以标准差度量纹理复杂度的 ABCS-SPL 算法^[9]进行对比。用峰值信噪比(PSNR)评价图像重构质量,单位为 dB,结果如表 1 所示。

表 1 不同算法重构图像的 PSNR

Table 1 PSNR of images reconstructed by different algorithms unit: dB

Algorithm		Sampling rate				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Mandrill	MS-BCS-SPL	21.49	23.00	24.56	25.53	26.47
	Document	22.86	24.25	25.96	27.55	28.75
	ABCS-SPL	20.68	22.22	23.34	24.54	25.85
	Ours	25.37	26.33	27.41	28.63	29.80
Goldhill	MS-BCS-SPL	29.05	31.07	32.80	33.72	34.69
	Document	30.17	30.85	33.38	34.85	36.05
	ABCS-SPL	25.79	27.71	29.26	30.40	33.50
	Ours	30.89	32.38	33.85	35.23	36.82
Barbara	MS-BCS-SPL	23.89	25.13	26.14	27.44	29.02
	Document	25.21	26.79	28.39	29.97	31.57
	ABCS-SPL	20.59	24.51	26.16	27.91	29.43
	Ours	27.84	28.85	29.96	31.09	32.57
Houses	MS-BCS-SPL	21.11	23.37	25.39	26.30	27.32
	Document	21.96	23.93	25.70	26.36	27.36
	ABCS-SPL	17.40	20.39	21.27	22.96	23.52
	Ours	23.70	25.44	26.97	28.68	30.40
Boat	MS-BCS-SPL	27.41	30.19	32.03	33.20	34.26
	Document	28.69	30.06	31.28	32.37	33.16
	ABCS-SPL	22.40	23.77	27.04	28.93	30.31
	Ours	29.25	30.86	32.54	34.25	36.09
Bridge	MS-BCS-SPL	24.14	25.89	27.76	28.55	29.41
	Document	26.33	27.16	27.84	28.49	29.09
	ABCS-SPL	20.46	23.54	24.11	25.34	26.51
	Ours	26.46	27.85	28.96	30.10	31.47
Home	MS-BCS-SPL	26.51	29.14	31.41	33.78	34.98
	Document	29.34	30.77	31.95	33.23	34.31
	ABCS-SPL	20.40	24.36	27.05	29.36	31.03
	Ours	29.57	31.32	34.82	35.61	36.59
Lighthouse	MS-BCS-SPL	22.93	25.62	27.56	28.64	29.81
	Document	26.61	27.94	29.15	30.16	31.01
	ABCS-SPL	18.60	19.91	20.25	21.51	22.80
	Ours	26.91	28.47	30.08	31.96	33.76
Peppers	MS-BCS-SPL	31.31	34.55	35.80	36.84	37.75
	Document	31.64	33.03	34.22	35.53	36.56
	ABCS-SPL	24.01	26.60	29.60	31.46	33.93
	Ours	32.81	34.63	36.07	37.48	39.33

