

## 自适应小波包图像压缩感知方法

罗孟儒 周四望\*

(湖南大学信息科学与工程学院 长沙 410082)

**摘要:** 该文提出一种自适应小波包图像压缩感知方法。该方法选用小波包变换分解图像,基于数学期望和信息熵分析各个小波包系数块的属性,自适应地将其划分为低频信号、无价值信号、特殊处理信号和压缩感知处理信号等4种信号类型,再针对不同的信号类型设计对应的处理方法,适应不同特征的图像。通过此种方法,在图像压缩感知过程中,可以根据不同图像和小波包系数块自适应地选取采样值,来提高压缩感知质量。实验结果表明该文提出的自适应小波包图像压缩感知方法在相同采样值的前提下,不仅提高了图像的重构质量,同时也降低了算法的计算复杂度和所需存储空间。

**关键词:** 图像处理; 压缩感知; 小波包; 数学期望; 信息熵

**中图分类号:** TN911.73

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2013)10-2371-07

**DOI:** 10.3724/SP.J.1146.2013.00022

## Adaptive Wavelet Packet Image Compressed Sensing

Luo Meng-ru Zhou Si-wang

(College of Information Science and Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** An adaptive wavelet packet image compressed sensing is proposed, in which the wavelet packet transform is used to decompose the image. After the image is decomposed, the properties of each packet wavelet block are analyzed with the introduction of mathematical expectation and information entropy. According to the characteristic of each packet wavelet block, the signals are classified to four types of signal, that is the low frequency signal, no value signal, special processing signal and compressed sensing processing signal adaptively. Then the corresponding methods are designed to deal with different types of signal, which can adapt to the different characteristic of images. In this method, the quality of compressed sensing is improved, which is because sampling numbers can be adaptively selected according to different images and packet wavelet blocks. Experimental results show that, when the sampling number is the same, the proposed algorithm can not only greatly improve the reconstruction quality of image, but also reduce the computational complexity and required memory.

**Key words:** Image processing; Compressed Sensing (CS); Wavelet packet; Mathematical expectation; Information entropy

### 1 引言

信息技术的飞速发展使得人们对于图像信息的需求量递增,如何存储、处理以及传输大数据量的图像是各个领域必须处理的问题。压缩感知理论(Compressed Sensing, CS)<sup>[1]</sup>突破了香农采样定理的瓶颈,为信息获取提供了新思路。其核心思想是将压缩与采样合并进行,首先采集信号的非自适应线性投影(测量值),然后根据相应重构算法,利用图像表示的稀疏性先验知识从观测值中重构原始信号。压缩感知理论已经迅速在图像/视频处理等信号

处理领域<sup>[2,3]</sup>引起了极大地重视。

图像压缩感知是近几年图像处理领域的重大突破。对稀疏信号或者可压缩信号,CS理论通过少量的线性投影直接编码图像信号中包含绝大部分信息的重要分量,实现对原始图像信号的采样、压缩以及重构。CS图像处理的关键在于图像信号的稀疏化以及恢复重建算法。目前图像压缩感知研究已取得了一定的进展。文献[4]提出的多尺度压缩感知(MCS)是经典的压缩感知算法,它为图像压缩感知提供了基本思路。MCS采用小波变换对图像进行分解稀疏化,对图像各部分的重要性进行区分,低频部分采用线性传输方法,高频部分根据层次不同设置不同采样比,层次越高,采样比例越低。目前提出的多种小波图像压缩感知方法,如鲁棒性图像压

2013-01-08 收到, 2013-03-29 改回

国家自然科学基金(60973127)和教育部新世纪优秀人才计划基金资助课题

\*通信作者: 周四望 swzhou@hnu.edu.cn

缩感知方法<sup>[5]</sup>、基于小波树结构和迭代收缩的图像压缩感知<sup>[6]</sup>、基于模型的图像压缩感知方法<sup>[7]</sup>以及基于小波结构的贝叶斯压缩感知方法<sup>[8]</sup>等都在压缩感知的测量和重构部分进行了改进, 这些图像压缩感知方法稀疏化部分均是遵循 MCS 方法, 采用小波变换对图像进行稀疏化。然而, 目前大部分小波图像压缩感知方法的采样值基本固定, 不能根据图像信号的不同, 自适应地根据图像中信息的重要程度选取采样值, 因而这些方法对某些图像能取得很好的重构效果, 而对于另一些图像重构效果却是一般。相比小波变换, 小波包变换还对仍存在相当丰富信息的高频子带进行分解, 因而压缩效果相对来说明显, 能更进一步对图像进行稀疏化; 同时因为小波包变换将信号分得更细, 重要信息相对来说更集中, 这样为方便根据信号重要程度自适应性采样提供前提<sup>[9,10]</sup>。

