

联合非均匀采样和压缩感知的图像压缩算法

孙 静 练秋生

(燕山大学信息科学与工程学院, 秦皇岛 066004)

摘 要: 为了提高图像重构精度, 改善纹理区域视觉效果, 本文将压缩感知理论与图像压缩相结合, 并提出了一种新的采样方法: 在编码端对图像高频部分边缘点进行密集采样, 对非边缘部分进行随机抽样, 取代了传统压缩感知理论中直接使用测量矩阵获得低维观测值的过程。在解码端利用采样点位置信息构造块测量矩阵, 使用光滑 l_0 范数 (Smoothed l_0 , SLO) 重构算法实现重叠块重构, 最终将其与图像低频部分下采样点插值放大结果合并实现高精度重构。实验结果表明: 本文算法不仅可以提高整幅图像和纹理区域的重构精度, 而且在低采样率或图像尺寸较小的情况下, 算法效率也有明显提升。

关键词: 压缩感知; 图像压缩; 测量矩阵; 随机抽样

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2013)01-0031-07

An Image Compression Algorithm combined Nonuniform Sample and Compressed Sensing

SUN Jing LIAN Qiu-sheng

(Institute of Information science and technology, Yanshan university, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: In order to improve the reconstruction precision of the image and the visual presentation of the texture areas, this paper applied compressed sensing theory to image compression, and proposed a new kind of sampling methods: it sampled the edge of the high frequency part of the image densely and the non-edge part randomly in the encoder, instead of using the measurement matrix to obtain the lower-dimensional observation directly in the traditional compressed sensing theory. In the decoder, this paper used the position of the sample-points to structure the block measurement matrix, realizing a overlap-block image reconstruction using smoothed l_0 reconstruction algorithm, combined the result with the interpolation amplification of the down-sampled points of the low frequency part of the image realizing a high precision image reconstruction. The experimental result shows that the proposed algorithm can not only improve the reconstruction precision both of the whole image and the texture areas, but also increase the efficiency obviously under the low sampling rate or the small size image.

Key words: compressed sensing; image compression; measurement matrix; sample randomly

1 引言

当今社会已进入瞬息万变的多媒体时代, 要从海量信息中迅速而又准确的获取有用部分, 就必须对信息进行有效描述。在感知系统中, 人类主要通过视觉捕捉外界信息, 而图像因其信息含量丰富, 直观形象, 已成为信息主要传输媒质之一, 例如电子相册, 视频

等。若直接存储或传输图像, 其巨大的数据量会对通信信道和终端造成负担。由于单幅图像像素存在一定冗余(空间冗余, 知识冗余, 结构冗余等), 视频序列每帧图像之间还存在时间冗余, 因此对图像进行压缩是必要且可行的。

目前比较流行的静态图像压缩标准是由联合图像专家组 (Joint Photographic Experts Group, JPEG) 制定

的 JPEG 标准,它首先获取各图像块的离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 系数,量化后再对其熵编码得到压缩图像,解码过程即是各步的逆变换。因其良好的压缩性能, JPEG 标准得到了广泛应用 (Internet 上 80% 的图像都采用 JPEG 标准压缩)。但是采用高压比压缩图像时,解码端图像会出现明显的锯齿效应,而且 JPEG 标准中有损压缩和无损压缩不兼容,因此 JPEG 专家组在 2000 年提出了一种新的图像压缩标准—JPEG2000。与 JPEG 标准不同的是, JPEG2000 采用离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 进行多分辨率图像域变换,支持渐进传输,可任意指定图像某区域的压缩质量,以突出“感兴趣区域”,可以兼容有损压缩和无损压缩两种模式,而且其压缩率高于 JPEG 标准 30% 左右。但是传统压缩技术编码端复杂,需先采样存储大量数据,再对数据进行变换选取,仅保留少量大值系数,造成数据计算和存储空间的浪费,且不低于 2 倍信号带宽的采样频率不适用于计算能力差的移动终端,给硬件实现带来困难。数学家 Candés 和 Donoho 在 2006 年提出的压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 理论^[1]为解决上述问题带来曙光。