Algorithm		Sampling rate				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Airfield	MS-BCS-SPL	24.46	26.82	28.62	29.58	30.54
	Document	25.68	26.69	27.72	28.78	29.59
	ABCS-SPL	21.13	22.24	23.45	24.40	25.18
	Ours	25.97	27.49	28.93	30.32	32.06
Zelda	MS-BCS-SPL	35.02	37.41	39.09	40.04	41.01
	Document	34.97	36.14	37.52	38.56	39.99
	ABCS-SPL	24.58	27.23	32.60	35.28	36.71
	Ours	35.47	37.55	39.16	40.10	41.90
Truck	MS-BCS-SPL	30.87	32.90	34.79	35.65	36.62
	Document	33.68	34.80	35.81	37.35	38.89
	ABCS-SPL	25.12	26.92	28.44	29.95	31.14
	Ours	33.84	35.36	36.84	38.25	39.47
Tank	MS-BCS-SPL	30.93	32.46	34.04	34.85	35.73
	Document	33.86	34.52	35.10	36.18	37.26
	ABCS-SPL	26.05	27.00	28.86	30.09	31.03
	Ours	34.09	35.09	36.24	37.22	38.33
Kiel	MS-BCS-SPL	22.81	24.44	25.51	26.73	28.56
	Document	25.64	26.69	27.75	28.54	29.69
	ABCS-SPL	20.49	21.14	21.92	22.61	23.16
	Ours	25.91	27.13	28.55	29.82	31.56
Fruits	MS-BCS-SPL	19.87	22.21	23.62	24.87	26.23
	Document	24.87	25.69	26.75	27.34	28.08
	ABCS-SPL	19.55	21.65	22.98	24.82	26.19
	Ours	25.07	26.53	27.91	29.32	31.11
Couple	MS-BCS-SPL	26.93	29.55	31.52	32.57	33.70
	Document	29.01	30.65	31.77	32.89	33.84
	ABCS-SPL	22.96	24.52	26.29	27.94	29.37
	Ours	29.38	31.27	32.97	34.71	36.46
Mountain	MS-BCS-SPL	20.33	21.93	23.78	24.55	25.43
	Document	23.30	24.07	24.85	25.59	26.47
	ABCS-SPL	20.16	21.27	22.34	23.22	24.41
	Ours	23.50	24.46	25.31	26.40	27.36
Dollar	MS-BCS-SPL	18.82	20.44	21.42	22.14	22.99
	Document	22.99	23.79	24.85	25.51	26.38
	ABCS-SPL	15.13	15.51	15.86	16.14	16.37
	Ours	23.19	24.58	25.60	26.43	28.17
Woman	MS-BCS-SPL	25.10	27.26	29.12	30.38	31.78
	Document	28.62	29.74	31.08	32.48	33.35
	ABCS-SPL	18.06	24.09	25.77	27.35	28.78
	Ours	28.70	31.92	32.86	33.77	35.56
Aerial	MS-BCS-SPL	24.32	27.01	29.51	30.75	31.96
	Document	26.81	28.36	29.28	30.43	31.12
	ABCS-SPL	22.16	22.19	23.70	25.14	26.65
	Ours	27.07	29.26	30.40	32.08	33.80

由表 1 可知, 针对纹理较复杂的 Mandrill、Goldhill、Barbara 等图像, 无论是低采样率还是高采样率, 本算法的重构效果均高于现有算法。采样率较低时, 本算法的重构效果提升更明显。采

样率为 0.1 时, 本算法重构 Mandrill 图像的 PSNR 比 MS-BCS-SPL 算法高 3.88 dB, 比 Document 算法高 2.51 dB。采样率为 0.2 时, 本算法重构 Goldhill 图像的 PSNR 比 MS-BCS-SPL 算法高

1.31 dB, 比 Document 算法高 1.53 dB。采样率为 0.3 时, 本算法重构 Barbara 图像的 PSNR 比 MS-BCS-SPL 算法高 3.82 dB, 比 Document 算法高 1.57 dB。采样率较高时, 本算法的重构效果也有一定的提升, 采样率为 0.5 时, 本算法重构 Mandrill 图像的 PSNR 比 MS-BCS-SPL 算法高 3.33 dB, 比 Document 算法高 1.05 dB; 本算法重构 Goldhill 图像的 PSNR 比 MS-BCS-SPL 算法高 2.13 dB, 比

Document 算法高 0.77 dB; 本算法重构 Barbara 图像的 PSNR 比 MS-BCS-SPL 算法高 3.55 dB, 比 Document 算法高 1.00 dB。

图像在实际传输过程中会受到噪声干扰^[19], 本算法在观测过程中引入高斯白噪声, 针对 Boat 图像分别在信噪比(SNR)为 5 dB, 10 dB, 15 dB、采样率为 0.3 时, 对比不同算法的重构效果, 算法对噪声的鲁棒性结果如图 5~图 7 所示。

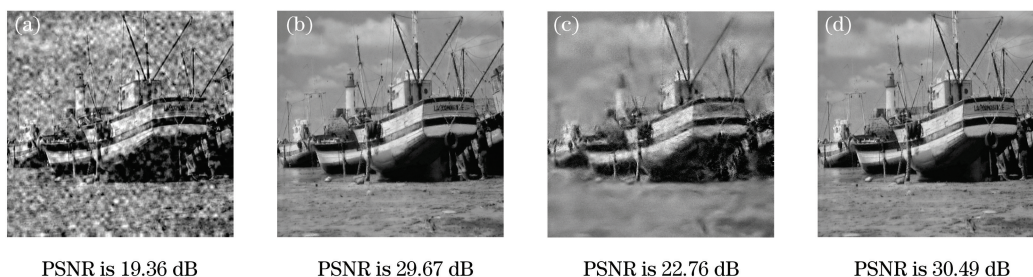


图 5 SNR 为 5 dB 时 Boat 图像的重构效果。(a)MS-BCS-SPL 算法;(b)Document 算法;(c)ABCS-SPL 算法;(d)本算法
Fig. 5 Reconstruction effect of Boat image when SNR is 5 dB. (a) MS-BCS-SPL algorithm;
(b) Document algorithm; (c) ABCS-SPL algorithm; (d)our algorithm