本文提出的自适应小波包图像压缩感知方法(WPCS), 采用小波包变换代替小波变换提高稀疏度; 同时引入数学期望和信息熵(即 Shannon-Weaver 熵)分析每个小波包系数块的信号特征(如稀疏度、重要信息量等), 这样可以根据每个块的重要程度等特征将其划分成不同的信号类型, 以便自适应地选取压缩方案、采样值。采用小波包变换不仅能提高稀疏度, 还能降低观测矩阵的规模, 同时方便信号类型划分, 以便根据图像中各部分信号重要程度不同来进行自适应采样值的选取, 保证图像重构质量。

## 2 自适应小波包图像压缩感知方法(WPCS)

### 2.1 基本框架

压缩感知理论包括 3 个核心部分, (1)信号稀疏变换; (2)选取观测矩阵, 对信号进行采样; (3)信号重构。本文提出自适应小波包图像压缩感知方法将这 3 个核心部分分别包含在压缩端和解压缩端中, 如图 1 所示。

压缩端主要包括信号稀疏化和选取观测矩阵得到采样结果等两部分:

(1)信号稀疏变换 在本文提出的 WPCS 中, 信号稀疏变换主要包括自适应级小波包变换、基于数学期望的阈值选取以及基于信息熵的信号分类。信号稀疏变换是本文的核心所在。首先对图像进行自适应级小波包分解。再通过数学期望自适应选取合理的阈值, 对所有小波包系数进行阈值处理, 从而得到更高的稀疏度。接着根据信息熵进行信号分类, 将小波包系数块分成低频信号、无价值信号、特殊处理信号和压缩感知处理信号等 4 类信号, 这

为接下来选取观测矩阵, 进行数据采样做准备。

(2)选取观测矩阵得到采样结果 在完成基于信息熵的信号分类后, 进入选取观测矩阵得到采样结果的环节, 实现信号压缩。此环节中, 只对压缩感知处理信号选取观测矩阵进行采样, 其它信号采用更合适的方法进行采样。通过对不同的信号自适应选取不同采样方法, 不仅能在整体程度上降低采样值的个数, 而且为信号重构打下了良好的基础。最后将采样序列传输到解压缩端。

解压缩端主要包括信号重构: 解压缩端主要是对接收到的采样序列进行信号重构。信号重构包括各个小波包系数块重构以及整体小波包重构。

### 2.2 自适应小波包图像压缩感知方法

从图 1 可以看出, 信号稀疏变换是 WPCS 的核心部分, 它主要包括: (1)如何确定小波包分解级数; (2)如何通过数学期望来选取阈值; (3)如何根据信息熵对小波包系数块进行信号分类。在 2.2.1 节至 2.2.3 节将分别对上述 3 个方面进行重点研究。

**2.2.1 自适应级小波包变换** 对图像进行小波包变换的目的, 是让图像系数变得更稀疏。然而, 在进行图像小波包分解时, 并不是分解级数越多, 图像系数越稀疏。因此, 在进行图像小波包分解时, 需要确定小波包分解级数。

在本节中, 通过一个实例来说明自适应级小波包变换的思想。实例选用“Symmlet”小波对  $1024 \times 1024$  的标准测试图像 Cameraman 进行小波分解和小波包分解, 将绝对值小于阈值  $T$  的小波包系数置零。置零系数占总系数的百分比(即置零百分比)反映了系数的稀疏度, 置零系数越多(即置零百分比越大), 则图像系数的稀疏度越高, 更利于进行压缩感知处理。表 1 是 Cameraman 的统计结果。

从表 1 中可以看出:

