

# 多尺度分块的自适应采样率压缩感知算法

程德强<sup>1\*</sup>, 邵丽蓉<sup>1</sup>, 李岩<sup>1</sup>, 管增伦<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116;

<sup>2</sup> 中国中煤能源集团有限公司, 北京 100120

**摘要** 现有的自适应多尺度分块压缩感知算法忽略了高频信息在重建中的作用, 导致图像的边缘轮廓得不到充分重建; 并且在压缩分块过程中采用固定分块大小, 没有充分利用图像自身的稀疏性。针对上述不足, 提出一种多尺度分块的自适应采样率压缩感知算法。该算法充分利用小波变换后的高频信号和低频信号, 同时针对图像的固定尺寸分块进行改进。首先, 对低频部分利用自适应邻域特征的空域滤波算法消除块效应; 其次, 对高频部分依据纹理特征自适应选取图像块的大小, 实现样本块尺寸的自动划分和采样率的自适应; 最后, 分别对纹理信息各异的图像进行压缩重建仿真。结果表明, 本方法重建效果明显优于已有的自适应采样率算法。

**关键词** 图像处理; 超分辨率重建; 压缩感知; 小波域; 自适应多尺度分块

中图分类号 TP751.1

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.031005

## Multi-Scale Block Adaptive Sampling Rate Compression Sensing Algorithm

Cheng Deqiang<sup>1\*</sup>, Shao Lirong<sup>1</sup>, Li Yan<sup>1</sup>, Guan Zenglun<sup>2</sup>

<sup>1</sup> School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China;

<sup>2</sup> China Coal Energy Group Co. Ltd., Beijing 100120, China

**Abstract** In the existing adaptive multi-scale block-slice compression sensing algorithms, the role of high-frequency information in the reconstruction process is neglected, resulting in the not-complete-reconstruction of the edge contours of images. Moreover, the fixed block size is used in the process of compressing blocks, and thus the sparsity of the image itself is not fully used. In view of the above deficiencies, a multi-scale block adaptive sampling rate compression sensing algorithm is proposed. This algorithm makes full use of the high-frequency and low-frequency signals after wavelet transform, and simultaneously improves the fixed size block of images. First, the spatial filtering algorithm based on adaptive neighborhood features is used to eliminate the blockiness in the low frequency part. Second, as for the high frequency part, the size of the image block is adaptively selected according to the texture features, and thus the sample block size is automatically partitioned and the sampling rate is adaptive. Finally, the images with different amounts of texture information are compressed and reconstructed. The results show that the reconstruction effect by the proposed method is obviously superior to those by the existing adaptive sampling rate algorithms.

**Key words** image processing; super-resolution reconstruction; compressed sensing; wavelet domain; adaptive multi-scale block

**OCIS codes** 100.3010; 100.2960

## 1 引言

随着数字图像处理技术的发展, 图像超分辨率

重建得到了广泛应用, 其重建算法<sup>[1-3]</sup>被不断提出。其中, 压缩感知算法<sup>[4-5]</sup>首先在理论上克服了奈奎斯特采样定理二倍采样的局限; 其次, 在编码端同步进

收稿日期: 2018-06-06; 修回日期: 2018-07-18; 录用日期: 2018-08-31

基金项目: 国家自然科学基金(51774281)、徐州市科技创新重点研发项目(KC16GZ013)

\* E-mail: m15162143261@163.com

行观测和压缩,有效降低了传感器的观测时间和运行时间。压缩感知的应用领域非常广泛,本文主要研究其在自然图像超分辨率重建<sup>[6]</sup>方面的应用。压缩感知理论处理包含较大规模信号的图像时,实时采样和重构都需较大的计算规模,针对该点不足,Gan<sup>[7]</sup>依据分块离散余弦变换理论基础,将分块处理方法应用到图像处理领域,提出分块压缩感知(BCS)算法。但是,分块压缩感知算法对各个图像块采用相同的采样率,造成了资源的不合理分配,并在重建过程中会产生块效应。Li等<sup>[8-9]</sup>提出了多尺度分块压缩感知(MS-BCS-SPL)算法,该算法首先对原始图像进行多层小波分解,并对每一层小波分解系数采用不同的采样率,有效改善了分块重建产生的块效应,提高了重建质量,但在处理复杂图像时仍存在粗糙的块边缘。针对上述问题,高东红<sup>[10]</sup>提出基于纹理和方向的自适应多尺度分块压缩感知(TD-MS-BCS-SPL)算法,在MS-BCS-SPL算法的基础上,充分利用图像自身的纹理特征和方向特征,对每个子块进行自适应采样,重建速度及效果明显提高,然而基于边缘和纹理的方法都没有将高频系数纳入图像重建范畴,因而对于边缘丰富的图像超分辨率重建速率<sup>[11]</sup>得不到明显提高,反而影响重建质量。

