

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2013 5
Vol.18 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2013 年 5 月 第 18 卷 第 5 期(总第 205 期)

目 次

综述

- 中国图像工程:2012 章毓晋(483)
动态场景下的交通标识检测与识别研究进展 刘华平, 李建民, 胡晓林, 孙富春(493)

图像处理与编码

- 基于 PCA 硬阈值收缩的平滑投影 Landweber 图像压缩感知重构 李然, 干宗良, 朱秀昌(504)

图像分析和识别

- 利用视觉显著性和粒子滤波的运动目标跟踪 张巧荣, 冯新扬(515)
融合边缘测度的自然场景彩色图像区域分割 代沁伶, 王雷光, 洪亮(523)
场景语义树图像标注方法 刘咏梅, 杨帆, 于林森(529)
基于视锥细胞色适应生理机制的颜色恒常性计算 袁兴生, 王正志, 项凤涛(537)

医学图像处理

- 改进 FCM 和 LFP 相结合的白细胞图像分类 庞春颖, 刘记奎, 韩立喜(545)
局部高斯分布拟合的脑 MR 图像分割及有偏场校正 崔文超, 王毅, 樊养余, 冯燕, 郝重阳(552)

遥感图像处理

- 局部投影可分离的高光谱图像异常检测 刘明, 杜小平, 夏鲁瑞(558)
基于结构特征的遥感影像匹配 寇媛, 徐景中(565)

“第 9 届中国计算机图形学大会”专栏

- 结合浅景深与构图的图像质量评价 顾婷婷, 郭延文, 殷昆燕(574)
结合精确大气散射图计算的图像快速去雾 甘佳佳, 肖春霞(583)
多特征综合的视频拷贝检测 林莹, 杨扬, 凌康, 肖金伟, 武港山(591)
真实感雨线绘制 江隆盛, 吴恩华(600)
误差云映射的深度融合 3 维重建 陈亚当, 蔡仲谋, 吴恩华(607)

- “第八届中国系统建模与仿真技术高层论坛”征文通知 封 3

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 18 No. 5 May 2013

Contents

Review

- Image engineering in China: 2012 Zhang Yujin(483)
- Recent progress in detection and recognition of the traffic signs in dynamic scenes
..... Liu Huaping, Li Jianmin, Hu Xiaolin, Sun Fuchun(493)

Image Processing and Coding

- Smoothed projected Landweber image compressed sensing reconstruction using hard thresholding based on principal components analysis
..... Li Ran, Gan Zongliang, Zhu Xiuchang(504)

Image Analysis and Recognition

- Object tracking based on visual saliency and particle filter Zhang Qiaorong, Feng Xinyang(515)
- Regional segmentation of natural scene color images by integrating edge cues Dai Qinling, Wang Leiguang, Hong Liang(523)
- Automatic image annotation based on scene semantic trees Liu Yongmei, Yang Fan, Yu Linsen(529)
- Color constancy algorithm based on biological mechanism; color adaptation of cone cells
..... Yuan Xingsheng, Wang Zhengzhi, Xiang Fengtao(537)

Medical Image Processing

- White blood cells image classification based on improving the connection of FCM and LFP
..... Pang Chunying, Liu Jikui, Han Lixi(545)
- Multiphase level set method for segmentation and bias correction of brain MR images
..... Cui Wenchao, Wang Yi, Fan Yangyu, Feng Yan, Hao Chongyang(552)

Remote Sensing Image Processing

- Anomaly detection method based on separable local projection in hyperspectral imagery ... Liu Ming, Du Xiaoping, Xia Lurui(558)
- Algorithm for remote sensing images matching based on the structure characteristics Kou Yuan, Xu Jingzhong(565)

Issum of the Chinagraph '2012

- Image quality assessment combining low DoF and composition Gu Tingting, Guo Yanwen, Yin Kunyan(574)
- Fast image dehazing based on accurate scattering map Gan Jiajia, Xiao Chunxia(583)
- Video copy detection based on multiple visual features synthesizing
..... Lin Ying, Yang Yang, Ling Kang, Xiao Jinwei, Wu Gangshan(591)
- Photorealistic rendering of rain streaks Jiang Longsheng, Wu Enhua(600)
- Three dimensional reconstructions based on error clouds mapping Chen Yadang, Cai Zhongmou, Wu Enhua(607)

中图法分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)05-0504-11

论文引用格式: 李然, 干宗良, 朱秀昌. 基于 PCA 硬阈值收缩的平滑投影 Landweber 图像压缩感知重构[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(5): 504-514.