(1)图像在小波包分解中, 置零百分比随分解层次的增加, 先呈上升趋势, 当分解到一定层次时,

表 1 大小  $1024 \times 1024$  标准测试图像 Cameraman 的置零百分比统计(%)

分解级数	$T=5$		$T=15$	
	小波包-置零百分比	小波-置零百分比	小波包-置零百分比	小波-置零百分比
1	73.58	73.58	76.89	76.89
2	89.10	88.84	92.60	92.62
3	92.22	91.12	96.14	95.84
4	92.72	91.36	96.81	96.35
5	92.27	91.39	96.69	96.42
6	91.34	91.39	96.23	96.42

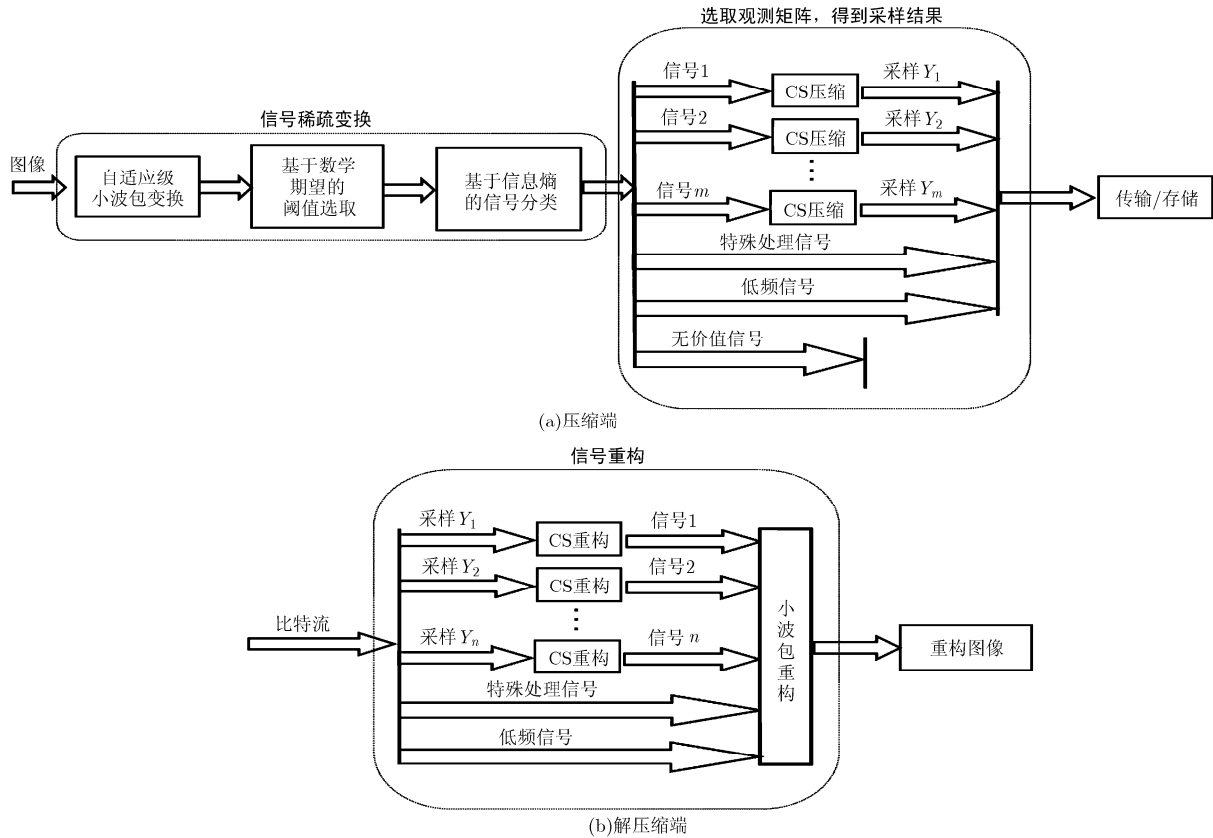


图 1 自适应小波包图像压缩感知基本框架

置零百分比达到最大，接着呈下降趋势；

(2)相比小波变换，小波包变换的置零百分比相对较高。如：当层数为 4 时，两者相差 1.36% ( $T = 5$ )，即对于  $1024 \times 1024$  的图像，约相差 14261 个数据。