针对上述各种算法中图像分块的大小都是提前设定的某个值,并且纹理复杂的图像子块重建效果不理想的问题,本文提出了一种改进的多尺度分块的自适应采样率压缩感知算法。该算法首先利用三层小波变换将代表边缘纹理的高频信息提取出来,并利用信息熵对图像的信息量进行度量以实现样本块尺寸的自动划分,在总采样率不变的情况下,实现了资源的最高效利用;其次,对包含图像基本信息的低频信号利用二维邻块边缘自适应加权滤波算法重构低频信号包含的所有细节,并通过滤波算法有效地消除了块效应。实验结果表明,针对具有复杂细节和边缘的图像,本文方法获得了较好的重建效果。

## 2 多尺度分块压缩感知

MS-BCS-SPL算法<sup>[9]</sup>是在BCS算法对图像进行分块的基础上,对每个图像子块利用不同的观测矩阵进行采样。该算法首先要将原始图像的观测矩阵  $\mathbf{A}$  分解成多尺度变换矩阵  $\mathbf{\Omega}$  和多尺度分块观测矩阵  $\mathbf{\Phi}'$  两个部分,即  $\mathbf{A}$  由  $\mathbf{A} = \mathbf{\Phi}'\mathbf{\Omega}$  表示,则重建过程可表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{\Phi}'\mathbf{\Omega}\mathbf{x}, \quad (1)$$

原始输入图像经过小波分解后得到一个低频信号和水平、垂直、对角方向的高频信号<sup>[12]</sup>。经过三层小波分解以后,原始图像尺寸  $M$  与各层分块尺寸的比例为  $M:M_1:M_2:M_3 = 8:4:2:1$ 。三层小波分解示意图如图1所示。

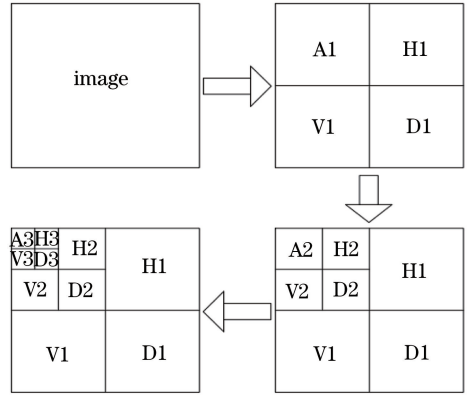


图1 三层小波分解示意图

Fig. 1 Schematic of three level wavelet transform

对多尺度变换矩阵  $\mathbf{\Omega}$  进行  $L$  层小波分解,相应地就会构成  $L$  个不同的观测算子,这些观测算子构成多尺度分块观测矩阵  $\mathbf{\Phi}'$ 。原始图像  $\mathbf{x}$  小波分解过程可表示为

$$\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{\Omega}\mathbf{x}, \quad (2)$$

式中  $\bar{\mathbf{x}}$  经过  $L$  层小波变换得到的第  $S$  个子带被切割成大小为  $B_l \times B_l$  的子块,由相应大小的采样矩阵  $\mathbf{\Phi}_l$  对每个子块进行采样。其中,对第  $j$  个子块进行重建可表示为

$$\mathbf{y}_{l,s,j} = \mathbf{\Phi}_l \bar{\mathbf{x}}_{l,s,j}, s \in \{H, V, D\}, 1 \leq l \leq L. \quad (3)$$

原始图像经小波分解后,每一层的分解块对图像重建的影响不同,因此,为了提高重建质量,有必要对每一层小波分解设定相对应的采样率。设小波分解的基带采样率为1,即  $S_0 = 1$ ,那么每一层小波分解子率可表示为

$$S_l = W_l S', \quad (4)$$

式中  $W_l$  表示每层小波分解在整幅图中的权重,可用如下经验公式表示,即

$$W_l = 16^{L-l+1}, \quad (5)$$

则对于整幅图像,采样率可表示为

$$S = \frac{1}{4^L} S_0 + \sum_{l=1}^L \frac{3}{4^{L-l+1}} W_l S'. \quad (6)$$

如果整幅图像的采样率  $S$  和每层小波分解的权重  $W_l$  为已知参量,可由(6)式求得小波变换的总采样率  $S'$ ,将  $S'$  代入(4)式中,可以得到第  $L$  层小波分解的采样率  $S_l$ 。在求解每层小波分解采样率