压缩感知理论指出只要信号在某个变换域上的绝大部分系数都等于或接近于 0,就可用一个与变换基不相关的测量矩阵对信号进行观测,并以较高概率通过其低维观测值重构原始信号。它突破了香农采样定理的瓶颈,允许发送端以较低速率在采样的同时压缩信号,减少所需传感器个数,降低数据存储空间和传输

消耗。在接收端仅凭借稀疏表示的先验知识,利用复杂的重构算法就可以恢复高精度图像^[2]。压缩感知理论框架如图 1 所示。

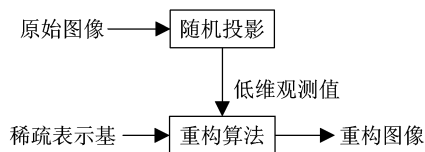


图 1 压缩感知理论框架

Fig. 1 The framework of the Compressed Sensing theory

基于以上优点,近几年国内外已发表多篇将 CS 理论应用于图像压缩的相关文献^{[3]-[6]}。文献[3][4]的特点是利用 CS 理论对信号高频变换系数传输恢复,在接收端与直接传输的低频系数一起重构原始图像。文献[5]对分块图像进行 DCT 变换,在编码端通过比较不同重构方法 (直接 IDCT 变换或 CS 重构方法) 的失真度,设置符号位标明各图像块适用方法供解码端参照。文献[6]提出了自适应块压缩传感 (Adaptive Block-based Compressed Sensing, ABCS) 算法,根据归一化方差对图像块进行分类,在编码端增强层中对不同类型图像块进行变采样率采样,提高了纹理区重构精度。但是以上几种方法均未充分利用图像边缘信息,导致资源严重浪费。为了进一步改善重构效果,本文在 CS 理论的基础上对图像不同类别内容分别采样传输,在接收端利用像素点位置信息自适应构造各图像块相应测量矩阵,并使用 SLO^[7]算法重构高精度图像。本文所提出算法的总体流程如图 2 所示。

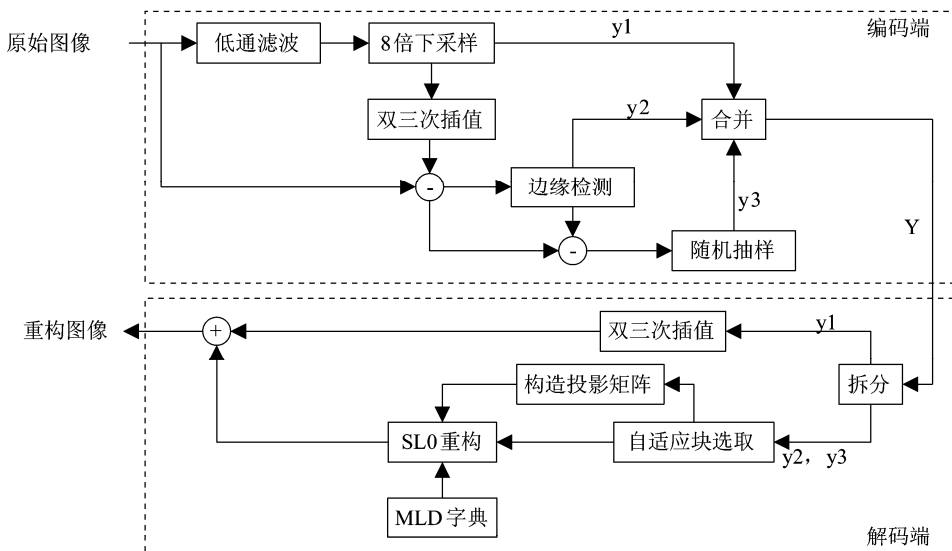


图 2 基于非均匀采样与压缩感知的图像压缩算法结构框图

Fig. 2 The structural framework of the image compression algorithm combined nonuniform sample and Compressed Sensing