基于 PCA 硬阈值收缩的平滑投影 Landweber 图像压缩感知重构

李然, 干宗良, 朱秀昌

南京邮电大学江苏省图像处理和图像通信重点实验室, 南京 210003

摘要: 利用压缩感知理论对图像进行测量和重构时, 基于分块思想可有效提高重构速度, 但同时会带来较强的块效应。为了解决该问题, 在编码端提出了一种基于边缘检测的自适应分块压缩感知测量方案; 在解码端提出了一种基于主成分分析(PCA)的平滑投影 Landweber(SPL)重构法, 该算法运用 PCA 训练出适合于图像结构的稀疏字典, 用于进行硬阈值收缩, 从而有效消除了块效应, 提升了重构图像的质量。为了提高硬阈值收缩效率和减少训练复杂度, 采用了 3 种基于块的 PCA 硬阈值收缩方案: 全局 PCA、局部 PCA 和分层 PCA。仿真实验结果表明: 所提出的自适应压缩感知测量方案与 SPL 重构法相结合, 和传统分块压缩感知方案相比, 峰值信噪比(PSNR)值均提升了 1 ~ 3 dB; 本文算法, 无论在传统分块压缩感知方案下还是在自适应分块压缩感知方案下, 与基于方向小波阈值收缩的 SPL 重构算法相比, 均获得了更高的 PSNR 值。

关键词: 分块压缩感知; 边缘检测; 自适应测量; 主成分分析; 硬阈值收缩; 方向小波; 平滑投影 Landweber 重构

Smoothed projected Landweber image compressed sensing reconstruction using hard thresholding based on principal components analysis

Li Ran, Gan Zongliang, Zhu Xiuchang

Jiangsu Province Key Lab on Image Processing & Image Communication,
Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

Abstract: While using compressed sensing to measure and recover images, the approach to divide an image into blocks may improve the speed of reconstruction but will bring strong blocking effects. In order to solve this problem, we propose an adaptive block compressed sensing based on edge detection at the encoder, and a smoothed projected Landweber (SPL) reconstruction algorithm based on principal components analysis (PCA) at the decoder. The reconstruction algorithm uses PCA to train a dictionary adapting to image structure using hard thresholding, thus the image blocking effects are eliminated effectively and the reconstructed image quality is improved. In order to improve the efficiency of the hard thresholding and to reduce the training complexity, three hard thresholding schemes using patch based PCA are proposed: global PCA, local PCA, and hierarchical PCA. As a comparison between our experimental results and the traditional block compressed sensing shows, the peak signal-to-noise ratio (PSNR) of the recovered images using the SPL reconstruction algorithms combined with the adaptive block compressed sensing is improved by 1 ~ 3 dB; Regardless of which method is being used at the encoder, the SPL reconstruction algorithms using PCA based hard thresholding are better than SPL algorithms using

收稿日期: 2012-06-14; 修回日期: 2012-10-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(61071166); 江苏高校优势学科“信息与通信工程”建设工程项目; 江苏省普通高校研究生创新项目(CXZZ12_0466)

第一作者简介: 李然(1988—), 男, 南京邮电大学信息与通信工程专业在读博士研究生, 主要研究方向为压缩感知, 分布式视频编码。

E-mail: liran358@yahoo.com.cn

directional wavelet based thresholding on PSNR.