的过程中,会有多个  $S_l > 1$  的解。由于在实际运算中,各层采样率均不得大于 1,因此一旦检测到有  $S_l > 1$ ,就将该  $S_l$  设定为 1。这种情况下,采样率表示为

$$S = \frac{1}{4^L} S_0 + \frac{3}{4^L} S_1 + \sum_{l=2}^L \frac{3}{4^{L-l+1}} W_l S'_l, \quad (7)$$

由(7)式重新计算  $S_l$ ,对每一层小波分解,即  $l=2, 3, \dots, L$ ,重复上述过程,检验是否存在  $S_l > 1$  的情况,确保对每一层小波分解  $S_l \leq 1$  均成立。

### 3 多尺度分块的自适应采样率压缩感知算法

#### 3.1 算法原理

图像信号经过小波变换后生成一个低分辨率图像的近似信号和一系列边缘纹理信号,这些边缘纹理信号是小波分解后的高频信号,低分辨的近似信号是分解后的低频信号。图像经过三层小波分解得到的小波域高频信号和低频信号被分别提取出来,经过小波逆变换,将低频部分直接视为图像的平坦块,利用二维邻块边缘自适应加权滤波对图像细节进行充分重建;对高频部分利用多尺度分块的纹理重建方法有效重建图像边缘。

#### 3.2 低频信号重建

图像经过小波变换后,得到一个低频信号和 9 个高频信号,由于低频信号表示的是图像的基本信息,包含图像中的大部分细节,因此将低频信号经过小波逆变换后得到图像的平坦部分,并进行分块,将平坦块进行二维邻块边缘的自适应加权滤波算法<sup>[13]</sup>,以充分消除边缘的块效应。首先对图像进行边缘扩充,即在图像相邻的上下左右 4 个方向分别扩  $B$  个像素,使得即使是边缘块也能有 4 个相邻块。假设待平滑滤波的平坦块大小为  $B \times B$ ,其上下左右 4 个邻块分别为  $B_{i-1,j}, B_{i+1,j}, B_{i,j-1}, B_{i,j+1}$ ,将  $B_{i,j}$  及 4 个邻块中与其相邻的一行或一列以及 4 个顶点构成一个大小为  $(B+2) \times (B+2)$  的新块  $B'_{i,j}$ ,将 4 个顶点赋 0 值,组合方式如图 2 所示。

在组建的  $B'_{i,j}$  中,其中心  $B \times B$  个像素需要做平滑滤波。若想有效消除待平滑块中的第  $i$  行第  $j$  列的像素块的块效应,则对其进行平滑滤波的过程需要参照该像素 4 个相邻像素块的边缘特性,原因在于块效应是相邻块边缘像素灰度的相同跳变形成的,假设待平滑的像素是  $b'_{i,j}$ ,则平滑即是对 4 个相邻像素进行基于坐标距离的加权求和,其过程可表

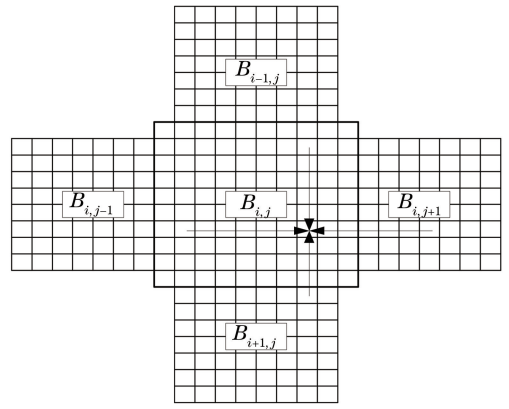


图 2 邻块组合方式图

Fig. 2 Schematic of neighbor block combination

示为

$$b'_{i,j} = p_c \cdot b_{i,j} + p_{i,j}^1 \cdot b_{i,0} + p_{i,j}^r \cdot b_{i,B+2} + p_{i,j}^u \cdot b_{0,j} + p_{i,j}^d \cdot b_{B+2,j}, 1 \leq i, j \leq B, \quad (8)$$

$$\begin{cases} p_c = 0.5, p_1 = 1/(j)^2, p_2 = 1/(B+1-j)^2 \\ p_3 = 1/(i)^2, p_4 = 1/(B+1-i)^2 \end{cases}, \quad (9)$$

$$s = (p_1 + p_2 + p_3 + p_4) \cdot 2, \quad (10)$$

$$\begin{cases} p_{i,j}^1 = p_1/s, p_{i,j}^r = p_2/s \\ p_{i,j}^u = p_3/s, p_{i,j}^d = p_4/s \end{cases}, \quad (11)$$