Lena, BABOON 等其它标准测试图像的统计结果与 Cameraman 的类似。显然，对图像进行小波包分解达到一定层次时，置零百分比会呈下降趋势。这说明在对图像进行小波包分解时，必须考虑分解层数。

本文主要研究小波包压缩感知方法，因而将采用 2-4 的小波包分解层次对图像进行小波包分解来进行实验。下一阶段工作中，将研究如何采用最优小波包分解法对这部分进行优化。

**2.2.2 基于数学期望的阈值选取** 对图像进行小波包分解后，计算每个小波包系数块的期望值。为了更好地反应小波包中大系数的情况，我们对数学期望公式做一些改动，对序列  $x = \{x_j\}$ ，其数学期望定义为  $E = \sum_{i=1}^n |x_i| p_i$ ，其中  $p_i = 1/n$ 。然后选取最大期望值作为阈值  $T$  (低频部分的期望值除外)。例如，对于大小为  $1024 \times 1024$  的图像 Cameraman，进行 2 级小波包分解后，计算每部分的期望值，可得到期望矩阵  $ep$ ：

$$ep = \begin{pmatrix} 547.3487 & 6.3892 & 1.1436 & 2.3959 \\ 4.0617 & 0.8876 & 0.2370 & 0.3515 \\ 0.9603 & 0.2587 & 0.2171 & 0.1970 \\ 1.7945 & 0.4012 & 0.1985 & 0.2193 \end{pmatrix} \quad (1)$$

在期望矩阵  $ep$  中，除低频信号的期望 547.3487 外，剩下小波包系数块中期望最大的是 6.3892，则阈值  $T = 6.3892$ 。得到阈值  $T$  以后，对所有系数进行阈值处理，其阈值处理公式如式(2)

$$x = \begin{cases} x, & |x| \geq T \\ 0, & |x| < T \end{cases} \quad (2)$$

对于选取阈值的合理性，我们将在 2.2.6 节中讨论。

**2.2.3 基于信息熵的信号分类** 在对所有小波包系数进行阈值处理后，对低频信号单独进行线性处理。对于剩下的小波包系数块，重新计算它们的期望值和熵，根据其期望值和熵，将其划分为不同的信号类型。若某小波包系数块  $S$  ( $S$  不是低频信号)的信息熵为  $et$ ，数学期望为  $ep$ ，则根据表 2 算法分类信号。

由上述算法描述可知，在信号分类过程中，我们将信号分成了 4 类：

表2 信号分类算法

输入: 信息熵 $et$ , 数学期望 $ep$ %低频信号除外
输出: 信号类型 $S$
算法:
Case1: $ep == 0$ $S =$ 无价值信号;
Case2: $et == 0$ $S =$ 特殊处理信号;
Case3: $ep < m \% m$ 根据实际需要来定, 在特殊处理信号部分说明
$S =$ 特殊处理信号;
Default: $S =$ 压缩感知处理信号;
End

(1)低频信号 低频信号在小波包系数块中最好辨别, 无需采用信号分类算法来进行判别。这部分信号, 包含了图像最主要的信息, 因此在信号处理过程中采用线性传输方法对低频信号进行处理。由于低频信号一般不稀疏, 若采用压缩感知方法传输, 不但提高了计算复杂度, 而且可能造成很大的重构误差, 直接线性传输低频信号不但能保证信号的准确性, 而且还能降低计算时间。

(2)无价值信号 无价值信号根据数学期望  $ep$  是否为 0 来进行判定。如果数学期望  $ep$  为 0, 则把此小波包系数块归类为无价值信号。根据期望值计算公式, 很容易推出无价值信号。只要数学期望为 0, 那么小波包系数块中所有的系数值都为 0。这部分信号, 对整个图像传输没有任何价值, 因而被归类为无价值信号。无价值信号在数据的压缩和传输过程中, 都没有考虑的必要性。因此对于无价值信号, 不参与传输与存储, 如图 1(a)所示。