2 基于图像内容的压缩采样

传统压缩感知理论直接向量化整幅自然图像再进行随机投影,不仅不能充分利用图像的几何结构特征^[8],还需要庞大的测量矩阵,导致数据存储空间浪费,计算复杂度提高。2007年,Lu Gan 提出分块压缩传感(Block Compressed Sensing, BCS)理论^[9],指出可将图像分块投影获取其观测值。以尺寸为 $I_R \times I_C$ 的自然图像 X 为例,在 BCS 理论中,将 X 分为 K 个 $B \times B$ 大小的图像块,令 $x_i (i=1, 2, 3 \dots K)$ 表示向量化的第 i 个图像块,则它的低维观测值

$$y_i = P x_i \quad (1)$$

其中 $P \in R^{n_B \times B^2}$ 是块测量矩阵,一般为高斯随机矩阵, $n_B = \lfloor \frac{nB^2}{I_R \times I_C} \rfloor$, n 为整幅图像的采样点数。BCS 对所有图像块使用同一测量矩阵投影,每个低维投影值均包含图像块所有像素点的部分信息,用于接收端不重叠分块重构。但是测量矩阵 P 并不能根据各图像块内容自适应的改变元素值以突出细节信息,所以当采样率较低时,重构图像模糊发暗,精度不高。

众所周知,人眼视觉对图像变化剧烈区域敏感,同等失真度表现在变化剧烈区域比表现在图像平滑区域明显的多。但是无论是对整幅图像还是某个图像块而言,平滑区域总是占据绝大部分,从图像压缩的角度来说,使用低压缩比传输低频部分是没有必要的,也是资源的浪费,应当把采样重点放到信息量丰富,对重构过程更为重要的边缘区域。为了充分利用图像信息,本文不使用显式测量矩阵直接获取图像块的线性观测值,而是以高采样率采样图像边缘区域,低采样率采样图像平滑区域。经实验结果证明,此种方法在重构精度和视觉效果上均有提高。

2.1 低频分量处理及边缘检测

图像低频分量包含变化的信息量少,可使用低比特传输。如上图 2 所示,本文对图像低频部分进行 M 倍下采样,其结果一方面用于编码端后续处理,另一方面作为部分观测值 y_1 在信道中传输。在解码端,对于一幅大小为 $I_R \times I_C$ 的图像,仅使用 $(I_R \times I_C) / M^2$ 个低维观测值即可通过插值操作恢复其平滑部分,进一步提高了压缩率。 M 值的大小取决于高斯低通滤波器的截止频率。若滤波器的截止频率为 $f = \pi / M$,则对图像进行 M 倍下采样后信息不会有损失。 M 值越大,则低通滤波后的图像越光滑,包含的变化信息越少; M 值越

小,则滤波后的图像包含的边缘和纹理等高频成份越丰富, y_1 的维数增加,不利于压缩。折中考虑,在本文实验中 M 取值为 8。

图像边缘区域像素点数量较少但是信息含量丰富,本文在编码端采样全部边缘像素点作为部分观测值。边缘两侧灰度通常不连续或变化剧烈,边缘检测的实质就是检测灰度跃变,将二维图像转化为二值图像。实验选取总体性能良好的 Canny 检测算子^[10]提取图像边缘点。以下均以 512×512 大小的 Lena 图像为例。当 $\text{threshold} = 0.1$, $\text{sigma} = 0.5$ 时,边缘检测结果如图 3 所示。



图 3 边缘检测结果

Fig. 3 The result of edge detection

2.2 非边缘点的随机选取

虽然视觉感知对图像边缘敏感,但是边缘像素点并不能体现两侧具体灰度值,因此仅依靠边缘点不能高精度恢复原始图像,也需要对非边缘点进行选取。但是图像平滑区域灰度变化缓慢,若使用高采样率采样,会造成数据浪费,因此本文对图像非边缘点进行低采样率选取。为了保证得到尽可能多的图像信息,必须保证所选取像素点位置的随机性,此处的“随机”是对整幅图像而言,并非 BCS 理论中的 K 个图像块。