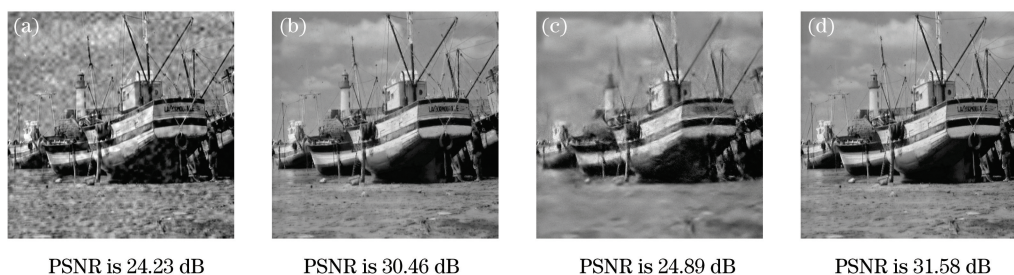


图 6 SNR 为 10 dB 时 Boat 图像的重构效果。(a)MS-BCS-SPL 算法;(b)Document 算法;(c)ABCS-SPL 算法;(d)本算法
Fig. 6 Reconstruction effect of Boat image when SNR is 10 dB. (a) MS-BCS-SPL algorithm; (b) Document algorithm;
(c) ABCS-SPL algorithm; (d)our algorithm

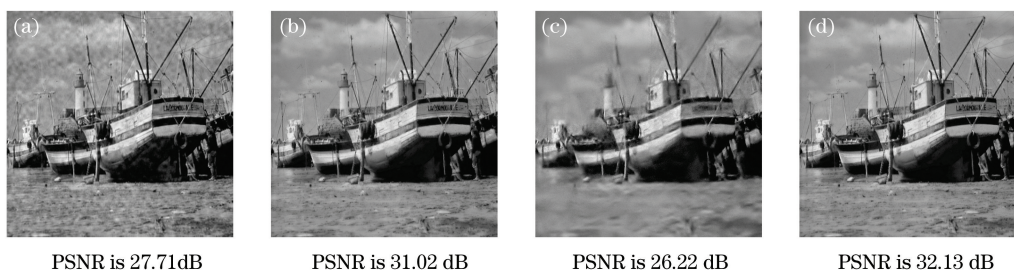


图 7 SNR 为 15 dB 时 Boat 图像的重构效果。(a)MS-BCS-SPL 算法;(b)Document 算法;(c)ABCS-SPL 算法;(d)本算法
Fig. 7 Reconstruction effect of Boat image when SNR is 15 dB. (a) MS-BCS-SPL algorithm; (b) Document algorithm;
(c) ABCS-SPL algorithm; (d)our algorithm

从图 7 可以发现, 有噪声情况后, 四种算法的 PSNR 相比无噪声时均有所下降。图像的 SNR 分别为 5 dB、10 dB、15 dB 时, 本算法的 PSNR 下降了 2.05 dB、0.99 dB、0.41 dB, 图像的重构效果依然高

于其他三种算法, 这表明本算法对噪声具有鲁棒性。综上所述, 在处理纹理复杂的图像时, 相比 Document 算法, 本算法的 PSNR 提高了 0.08~3.04 dB, 相比 MS-BCS-SPL 算法, 本算法的 PSNR 提高了 0.06~

5.20 dB, 重构效果更好, 且对噪声的鲁棒性更好。

4 结 论

在 MS-BCS-SPL 算法的基础上, 提出了一种基于灰度共生矩阵度量纹理复杂度的自适应多尺度分块压缩感知算法。利用三级 9/7 离散双正交小波变换将图像分为高频分量和低频分量。采用灰度共生矩阵的熵分析高频图像块的纹理复杂度, 并与设定的阈值进行对比, 确定图像块大小、自适应分配采样率。仿真结果表明, 相比其他算法, 本算法在低采样率和高采样率时, 对轮廓复杂、具有较多细节图像重构的 PSNR 有明显提升。观测过程引入噪声后, 图像的 PSNR 略有降低, 但重构效果优于现有算法, 对噪声具有较好的鲁棒性。但在处理纹理相对简单的图像块时, 本算法的优势相对较弱, 仍需进一步完善, 且还需将结果用于实际硬件中。