(3)特殊处理信号 若小波包系数块的信息熵  $et$  为 0 或数学期望  $ep$  小于某个特定的值  $m$ , 则把它归类为特殊处理信号。

对于数学期望  $ep$  不为 0, 但信息熵  $et$  为 0 的小波包系数块, 由于信息熵  $et$  为 0, 则根据信息熵的计算公式可知, 该小波包系数块中的系数要么全部为 0, 要么只存在一个不为 0 的系数, 但又因为数学期望  $ep$  不为 0, 那么可以确定该小波包系数块中只存在 1 个大系数。

对于数学期望  $ep$  小于某个特定值  $m$  的小波包系数块, 其中  $m$  根据实际需要进行设定, 如:  $n \times n$  的小波包系数块, 若大系数个数小于  $k$ , 将其看成特殊处理信号, 设阈值为  $T$ , 假设该小波包系数块恰好有  $k$  个大系数, 大系数都为阈值  $T$ , 那么其数学期望则为  $(k \times T)/(n \times n)$ , 则设  $m = (k \times T)/(n$

$\times n)$ , 对于数学期望  $ep$  小于  $m$  的小波包系数块, 可以确定其大系数的个数必定小于  $k$ , 那么把此系数块判定为特殊处理信号。

由上可知, 特殊处理信号是指那些只有零星几个大系数的小波包系数块。对于这些信号, 直接传输它的大系数值及相应的位置信息就能既快又好地压缩数据, 如  $128 \times 128$  的小波包系数块中只有 3 个大系数, 那么只要传输 6 个数据就知道整个小波包系数块的信息。

(4)压缩感知处理信号 若小波包系数块不是无价值信号和特殊处理信号, 那么就将它归类为压缩感知处理信号。如图 1(a)中的信号  $1, 2, \dots, m$ , 这些信号的数学期望和信息熵都不为 0, 它不像特殊处理信号大系数个数很少; 对比低频信号, 其稀疏性相对来说又比较大。因此这部分信号, 用压缩感知方法处理更适合。

**2.2.4 选取观测矩阵得到采样结果** 在对所有的小波包系数块信号分类后, 接着对不同的信号类型采用不同的方法进行采样, 完成压缩。

对于低频信号, 因为其包含了图像的最主要信息, 信号中基本上所有的系数都是大系数, 直接采用线性传递方法进行信号传输, 简单又高效; 无价值信号对图像恢复没有任何作用, 不进行数据传输; 特殊处理信号中只包括小部分大系数, 直接传输其大系数以及大系数对应的位置比选用观测矩阵进行采样更加方便且省资源, 同时特殊处理在信号重构时能快速恢复, 比采用正交匹配追踪(OMP)等算法重构更加快速。

对于压缩感知处理信号, 采样值自适应确定。采样值多少跟信号的稀疏度有密切关系, 信号的稀疏度可根据信息熵和数学期望进行综合判定。数学期望越大, 大系数的个数就越多, 稀疏度越差; 另外信息熵反应信号所蕴含的信息量, 当数学期望差不多时, 信息量越大, 信息熵也会越大。因此我们结合数学期望和信息熵来选取不同采样矩阵确定采样值。方法如下: 首先将信号按期望值从大到小排列; 期望值大的信号, 设置较大的采样矩阵; 若两信号的期望值相差很小, 比较信息熵, 信息熵大的信号, 设置较大的采样值, 从而完成自适应采样。在自适应地选取完采样值后, 再对所有压缩感知处理信号进行压缩感知处理。

**2.2.5 信号重构** 在解压缩端, 对信号进行重构。信号重构包括各个小波包系数块重构以及整体小波包重构。

首先根据接收到的小波系数块的信号类型, 自适应选取重构方法。低频信号直接接收; 特殊处理

信号将大系数恢复到其相应的位置，其它部分用 0 填充；压缩感知处理信号采用压缩感知重构方法(如 OMP)进行重构。然后将所有小波系数块放到其在整体小波包数据中正确的位置，剩下的都用 0 来填充。

然后再进行整体小波包重构，即在重构完所有小波系数块并把它们放到相应的位置后，再对整个小波包系数进行小波包逆变换，从而完成重构得到重构图像。

**2.2.6 讨论** 本小节讨论阈值选取的合理性，以及阈值处理后图像恢复的自适应性。我们选取 Lena, Cameraman, BABOON 这 3 组国际标准测试图像进行试验对比，其中 Lena 图像包含丰富的细节和纹理特征，Cameraman 图像前景和背景对比较大，BABOON 平滑区域和细节区域较为明显。