式中  $p_{i,j}^1, p_{i,j}^r, p_{i,j}^u, p_{i,j}^d, p_c$  是 5 组平滑参量。

#### 3.3 高频信号重建

基于小波域的自适应多尺度分块压缩感知算法在重建过程中直接将高频置为零,忽略了高频信号对重建效果的影响,导致重建图像的边缘与细节不清晰。基于上述问题,本文将高频信号引入重建算法,充分利用了图像的高频与低频信息,随着图像纹理复杂度提高,重建图像的分辨率得以提升。但是在自适应多尺度分块算法运行过程中,图像的分块是固定尺寸大小,同时需要反复试验确定最佳分块尺寸;并且针对固定块自适应采样率,包含信息量较多的子块的有效信息得不到充分重建。为此,本文对分块方法进行改进,仍然依据图像的灰度熵度量图像的信息量,对于包含信息量较多的子块采用较小的分块大小,并且依据最终分块大小自适应采样率,以达到自适应块大小的自适应分配采样率的超分辨率重建算法。

在本文算法中利用图像的二维灰度熵度量图像的纹理信息来进行分块和采样,具体过程表述如下。

1) 将图像初次分块成  $32 \times 32$  大小,利用下式计算每个图像子块的一维灰度熵,即

$$H_l = - \sum_{i=0}^{255} p_i \cdot \log_2 p_i, \quad (12)$$

式中  $l$  代表的是第  $l$  个图像子块。

2) 计算图像的纹理复杂度  $T_c$ ,  $T_c$  由整幅图像中各个块的熵的均值来表征, 计算公式为

$$T_c = \frac{1}{B^2} \sum_{i=1}^B \sum_{j=1}^B H_{(i,j)}, \quad (13)$$

设定纹理复杂度的初始阈值  $T_1$ , 按照(13)式计算初始分块后的每个图像子块的纹理复杂度, 并与初始阈值比较大小, 由下式确定图像是否进行再次分块, 并确定不再分块的图像块的自适应采样率。

$$\begin{cases} r_l = (S - S_{\min}) \times h \times H_l / \sum_{l=1}^h H_l + S_{\min}, & T_c \leq T_1 \\ \text{dividing}, & T_c > T_1 \end{cases} \quad (14)$$

3) 对  $T_c$  大于阈值  $T_1$  的图像块进行四等分

块, 二次分块大小为  $(B/2) \times (B/2)$ 。设置二级阈值  $T_2$ , 重复步骤 2) 的算法过程, 自适应采样率由下式确定, 即

$$\begin{cases} r_l = (S - S_{\min}) \times h \times H_l / \sum_{l=1}^h H_l + S_{\min}, & T_c \leq T_2 \\ \text{dividing}, & T_c > T_2 \end{cases} \quad (15)$$

4) 对  $T_c$  大于阈值  $T_2$  的图像块进行四等分, 三次分块大小为  $(B/4) \times (B/4)$ 。重复步骤 2) 和 3) 的计算步骤, 直至分块变成  $4 \times 4$ , 停止上述过程, 对最终的  $4 \times 4$  的子块利用公式  $r_l = (S - S_{\min}) \times h \times H_l / \sum_{l=1}^h H_l + S_{\min}$  确定其采样率。算法的流程框图如图 3 所示。