参 考 文 献

- [1] Jiao L C, Yang S Y, Liu F, et al. Development and prospect of compressive sensing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(7): 1651-1662.
焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 压缩感知回顾与展望[J]. *电子学报*, 2011, 39(7): 1651-1662.
- [2] Donoho D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [3] Wang Y Y, Ren Y C, Chen L Y, et al. Terahertz wave wide-beam imaging technology based on block compressive sensing theory[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(4): 0407001.
王与焯, 任宇琛, 陈霖宇, 等. 基于分块压缩感知理论的太赫兹波宽光束成像技术[J]. *光学学报*, 2019, 39(4): 0407001.
- [4] Ke J, Zhang L X, Zhou Q. Applications of compressive sensing in optical imaging [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 0111006.
柯钧, 张临夏, 周群. 压缩感知在光学成像领域的应用[J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111006.
- [5] Gan L. Block compressed sensing of natural images [C]//2007 15th International Conference on Digital Signal Processing, July 1-4, 2007, Cardiff, UK. New York: IEEE Press, 2007: 403-406.
- [6] 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.
- [7] Du X L, Zhang W, Gu B B, et al. GLCM-based adaptive block compressed sensing method for image [J]. *Computer Science*, 2018, 45(8): 277-282.
杜秀丽, 张薇, 顾斌斌, 等. 基于灰度共生矩阵的图像自适应分块压缩感知方法[J]. *计算机科学*, 2018, 45(8): 277-282.
- [8] Cai X, Xie Z G, Huang H W, et al. An adaptive reconstruction algorithm for image block compressed sensing under low sampling rate [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2016, 37(3): 612-616.
蔡旭, 谢正光, 黄宏伟, 等. 一种自适应低采样率图像分块压缩感知算法[J]. *小型微型计算机系统*, 2016, 37(3): 612-616.
- [9] Cao Y Q, Bai S, Cao M W. Image compression sampling based on adaptive block compressed sensing [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2016, 21(4): 416-424.
曹玉强, 柏森, 曹明武. 图像自适应分块的压缩感知采样算法[J]. *中国图象图形学报*, 2016, 21(4): 416-424.
- [10] Fowler J E, Mun S, Tramel E W. Multiscale block compressed sensing with smoothed projected Landweber reconstruction [C]//2011 19th European Signal Processing Conference, August 29 - September 2, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 564-568.
- [11] Li Y, Zhao R Z, Zhang F Z, et al. Adaptive multi-scale block compressed sensing algorithm based on edge and direction estimation [J]. *Journal of Signal Processing*, 2015, 31(4): 407-413.
李玉, 赵瑞珍, 张凤珍, 等. 边缘和方向估计的自适应多尺度分块压缩感知算法[J]. *信号处理*, 2015, 31(4): 407-413.
- [12] Cheng D Q, Shao L R, Li Y, et al. Multi-scale block adaptive sampling rate compression sensing algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(3): 031005.
程德强, 邵丽蓉, 李岩, 等. 多尺度分块的自适应采样率压缩感知算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(3): 031005.
- [13] Li R C, Cheng Y X, Li L, et al. An adaptive blocking compressive sensing for image compression [J]. *Journal of Zhejiang University of Technology*, 2018, 46(4): 392-395, 406.
李如春, 程云霄, 李林, 等. 自适应分块压缩感知的

- 图像压缩算法[J]. 浙江工业大学学报, 2018, 46(4): 392-395,406.
- [14] Mun S, Fowler J E. Block compressed sensing of images using directional transforms[C]//2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), November 7-10, 2009, Cairo, Egypt. New York: IEEE Press, 2009: 3021-3024.
- [15] Yang L F. The study on texture feature extraction method based on LBP and GLCM [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2016: 42-43.
杨龙飞. 基于局部二值模式和灰度共生矩阵的纹理特征提取技术研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2016: 42-43.
- [16] Liu F, Wu J, Yang S Y, et al. Research advances on structured compressive sensing[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(12): 1980-1995.
刘芳, 武娇, 杨淑媛, 等. 结构化压缩感知研究进展[J]. 自动化学报, 2013, 39(12): 1980-1995.
- [17] Li H B. Research on structured measurement matrix and high performance reconstruction algorithm in image compressive sensing[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2017: 28-33.
李红兵. 图像压缩感知中结构化观测矩阵和高性能重构算法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2017: 28-33.
- [18] Sendur L, Selesnick I W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(11): 2744-2756.
- [19] Zhang J. Astronomical image compression and denoising reconstruction algorithms based on compressed sensing[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018: 28-32.
张杰. 基于压缩感知的天文图像压缩及去噪重建算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018: 28-32.