#### 讨论 1 阈值选取合理性

首先讨论基于数学期望阈值选取的合理性。表 3 是对  $1024 \times 1024$  图像的处理结果。通过基于数学期望的阈值处理后，整个小波包系数变成 0 的数据所占百分比(即置零百分比)都在 90% 以上。这说明，通过此方法进行阈值处理，图像的稀疏度大大提高。另外从表 3 可以看出，阈值处理后直接进行小波包重构得到的恢复图像与原始图像之间的误差非常小。

图 2 是阈值处理后直接小波包重构的恢复图像与原始图像对比，它与表 3 对应。从视觉感官效果上看，两幅图基本上没有任何区别，但取阈值图像

表 3 不同  $1024 \times 1024$  图像阈值处理结果

图片	分解层数	阈值	置零百分比(%)	去阈值误差	去阈值 PSNR
Lena	4	76.5410	99.20	0.0109	34.0726
Cameraman	4	107.0754	99.25	0.0096	31.2656
BABOON	4	98.7947	98.15	0.0138	25.1413

系数置零百分比都在 90% 以上，具有很强的稀疏性。

#### 讨论 2 图像恢复自适应性

对小波包系数进行阈值处理后，接下来通过实验比较验证，只取那些数学期望不为 0 的小波包系数块进行数据传输(即剔除无价值信号)，已经可以达到很好的压缩效果，且具有很强的自适应性。

表 4 是只取那些期望值不为 0 的小波包系数块进行小波包重构恢复的图像与原始图像对比结果。其中采样值比为所有期望值不为 0 的小波包系数块系数总量占整个图像数据量的百分比。对比表 3，表 4 中 Lena 只取了整个图像 12.5% 的数据，误差和 PSNR 没多大变化，这说明最多只要采样 12.5% 就可以恢复图像。Cameraman 采样值只取了 8.59%，其误差与 PSNR 也没多大变化，这同样说明最多只要采样 8.59%。BABOON 取了 21.88%，才达到这个效果，这说明通过数学期望判定信号的特点有很强的自适应性。

综上可知，通过阈值处理后，小波包系数块中绝大部分是无价值信号；结合信息熵和数学期望能



图 2 去阈值后图像与原始图像对比

表 4 不同  $1024 \times 1024$  图像阈值处理后线性采样结果

图片	分解层数	阈值	采样值比(%)	恢复后误差	恢复后 PSNR
Lena	4	76.5410	12.50	0.0109	34.0689
Cameraman	4	107.0754	8.59	0.0096	31.2611
BABOON	4	98.7947	21.88	0.0138	25.1395

够根据图片、信号不同对图像信息进行自适应地处理。

### 3 实验结果及分析

实验平台为 matlab7.0, 电脑主频为 2.53 GHz, 内存大小为 2 G。测试图像为 Lena, Cameraman 和 BABOON, 其中 Lena 有丰富的细节信息和纹理特征, Cameraman 前景和背景对比较大, BABOON 平滑、细节区域较明显, 具有代表性。在实验中, 我们采用不同大小的图像进行测试, “Symmlet” 小波进行小波包分解, 高斯矩阵为观测矩阵, OMP 为重构方法, 从重构质量、计算复杂度和存储空间这 3 个方面评估 WPCS 的性能。重构质量用均方误差 MSE 和峰值信噪比 PSNR 来评价。

本文将 WPCS 与多尺度压缩感知方法 MCS 进行比较, 有两个方面原因: 其一, MCS 是 Donoho 等人提出的经典压缩感知方法。虽然研究人员提出了多种小波图像压缩感知算法, 但稀疏化部分均是遵循 MCS 方法, 而信号稀疏化处理正是 WPCS 的核心部分, 因而选取 MCS 进行对比更具有代表性。其二, 大部分压缩感知算法研究主要集中在观测矩阵设计和重构算法改进这两方面, 而 WPCS 主要以自适应提高信号稀疏度从而来达到对观测采样、信号重构部分的进一步优化, 因而缺少可比性。从另一个角度来看, 现有压缩感知算法在观测矩阵、重构算法方面的改进可以直接应用到 WPCS 中, 提高 WPCS 的效率。