Key words: block compressed sensing; edge detection; adaptive measurement; principal components analysis; hard thresholding; directional wavelet; smoothed projected Landweber reconstruction

0 引言

近年来,压缩感知(CS)受到了越来越多的关注。压缩感知理论表明,如果信号在某个变换域具有稀疏表示,则通过合适的优化算法从少量的观测值可重构出原始信号^[1-3]。观测值是通过将原始信号进行随机投影获得的,它远少于Nyquist抽样定理所需的抽样值,从而有效地减少了采集系统的复杂度,降低系统成本。目前该理论已成功地应用在了压缩成像、无线传感网络、医疗成像、雷达、通信、遥测、天文学等许多领域^[4]。

然而,将压缩感知理论运用到图像和视频中时,面临了若干难题,主要包括:随机测量矩阵存储量大和图像重构过程计算复杂度较高。对于随机测量矩阵问题,主要是解决如何在降低存储量和提高测量速度的同时,仍保持较高的图像重构质量。目前存在的方案有两类:1)采用存在快速测量法的随机测量矩阵对整幅图像进行测量^[5-8],此类方法仍可保证较高的重构质量,但需重构算法支持快速测量法,从而增加了重构算法的实现难度,且此类快速测量法往往是以傅里叶变换、离散余弦变换、哈达玛变换为核心,根据CS的非相关测量理论,也使得此类方法不具有很好的通用性;2)采用图像分块策略,运用相同的测量矩阵对每一个图像块进行测量和重构,由于图像块的规模较小,所以可采用更为通用的独立同分布(i. i. d.)高斯随机测量矩阵,在获得低存储量、快速测量的同时仍能保证理论上的最优重构质量^[9]。图像分块策略更容易采用硬件实现,且对重构算法的要求不高(不必支持快速测量法),使其在图像和视频的应用场合中获得了广泛关注。但是分块方法也存在很大缺陷,主要是每个图像块采用了相同的测量矩阵,即每个块具有相同的测量率,这样就忽略了各个块具有不同特征(边缘、纹理等)的实际,最终影响到了重构质量。文献[10-11]提出了根据块特征自适应变化块测量率的方案,有效克服了上述缺陷,获得了较好效果。在上述两个图像测量方案的框架下,出现了许多与之相匹配的图像重构算法。对于基于整幅图像的CS测量方案,文

献[12-14]分别提出了 L_1 范数最小化法、全变差最小化法、贪婪算法的快速重构方法,且均支持具有快速测量法的随机测量矩阵。对于基于块的CS测量方案,除了可使用上述的传统CS重构算法外,文献[15]将凸集投影法和阈值收缩法结合起来,提出的基于投影Landweber(PL)的CS重构算法特别适合于图像分块策略。文献[9,16]在此基础上,加入了起平滑作用的维纳滤波器,提出了基于平滑PL的重构算法(SPL),与传统方法相比,这种SPL重构算法无论是在速度上还是在质量上均具有一定的优越性。借助视频中的多假设概念(MH),文献[17]首先利用图像空间冗余对原始图像做出预测,再利用传统的SPL算法恢复原始图像与预测之间的残差。由于残差比图像本身更具有可压缩性,所以可改善图像的重构质量。除此之外,在高分辨率压缩感知框架^[18](CS测量和重构均发生在小波域)下,文献[19]所提出的该框架下的SPL算法,也获得了较好效果。

采用基于图像分块的压缩感知测量方案,充分利用主成分分析(PCA)改进了基于SPL的CS重构算法。不同于文献[16]采用的方向小波变换进行阈值收缩,提出了采用PCA不断地从每次迭代过程重构出的图像中学习出正交变换矩阵作硬阈值收缩。由于这种变换矩阵直接来源于图像,使得硬阈值收缩更加高效,从而提升了图像重构质量。另外,还提出了一种基于边缘检测的自适应变化块测量率的方案,与所提出的基于SPL的CS重构算法相结合,也获得不俗的效果。通过仿真实验表明,无论是采用块测量率固定的分块压缩感知测量方案,还是采用自适应变化块测量率的方案,所提出的基于PCA的重构算法均优于基于方向小波变换的重构算法。

1 分块压缩感知及自适应测量方案

1.1 分块压缩感知

根据文献[9]提出的分块压缩感知(BCS)方案,首先将 $N=I_c \times I_r$ 个像素的图像 $\mathbf{x}$ 分成 n 个大小为 $B \times B$ 的块,第 i 个块的列向量形式记为 $\mathbf{x}_i$,