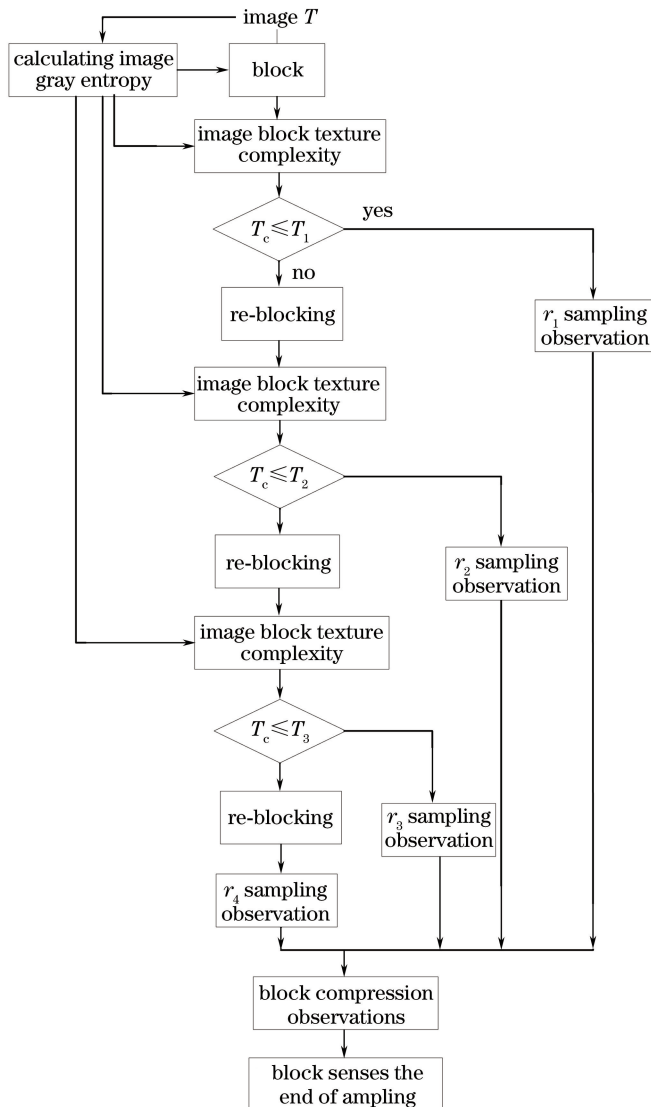


图 3 高频信号自适应采样流程图

Fig. 3 Flow chart of adaptive sampling of high-frequency signal

通过上述过程可确定每个图像子块的大小和采样率,然后同时进行采样。根据每个子块的采样率  $r_j$  求得子块的采样数,并求出每个子块的观测矩阵  $\Phi_j$ ,同时经过观测之后即得到观测集合  $y_j$ ,从而重构出图像。

## 4 算法实现过程

结合图像的高频信号和低频信号进行超分辨率重建的具体步骤如下:

1) 图像经过三层小波分解,将高频置为零,将低频信号进行小波逆变换后得到预估计的图像近似信号,即设定的平坦图像  $F$ 。为了保证图像分块时,即使是边缘块也能有 4 个相邻块,首先要对  $F$  进行

边缘扩充,即在  $F$  的边缘添加大小为  $B \times B$ 、像素值均为 0 的图像块,然后将  $F$  进行分块,每块大小均为  $B \times B$ 。

2) 利用二维邻块边缘自适应加权滤波的方法对平坦块进行平滑滤波。

3) 对经过三层小波分解的图像低频信号置零,将高频信号进行小波逆变换得到预估计的纹理图像  $T$ 。根据多尺度分块的方法对  $T$  进行自适应分块采样。

4) 利用平滑投影 Landweber (SPL) 重建算法对纹理图像进行重构后,与加权滤波之后的平坦图像进行叠加归一化,即可得到高分辨率的重建图像。

算法的流程图如图 4 所示。

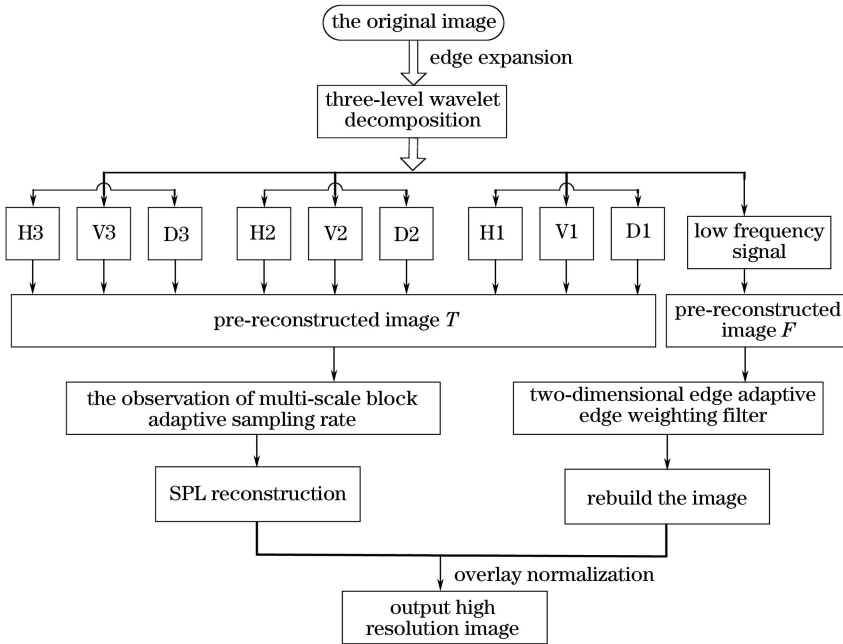


图 4 算法原理框图

Fig. 4 Block diagram of algorithm

## 5 重建结果

本文算法的实验过程是在 MATLAB2014 系统环境下,由于计算机系统为 32 位,因此本文的分块实验没有考虑  $64 \times 64$  的分块,即初次分块大小是  $32 \times 32$ ,直至分块到  $4 \times 4$  为止。为了减小运行时间,本文对比实验的采样率设定为 0.3。针对纹理复杂度不同的 Lena、Barbara、Mandrill 和 Goldhill 图像进行测试,分别采用 BCS 算法、MS-BCS-SPL 算法、TD-MS-BCS 算法以及本文算法进行实验,对比各种算法的重建效果与重建效率。