在实验过程中发现,仅对非边缘像素点进行随机选取,并不能充分保证紧靠边缘处像素点选取数目,也就不能保证边缘两侧的精确重构。因此,为了防止出现边缘锐化的情况,本文在进行边缘检测的同时也选取了边缘两侧的像素点(它们的数目及其与边缘的距离均可调,在下文中边缘及其附近采样点统称为边缘采样点)。在编码端还需获取采样点的位置信息,以便于解码端构造测量矩阵。

Canny 算子的阈值决定所选取的边缘点数占总采样点数的比例。阈值越大,检测出的边缘越少,提取的

边缘点数也就越少,纹理区域重构精度就越低,总体重构效果不佳。阈值越小,检测出的边缘越多,提取的边缘点数也就越多,随机采样点数就相应减少,平滑区域重构不佳。若阈值过小,提取的边缘点数有可能大于总采样点数,就需增大阈值再次检测图像边缘,将延长程序运行时间。在本文实验中首先设定初始阈值 $\text{threshold}=0.18$ (经过多次实验验证,当初始阈值为 0.18 时,图像重构精度最高) 去检测图像边缘,若提取的边缘点数超出总采样点数,则自适应增大阈值(步长为 0.01)再次检测图像边缘,直至提取的边缘点数少于总采样点数为止。在采样率为 0.5 时,用 1 表示边缘采样点与随机采样点,用 0 表示其余像素点,采样结果如图 4 所示。最后,将低频部分下采样结果 y_1 ,边缘采样点及其位置信息 y_2 和随机采样点及其位置信息 y_3 合并为全部观测值 Y 传输到解码端。



图4 部分采样点位置示意图

Fig.4 The location of partial samples

3 自适应图像重构

3.1 自适应块选取

CS 理论在发送端通过低维投影不重叠图像块获取测量值,在接收端也是不重叠重构。采样率较低时会导致重构图像有明显块效应,降低重构质量。本文在编码端基于内容变采样率采样整幅图像,因此在解码端可利用观测值 y_4 (y_2 与 y_3 中采样点位置信息的并集) 自适应选取图像块进行重叠块重构(重叠分块大小可任意选取),可有效消除块效应,提高重构精度。

以 8×8 重叠分块为例,对于 512×512 大小的 Lena 图像,任一像素点最少属于一个图像块,最多属于 64 个图像块。为了充分利用采样点信息,在解码端定义一个 8×8 的滑动窗口 R_{lk} ($l, k=1, 2, 3 \dots 505$), 通过 y_4 查看是否有采样点落入图像块 $x_{lk} = R_{lk} X_1$ 中,只要确保采样率足够大,则任一图像块内均有采样点落入。每选取一个图像块就执行一次 SLO 重构,得到 x_{lk} 在某稀

疏基 D 上的表示系数 α_{lk}^* 。窗口 R_{lk} 依次滑动选取下一个图像块,直到获得全部图像块的稀疏表示系数为止。

已知全部表示系数 α_{lk}^* ($l, k=1, 2, 3, \dots 505$), 对重构图像块进行加权平均则可获得高频分量重构结果:

$$X_1^* = \left(\sum_{lk} R_{lk}^T R_{lk} \right)^{-1} \left(\sum_{lk} R_{lk}^T D \alpha_{lk}^* \right) \quad (2)$$

3.2 块测量矩阵的构造

令 $x_i = \text{vec}(x_{lk})$ ($i=1, 2, 3, \dots 505 \times 505$; $l, k=1, 2, 3, \dots 505$)。使用 SLO 算法重构图像时需已知测量矩阵。本文在解码端使用简单代码通过已选取图像块 x_{lk} 信息产生其对应的块测量矩阵。假设 x_i 中被采样 3 个像素点,分别是第 r 个,第 t 个,第 h 个,则对应投影矩阵如下图 5 所示:

$$y_i = \underbrace{\begin{Bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \end{Bmatrix}}_{P_i} \times \begin{Bmatrix} x_i \\ \vdots \\ x_r \\ \vdots \\ x_t \\ \vdots \\ x_h \\ \vdots \end{Bmatrix}$$