本实验中, WPCS 对  $256 \times 256$  的图像进行 4 层小波包分解, 低频信号进行线性传输, 对要进行压缩感知处理信号, 选取数学期望值在前 15 位的小波包系数块重构, 其中, 排前 3 的采样比例为 75%, 排为 4~15 的采用比例依次进行变换; 对比实验是采用 MCS, MCS 是对相同图像进行 4 层小波分解, 低频信号进行线性传输, 第 1 层高频采样 75%, 第 2 层高频采样比例依次进行变换, 这样保证了两种方法采样值相等。

#### 3.1 对比重构质量

图 3 为  $256 \times 256$  图像 Lena, Cameraman 和 BABOON 的 PSNR 对比图。该实验结果是重复 10 次后取均值得到的。从图中可以看出, 随着采样值

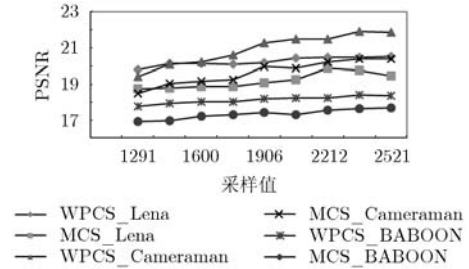


图 3 图像 Lena、Cameraman、BABOON 的 MCS,WPCS 重构质量

的增加, 两种方法的 PSNR 都呈上升趋势; 在采样值相同的情况下, WPCS 的 PSNR 大于 MCS, 这表明当压缩比相同时, WPCS 比 MCS 有更高的重构精度。

#### 3.2 对比计算复杂度

计算复杂度是由运行时间来衡量。压缩感知方法的运行时间分为压缩时间和解压缩时间。其中压缩时间由信号稀疏变换以及选取观测矩阵得到采样结果这两方面产生, 解压缩时间主要由信号重构产生。本次试验将从压缩时间和解压缩时间两方面进行对比。同样对 Lena, Cameraman, BABOON 图像进行试验对比。

图 4, 图 5 和图 6 分别为  $256 \times 256$  图像 Lena, Cameraman, BAOON 的压缩时间对比图。图中 MCS 的压缩时间比 WPCS 的小, 这是由于 WPCS 前期对数据进行信号分类处理的缘故。但从图 4-图 6 也可以看出, WPCS 和 MCS 的压缩时间线平行, 这说明 WPCS 前期处理时间基本固定, 跟采样值没有太大关系。图 7, 图 8 和图 9 分别为图像 Lena, Cameraman 和 BABOON 的解压缩时间对比图。从图中可以看出 MCS 算法的解压缩时间远高于 WPCS 的解压缩时间; 同时, MCS 的解压缩时间随采样值增加的速度远远高于 WPCS, 这就更进一步说明了 WPCS 在解压缩是计算复杂度方面的优势。

#### 3.3 对比所需存储空间

对于图像压缩感知而言, 其所需存储空间主要由最大观测矩阵的大小来决定的。由于 3 个图像在进行运算时, 所取的采样值都是一样的, 所以其最大观测矩阵大小也一样。表 5 是图像大小为  $256 \times 256$  的观测矩阵大小的对比。由于 WPCS 采用小波包系数块分开压缩方法, 因此其采用矩阵不管在行列上都比 MCS 小好几倍。因此, WPCS 运行所需的存储空间远远小于 MCS, 这大大降低了对存储量的要求。

### 4 结束语

本文提出的 WPCS 在重构质量、解压缩时间方

面, 都明显优于 MCS。该算法在保证图像重构质量的情况下, 相比 MCS 大大降低了算法计算复杂度。存储空间方面, MCS 所需的数据存储空间也远远大于 WPCS。相对于 MCS, WPCS 对于减少数据存储空间和数据传输负担都有很大改进。

但是, WPCS 仍可以在以下两个方面进行改进:

(1) 自适应选取压缩感知处理采样值。如何在保证图像恢复质量的前提下, 根据信号不同自适应选取更少采样值。(2) 引入最优小波包基解决小波包自适应分解层次的问题。但目前最优小波包分解方法计算复杂度太高, 如何在计算复杂度和图像压缩感知重构质量方面达到一个平衡, 仍需进一步研究。