### 5.1 重构图像效果直观对比

为了直观地比较图像的重建效果,图 5~8 分别

给出了 Barbara、Lena、Mandrill 和 Goldhill 利用不同的算法得到的重建图像,并且将纹理复杂、边缘较多的 Barbara 进行放大对比。从各组视觉效果图可以看出,不管是纹理较为简单的图像还是复杂的图像,对重构图像进行放大后可观察到,本文算法有效消除了块效应,并且具有较为清晰的图像边缘和较好的视觉效果。

图 5 是在采样率为 0.3 时,Barbara 重建图像的局部放大图,可以看出,集合平坦块和纹理块的自适应多尺度算法重建的图像块效应已得到明显改善,而本文算法在 TD-MS-BCS-SPL 的基础上,对高频部分利用自适应多尺度分块大小的压缩感知算法将高频信号的边缘纹理利用较高采样率进行观测,实

现了样本块尺寸的自动划分,并在总采样率不变的情况下,实现了资源的最高效利用,因此图像的边缘得到充分重建,从图 5(d)可以看出,本文重建图像具有清晰的边缘。

图 6~8 是利用分块压缩感知算法、多尺度分块压缩感知算法、结合纹理和方向的分块压缩感知算法以及本文算法在采样率均为 0.3 时,分别对

Lena、Goldhill 和 Mandrill 的标准图像进行压缩重建得到的图像。从重建图像可以观察到,与已有的算法相比,在本文算法的重建图像中块效应得到有效抑制,且具有较为清晰的边缘细节和较好的视觉效果,特别是对于纹理比较复杂的动物图像 Mandrill,其边缘细节得到较好的重建,重构结果与原图像相似。

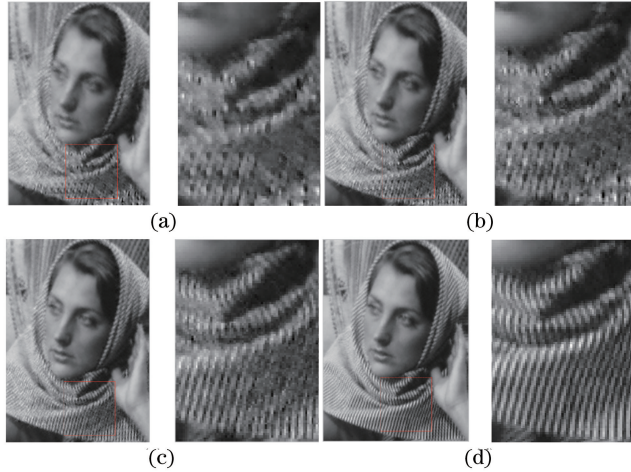


图 5 不同算法重构效果图。(a) BCS-SPL;(b) MS-BCS-SPL;(c) TD-MS-BCS-SPL;(d)本文算法

Fig. 5 Reconstruction effects by different algorithms. (a) BCS-SPL; (b) MS-BCS-SPL; (c) TD-MS-BCS-SPL; (d) proposed method



图 6 Lena 图像重构效果图。(a)原图;(b) BCS-SPL;(c) MS-BCS-SPL;(d) TD-BCS-SPL;(e)本文算法

Fig. 6 Reconstruction effect of Lena image. (a) Original picture; (b) BCS-SPL; (c) MS-BCS-SPL; (d) TD-BCS-SPL; (e) proposed method



图 7 Goldhill 图像重构效果图。(a)原图;(b) BCS-SPL;(c) MS-BCS-SPL;(d) TD-BCS-SPL;(e)本文算法

Fig. 7 Reconstruction effect of Goldhill image. (a) Original image; (b) BCS-SPL; (c) MS-BCS-SPL; (d) TD-BCS-SPL; (e) proposed method



图 8 Mandrill 图像重构效果图。(a)原图;(b) BCS-SPL;(c) MS-BCS-SPL;(d) TD-BCS-SPL;(e)本文算法

Fig. 8 Reconstruction effect of Mandrill image. (a) Original image; (b) BCS-SPL; (c) MS-BCS-SPL; (d) TD-BCS-SPL; (e) proposed method