图5 构造测量矩阵 P_i

Fig.5 The structure of measurement matrix P_i

其中, $y_i \in R^{3 \times 1}$ 为 x_i 的低维投影值, $P_i \in R^{3 \times 64}$ 为其块测量矩阵, $P_i(1, r) = 1, P_i(2, t) = 1, P_i(3, h) = 1$, 其余位置均为 0。

3.3 图像块的 SLO 重构

以 3.1 节中自适应选取的某个图像块 x_{lk} 为例,本文选用 4 倍冗余 MLD 字典^[11] Φ 作为稀疏表示基参与重构,则 $x_i = \text{vec}(x_{lk})$ 可用 $\Phi = \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N\}$ 表示为:

$$x_i = \Phi \alpha_i = \sum_j \alpha_{ij} \varphi_j \quad (3)$$

其中 α_i 为 x_i 的稀疏表示系数,它的绝大部分元素都等于或接近于 0。

已知 x_i 的观测值 y_i 和全息基 $A_i = P_i \Phi$, 可将求解 $y_i = A_i \alpha_i$ 的最稀疏解问题转化为最小 l_0 范数问题:

$$\alpha_i^* = \arg \min_{\alpha_i} \|\alpha_i\|_0 + \lambda \|\ y_i - A_i \alpha_i \|_2 \quad (4)$$

式中 $\|\cdot\|_0$ 表示向量的 l_0 范数,即向量中非零元素个数。由于 $\min \|\cdot\|_0$ 不连续,会导致 $\|\cdot\|_0$ 对噪声敏感,而且维数越高,寻找 $\min \|\cdot\|_0$ 就越困难,需要使用联合搜索。与基追踪 (Basis Pursuit, BP)^[12], FOCUSS^[13], 匹

配追踪 (Matching Pursuit, MP)^{[14][15]} 等方法用最小 l_1 范数优化最小 l_0 范数问题不同, 本文使用文献 [7] 中提出的 Smoothed l_0 范数方法, 对于向量 s , 用一个连续函数逼近 $\|s\|_0$ 。令

$$f_{\sigma}(s) = \exp\left(-s^2/2\sigma^2\right) \quad (5)$$

则

$$\|s\|_{s_{l_0}} = m - \sum_j f_{\sigma}(s_j) \quad (6)$$

式中 m 表示 s 中元素的个数。参数 σ 决定 $\|s\|_{s_{l_0}}$ 的平滑程度。 σ 越大, $\sum_j f_{\sigma}(s_j)$ 越平滑, 对 $\|s\|_0$ 逼近效果越差, 反之亦然。于是通过求解:

$$\alpha_i^* = \arg \min_{\alpha_i} \|\alpha_i\|_{s_{l_0}} + \lambda \|y_i - A_i \alpha_i\|_2 \quad (7)$$

得 $x_i^* = \Phi \cdot \alpha_i^*$, 根据式 (2) 即得到高频部分重构结果 X_1^* 。将 X_1^* 与 y_1 双三次插值放大结果相加, 就得到最终重构图像。

4 实验结果

为了验证本文算法的性能, 将它与文献 [16] 提

出的 IRPRS 算法对比, 其中 IRPRS 算法可通过 <http://idm.pku.edu.cn/staff/zhangjian/IRPRS/> 下载, 对应实验结果均是通过运行其原始代码获得, 未对参数做任何修改。为了降低采样的随机性对结果的影响, 下文中的 PSNR 和程序运行时间均取自 5 次独立实验结果的平均。仿真采样率选为 0.3, 0.4 和 0.5。四幅测试图像分别为 512×512 大小的 Lena 图像和 Man 图像, 256×256 大小的 Cameraman 图像和 Leopard 图像, 如下图 6 所示。实验参数设定: 高斯滤波器模板尺寸 HSIZE=9, 标准差 sigma=0.4, Canny 检测算子初始阈值 threshold=0.18, 标准偏差 sigma=0.5。与文献 [16] 中采样率的定义相同, 这里的采样率仅包括像素点与低频部分下采样结果的贡献, 未包含像素点位置信息。