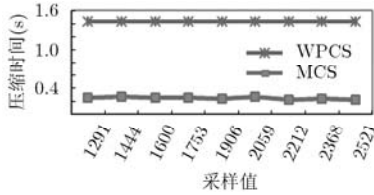


图 4 Lena 压缩时间

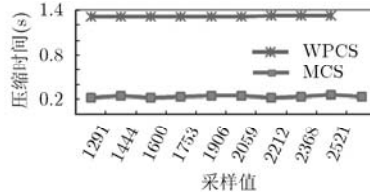


图 5 Cameraman 压缩时间

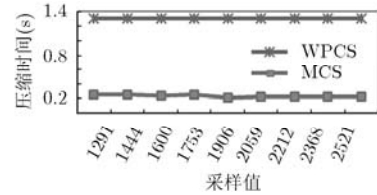


图 6 BABOON 压缩时间

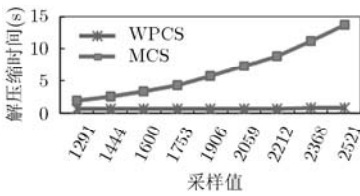


图 7 Lena 解压缩时间

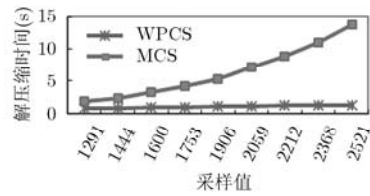


图 8 Cameraman 解压缩时间

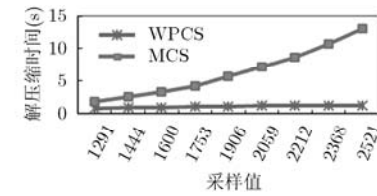


图 9 BABOON 解压缩时间

表 5 256 × 256 图像观测矩阵大小

采样值	1291	1444	1600	1753	1906	2059	2212	2368	2521
MCS	1024×154	1024×204	1024×256	1024×307	1024×358	1024×410	1024×461	1024×512	1024×563
WPCS	256×39	256×51	256×64	256×77	256×90	256×102	256×115	256×128	256×141

参 考 文 献

[1] Baraniuk R G. Compressive sensing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118-121.

[2] Salam A A, Fawzy F, Shaker N, et al. K1. High performance compressed sensing MRI image reconstruction[C]. 29th National Radio Science Conference (NRSC), Egypt, 2012: 627-631.

[3] Li J, Zhang S S, and Chang J F. Two-dimensional random sparse sampling for high resolution SAR imaging based on compressed sensing[C]. Radar Conference (RADAR), Chengdu, China, 2012: 0001-0005.

[4] Tsaig Y and Donoho D L. Extensions of compressed sensing[J]. *Signal Processing*, 2006, 86(3): 549-571.

[5] Deng C W, Lin W S, and Lee B S. Robust image compression based on compressive sensing[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), Singapore, 2010: 462-467.

[6] 练秋生, 肖莹. 基于小波树结构和迭代收缩的图像压缩感知算法研究[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(4): 967-971.  
Lian Qiu-sheng and Xiao Ying. Image Compressed sensing algorithm based on wavelet tree structure and iterative

shrinkage [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(4): 967-971.

[7] Richard G, Volkan C, Marco F D, et al. Model-based compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(4): 1982-2001.

[8] He L and Carin L. Exploiting structure in wavelet-based bayesian compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(9): 3488-3497.

[9] Tsiaparas N N, Golemati S, Andreadis I, et al. Comparison of multiresolution features for texture classification of carotid atherosclerosis form B-Mode ultrasound[J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2011, 15(1): 130-137.

[10] Manimala K, Selvi K, and Ahila R. Optimization techniques for improving power quality data mining using wavelet packet based support vector machine[J]. *Neurocomputing*, 2012, 77(1): 36-47.

罗孟儒: 女, 1988 年生, 硕士生, 研究方向为图像压缩感知。

周四望: 男, 1971 年生, 副教授, 博士, 研究方向为小波分析、图像处理、压缩感知等。