在多尺度分块压缩感知算法中,对图像低频信号采用不同的分块大小对于重建效果具有一定的影响。在总采样率为 0.3 的情况下,分别对图像按照  $4 \times 4$ 、 $8 \times 8$ 、 $16 \times 16$  和  $32 \times 32$  尺寸进行分块,通过实验对比,可得到结果如图 9 和 10 所示。由图 9 和 10 及产生的数据分析可知,在采样率均为 0.3 的情况下,对于纹理简单的 Peppers 而言,随着分块大小

的不断缩小,重建效果反而变差,原因在于对于纹理相对平滑的图像,块大小越小,分块数量越多,产生的块效应越明显;对于纹理复杂的 Barbara 图像而言,随着分块大小的缩小,峰值信噪比(PSNR)值并没有明显的规律,分别为 29.092、28.099、28.549、28.575。低频信号代表的是纹理简单的平坦区域,所以本文对图像低频信号采用的分块大小为  $32 \times 32$ 。



图 9 Peppers 在不同分块大小时的重建效果图和 PSNR 值。(a)  $4 \times 4$ ;(b)  $8 \times 8$ ;(c)  $16 \times 16$ ;(d)  $32 \times 32$

Fig. 9 Reconstruction effect and PSNR value of Peppers under different block sizes.  
(a)  $4 \times 4$ ; (b)  $8 \times 8$ ; (c)  $16 \times 16$ ; (d)  $32 \times 32$



图 10 Barbara 在不同分块大小时的重建效果图和 PSNR 值。(a)  $4 \times 4$ ;(b)  $8 \times 8$ ;(c)  $16 \times 16$ ;(d)  $32 \times 32$

Fig. 10 Reconstruction effect and PSNR value of Barbara under different block sizes.  
(a)  $4 \times 4$ ; (b)  $8 \times 8$ ; (c)  $16 \times 16$ ; (d)  $32 \times 32$

### 5.2 重构图像效果客观对比

为了客观地分析图像重建效果,通过实验对比重建图像的 PSNR 值。表 1 将从客观上对图像重

建质量进行比较,表 2 给出了不同算法对 Lena 图像在 0.3 采样率下进行重建的算法时间。

表 1 重构图像的 PSNR 值

Table 1 PSNR value of reconstructed image

Image	Algorithm	Sampling rate				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Lena	BCS-SPL	28.56	29.30	29.87	30.44	31.65
	MS-BCS-SPL	30.67	32.77	33.75	34.20	34.57
	TD-MS-BCS-SPL	31.76	34.54	35.94	35.83	36.29
	Proposed algorithm	<b>33.47</b>	<b>35.86</b>	<b>37.05</b>	<b>38.95</b>	<b>39.64</b>
Mandrill	BCS-SPL	20.27	21.03	22.47	23.80	25.39
	MS-BCS-SPL	21.37	22.78	24.26	25.16	26.01
	TD-MS-BCS-SPL	21.45	22.87	24.52	25.43	26.11
	Proposed algorithm	<b>22.86</b>	<b>24.25</b>	<b>25.96</b>	<b>27.55</b>	<b>28.75</b>
Goldhill	BCS-SPL	27.86	28.16	29.01	30.85	31.27
	MS-BCS-SPL	28.51	29.94	30.94	31.45	31.89
	TD-MS-BCS-SPL	29.00	30.84	31.78	32.09	32.14
	Proposed algorithm	<b>30.17</b>	<b>30.85</b>	<b>33.38</b>	<b>34.85</b>	<b>36.05</b>
Barbara	BCS-SPL	20.46	22.11	23.21	24.92	26.09
	MS-BCS-SPL	22.45	23.57	25.23	26.77	28.55
	TD-MS-BCS-SPL	23.49	23.74	26.67	27.59	30.09
	Proposed algorithm	<b>25.21</b>	<b>26.79</b>	<b>28.39</b>	<b>29.97</b>	<b>31.57</b>

表 2 不同算法对 Lena 图像在 0.3 采样率下的算法时间  
Table 2 Calculation time of Lena image at 0.3 sampling rate for different algorithms

Algorithm	Time /s
BCS-SPL	30
MS-BCS-SPL	46
TD-MS-BCS-SPL	35
Proposed algorithm	15