IRPRS 算法将局部全变差模型和非局部 3D 稀疏表示模型相结合用于解决图像反问题, 并提出了一种基于 Split-Bregman 算法的迭代算法解决优化问题, 它不仅保证了各图像块在表示基上的稀疏性, 同时也确保整幅图像在表示基上是稀疏的^[16]。

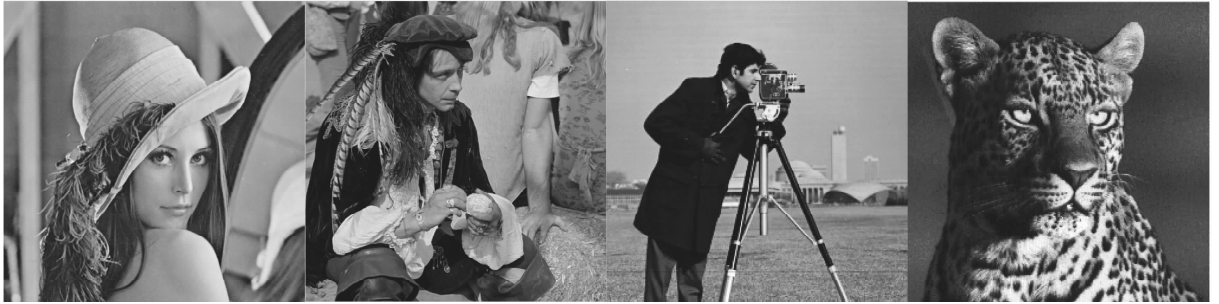


图 6 测试图像

Fig. 6 Test images

表 1 两种算法重构的 PSNR 及其效率比较 (单位: dB/秒)

Tab. 1 Comparison of PSNR and efficiency using two algorithms

图像	算法	采样率			均值 (dB/S)
		0.3	0.4	0.5	
Lena	IRPRS	34.72/2361	36.50/2029	38.13/1911	36.45/2100
	本文算法	35.44/1240	37.24/1659	38.88/2075	37.19/1658
Man	IRPRS	30.91/2337	32.56/2179	34.20/1769	32.56/2095
	本文算法	30.96/1850	32.85/2061	35.18/2465	33.00/2125
Cameraman	IRPRS	26.99/716	28.90/605	31.02/486	28.97/602
	本文算法	30.85/165	32.45/224	34.07/277	32.46/222
Leopard	IRPRS	24.55/610	26.24/521	27.69/486	26.16/539
	本文算法	27.26/213	29.25/269	30.64/295	29.05/259



图7 两种算法的重构结果对比

Fig. 7 Comparison of the reconstruction result using two algorithms

如表1所示,图像尺寸越大结构越简单,重建PSNR就越高,反之重建PSNR就越低,而且在3种采样率下,本文算法对所有测试图像的重构精度均高于IRPRS算法。对于Lena图像,Man图像,Cameraman图像和Leopard图像,PSNR分别平均提升了0.74dB,0.44dB,3.49dB和2.89dB,其中以Cameraman图像的提升最为显著。由于本文算法在解码端采用的是重叠块重构,而且还需要自适应构造各图像块对应的块测量矩阵,所以在采样率较高且图像尺寸大的情况下,较之IRPRS算法,本文算法运行速度要慢一些(当采样率为0.5时,Lena图像和Man图像的处理时间均长于IRPRS算法)。就本文算法自身而言,采样率越高,运行时间越长;图像尺寸越大,像素点数越多,运行时间越长;图像复杂度越高,提取适量边缘点数所用时间就越长,总体运行时间也就越长。由表1可见,对于同一幅图像,运行时间随着采样率的增加而延长。512×512大小的Lena图像和Man图像的运行时间均长于256×256大小的Cameraman图像和Leopard图像,而且在同等尺寸下,Man图像所用时间长于Lena图像,Leopard图像所用时间长于Cameraman图像。图7是当采样率为0.3时,两种算法的重构结果对比。虽然两幅重构Lena图像的PSNR仅相差0.72dB,但是对于纹理区域,本文算法可获得更好的视觉效果。