$i = 1, \dots, n, n = N/B^2$, 生成 $B^2 \times B^2$ 的 i. i. d. 高斯随机矩阵, 将其规范正交化得到正交矩阵 Θ , 从中随机挑选出 $M_B (< B^2)$ 行, 得到大小为 $M_B \times B^2$ 的测量矩阵 Φ_B , 然后使用其对 x_i 进行测量, 得到观测值向量

$$y_i = \Phi_B x_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

于是, 得到原图像的 M 个 CS 观测值, $M = n \times M_B$ 。对于整幅图像, 总测量矩阵 Φ 是如下的块对角矩阵, n 个对角元素皆为 Φ_B , 即

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_B & & \\ & \Phi_B & \\ & & \ddots \\ & & & \Phi_B \end{bmatrix} \quad (2)$$

可以看到, 使用分块压缩感知测量整幅图像有以下优点: 1) 因为分块尺寸较小, 所以 Φ_B 的存储量低且测量速度快; 2) 编码端不必测量整幅图像后再发送观测数据, 而是可以逐块测量逐块发送, 这十分有利于一些实时应用; 3) 可以使用最小线性均方误差准则 (MMSE) 估计出较好的初始图像, 而加速重构过程。图像块的 MMSE 初始解计算公式为

$$\hat{x}_i^{(0)} = R_{xx} \Phi_B^T (\Phi_B R_{xx} \Phi_B^T)^{-1} y_i, i = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$R_{xx} = \begin{bmatrix} 1 & \rho & \dots & \rho^{\sqrt{2}(B-1)} \\ \rho & 1 & \dots & \rho^{\sqrt{(B-2)^2 + (B-1)^2}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^{\sqrt{2}(B-1)} & \rho^{\sqrt{(B-2)^2 + (B-1)^2}} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, ρ 取值为 $0.9 \sim 1$ 。凭经验 ρ 取 0.95 , 分块尺寸 B 取 32 。

1.2 自适应测量方案

自然图像包含有一定的局部特征: 平坦、边缘和纹理等。对这些块进行变换 (例如小波变换), 根据不同特征, 它们的稀疏度也具有差别, 具体来说, 平坦块更稀疏, 边缘块次之, 纹理块最不稀疏。所以按照传统分块压缩感知方案, 对它们采用相同的测量率, 造成了 CS 复原水平不一致, 出现块效应。合理的做法是采用自适应测量方案, 对较稀疏的块进行少量测量, 对不太稀疏的块进行较多测量。值得注意的是, 在变换域判断块的稀疏程度是不现实的, 这违反了 CS 的基本精神, 即在变换的同时直接压缩信号, 所以必须在像素域判断块稀疏度以确定每个块的测量次数, 且不能增加过高的复杂度。图像的边缘信息往往能够反映

其在变换域的稀疏程度, 边缘点多意味着在像素域突变较多, 反映到变换域就是稀疏度低, 所以对图像进行边缘检测可以很好地在像素域直接判断块的稀疏度。Sobel 边缘检测器的计算复杂度低且检测边缘效果好, 所以可采用它进行边缘检测^[20]。具体的自适应测量方案如下:

1) 采用 Sobel 边缘检测器提取图像边缘信息, 设定阈值 T , 将边缘图像转化为二值图像。1 代表边缘点, 0 代表非边缘点。

2) 设总测量次数为 M , 预先给每个块分配测量次数

$$M'_i = \frac{0.3M}{n}, i = 1, \dots, n \quad (5)$$

3) 统计每个块中边缘点的个数 S_i , 计算出每个块的测量次数

$$M_i = M'_i + \frac{S_i \times (M - M'_i)}{\sum_{i=1}^n S_i}, i = 1, \dots, n \quad (6)$$

4) 设定块的测量次数上界为 $M_{upper} = 0.9B^2$, 找出超出上界的块, 将其测量次数限定为 M_{upper} , 随后将剩余的测量次数均匀地分配给未越界的块, 再次分配后可能又会出现越界的块, 那么去重复上述操作, 直到所有块均不越界为止。如此就可得到最终各块的测量次数 M_i 。