由于本文算法在对高频图像进行处理时,对纹理复杂的边缘部分利用较高采样率进行采样,对纹理简单的区域则利用较低采样率采样,充分利用了图像信息的稀疏特性,在总采样率不变的情况下,实现了资源的合理分配,与已有的结合纹理块和平坦块的自适应多尺度分块压缩感知算法相比,重建图像的块效应明显改善,且具有清晰的图像边缘。从表 1 可以看出,在采样率相同的情况下,通过对比各种方法所得重建图像的 PSNR 可以看出,本文算法无论在纹理简单的 Lena 图像还是在纹理复杂的 Mandrill 和 Goldhill 图像上的重构质量在客观上均比已有算法高。同时,利用 Lena 图像在 0.3 采样率下统计算法执行时间,从表 2 可以看出,本文算法重建时间明显缩短,大大减少了重建成本。

## 6 结 论

在深入研究了多尺度分块压缩感知算法的基础上,针对单幅低分辨率图像重建后存在块效应和边缘不清晰等问题,在原有的自适应多尺度分块压缩感知算法的基础上进行改进,提出了多尺度分块的纹理自适应采样算法。该算法在重建图像时充分结合图像的高频信号与低频信号,在对高频信号进行处理时,参照图像自身的纹理信息进行多尺度分块和自适应采样,实现边缘轮廓信息的有效重建;同时,将低频信号视为图像的平坦信号,利用二维邻块边缘自适应加权滤波算法进行平滑,有效消除了块效应,最后利用 Landweber 算法<sup>[14]</sup>对采样信号进行重建。本文算法在总采样率不变的情况下,实现了资源的合理分配,有效地消除了重建图像的块效应,并且重建时间得到大大缩减。

## 参 考 文 献

- [1] Wang M, Liu K X, Liu L, *et al.* Super-resolution reconstruction of image based on optimized convolution neural network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(11): 111005.  
王民, 刘可心, 刘利, 等. 基于优化卷积神经网络的

图像超分辨率重建[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(11): 111005.

- [2] Chen J, Gao H B, Wang W G, *et al.* Methods and applications of image super-resolution restoration[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(2): 020004.  
陈健, 高慧斌, 王伟国, 等. 图像超分辨率复原方法及应用[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(2): 020004.
- [3] Zhang L, Yang J F, Xue B, *et al.* Modified MAP algorithm for single frame super-resolution reconstruction [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, 48(1): 011003.  
张磊, 杨建峰, 薛彬, 等. 改进的最大后验概率估计法实现单幅图像超分辨率重建[J]. *激光与光电子学进展*, 2011, 48(1): 011003.
- [4] Tang C Y, Chen Y T, Li Q, *et al.* Adaptive temporal compressive sensing for video based on signal correlation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(10): 1010001.  
唐超影, 陈跃庭, 李奇, 等. 基于信号相关性的自适应时域视频压缩感知重建方法[J]. *光学学报*, 2016, 36(10): 1010001.
- [5] Weng J W, Yang C P, Li H. Self-interference incoherent digital holography by compressive sensing [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(2): 0209001.  
翁嘉文, 杨初平, 李海. 自干涉非相干数字全息的压缩感知重建[J]. *光学学报*, 2016, 36(2): 0209001.
- [6] Tang J L, Chen Z B, Su B H, *et al.* Super-resolution restoration of low quality face images [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(3): 031007.  
唐佳林, 陈泽彬, 苏秉华, 等. 低质量人脸图像的超分辨率复原[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(3): 031007.
- [7] Gan L. Blockcompressed sensing of natural images [C] // 15th International Conference on Digital Signal Processing, 2007: 403-406.
- [8] Li R, Zhu X C. A PCA-based smoothed projected Landweber algorithm for block compressed sensing image reconstruction [C] // 2012 International Conference on Image Analysis and Signal Processing, 2012: 1-6.
- [9] Jiang Y W, Yu X M. An image variable sampling and reconstruction algorithm based DWT multiscale block compressed sensing [J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2013, 52(3): 30-33.  
蒋业文, 于昕梅. 基于 DWT 的多尺度分块变采样率



- 压缩感知图像重构算法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2013, 52(3): 30-33.
- [10] Gao D H. The image processing algorithm research based on multiscale block compressed sensing [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016.  
高东红. 基于多尺度分块压缩感知的图像处理算法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
- [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]. 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] Antonini M, Barlaud M, Mathieu P, *et al.* Image coding using wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(2): 205-220.
- [13] Zhang X Q, Gu X D, Sun H X. Deblock algorithm for compressed image based on adaptive space domain filtering[J]. Computer Engineering, 2009, 35(4): 218-220.  
张学全, 顾晓东, 孙辉先. 基于自适应空域滤波的图像去块效应算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(4): 218-220.
- [14] Piana M, Bertero M. Projected Landweber method and preconditioning[J]. Inverse Problems, 1997, 13(2): 441-463.