5 结论

本文针对不同图像内容对重构贡献的不同,提出了一种新的采样方式,即对图像边缘及其周边像素点

密集采样,对剩余像素点进行随机抽取,取代了传统压缩感知理论中直接使用测量矩阵低维投影图像块获取观测值的过程。在解码端通过采样点位置信息构造出各图像块对应测量矩阵,利用SLO算法进行重叠块重构,提高了图像重构精度,并有效改善了纹理区域的视觉效果。

参考文献

- [1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [2] 李树涛,魏丹. 压缩传感综述[J]. 自动化学报, 2009, 35(11):1369-1375.
Li S, Wei D. A survey on compressive sensing[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(11):1369-1375. (in Chinese)
- [3] Kumar K V, Reddy K S. Image compression based on compressed sensing data processing [J]. International Journal of Engineering Research and Application, 2012, 2(1):503-507.
- [4] Guo H, Zhao B, Zhou G. Image compression based on compressed sensing theory and wavelet packet analysis [C]. Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference. Harbin, China, 2011, 2:1426-1429.
- [5] 潘榕,刘昱,侯正信,汪少初. 基于局部DCT系数的图像压缩感知编码与重构[J]. 自动化学报, 2011, 37(6):674-681.
Pan R, Liu Y, Hou Z, Wang S. Image coding and recon-

- struction via compressed sensing based on partial DCT coefficients[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(6):674-681. (in Chinese)
- [6] Wang A, Liu L, Zeng B, Bai H. Progressive image coding based on an adaptive block compressed sensing[J]. IEEE Electronics Express, 2011, 8(8):575-581.
- [7] Mohimani H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed l_0 norm [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(1):289-301.
- [8] Mun S, Fowler J E. Block compressed sensing of image using directional transforms[C]. Proceedings of the International Conference on Image Processing. Cairo, Egypt, 2009, 11:3021-3024.
- [9] Gan L. Block compressed sensing of natural images[C]. Proceedings of the International Conference on Digital Signal Processing. Cardiff, UK, 2007:403-406.
- [10] Canny J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6):679-698.
- [11] Thiagarajan J J, Ramamurthy K N, Spanias A. Multilevel dictionary learning for sparse representation of images [C]. Digital Signal Processing Workshop and IEEE Signal Processing Education Workshop. Sedona, AZ, 2011: 271-276.
- [12] Li Y, Cichocki A, Amari S. Sparse component analysis for blind source separation with less sensors than sources [C]. Proceedings of the International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation. Nara, Japan, 2003:89-94.
- [13] Gorodnosky I F, Rao B D. Sparse signal reconstruction from limited data using FOCUSS, a re-weighted minimum norm algorithm [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(3):600-616.
- [14] Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12):3397-3415.
- [15] Krstulovic S, Gribonval R. MPTK: Matching pursuits made tractable[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Toulouse, France, 2006:496-499.
- [16] Zhang J, Xiong R, Ma S, Zhao D. High-quality image restoration from partial random samples in spatial domain [C]. Proceedings of the Visual Communications and Image Processing. Tainan, Taiwan, 2011, 12: 1-4.

作者简介



孙 静(1989-),女,生于江苏徐州,燕山大学硕士研究生,主要研究方向为图像压缩感知。

E-mail: jiujiu. 110011@ 163. com



练秋生(1969-),男,生于江西遂川. 博士,现为燕山大学信息科学与工程学院教授/博士生导师. 主要研究方向为图像处理,压缩感知及多尺度几何分析等。

E-mail: lianqs@ ysu. edu. cn