5) 从正交矩阵 Θ 中选出前 M_i 行生成每个块的测量矩阵 Φ_i 。

6) 采用测量矩阵 Φ_i 对相应块做非相关测量, 即

$$y_i = \Phi_i x_i, i = 1, \dots, n \quad (7)$$

如图 1 所示, 对 512×512 的 Peppers 图像采用传统的分块压缩感知重构出的 MMSE 初始图像 (图 1(b)) 与采用所提出的自适应分块压缩感知重构出的 MMSE 初始图像 (图 1(c)) 相对比, 可看出自适应测量方案重构出的图像不存在较明显的块效应, 且 PSNR 值要比固定测量方案高出 1 dB 左右。由此可知, 所提出的自适应测量方案是合理的。但是需要注意的是, 这种性能的提升需要付出一定代价: 1) 具体实现中并不需要存储所有的测量矩阵 Φ_i , 但需存储正交矩阵 Θ , Θ 的存储量是大于 Φ_B 的, 所以增加了一定的存储量; 2) 每个块的测量次数 M_i 必须传输到解码端, 增加了一定的传输比特开销; 3) 编码端需进行 Sobel 边缘检测, 增加了一定的计算复杂度。

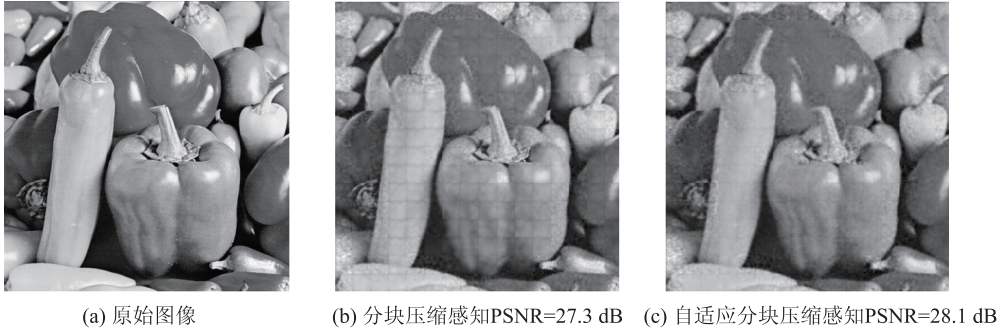


图1 MMSE 初始图像对比(CS 测量率为0.1)

Fig.1 The comparison between MMSE initial images(CS measurement rate is 0.1)

2 平滑投影Landweber 重构算法和PCA 硬阈值收缩

2.1 基于平滑投影Landweber 的CS 图像重构法

在分块压缩感知框架下,采用传统CS 重构算法只能逐块独立地进行恢复,由于图像的局部特性不同,会造成各块复原水平不一致,产生块效应,即便在编码端进行自适应测量也不能很好地解决该问题。另外,分块规模小也限制了传统CS 重构算法的重构性能,使得重构出的图像块含有大量噪声。针对这些问题,文献[9]将凸集投影法、硬阈值收缩和维纳滤波相结合提出了基于SPL 的CS 图像重构法,该算法无论在重构速度还是重构质量上均具有一定优越性。具体算法流程如下:

输入参数:CS 观测值 $y_i, i=1, \dots, n$; 测量矩阵 Φ_B ; 稀疏矩阵 Ψ ; 硬阈值门限参数 λ ; 终止门限 ε 。

初始化: $\hat{x}_i^{(0)} = R_{xx} \Phi_B^T (\Phi_B R_{xx} \Phi_B^T)^{-1}, i=1, \dots, n$ 。

主迭代过程:

1) 使用 3×3 滑动窗口对 $\hat{x}^{(k)}$ 进行维纳滤波,即

$$\hat{\hat{x}}^{(k)} = \text{Wiener}(\hat{x}^{(k)}, [3, 3])$$

2) 对每个图像块进行凸集投影,即

$$\bar{x}_i^{(k)} = \hat{\hat{x}}_i^{(k)} + \Phi_B^T (y_i - \Phi_B \hat{\hat{x}}_i^{(k)}), \quad i=1, \dots, n$$

3) 使用稀疏矩阵 Ψ 对 $\bar{x}^{(k)}$ 作变换,进行硬阈值收缩,即

$$\begin{aligned} \bar{x}^{(k)} &= \Psi \bar{x}^{(k)} \\ \sigma^{(k)} &= \frac{\text{median}(|\bar{x}^{(k)}|)}{0.6745} \\ \tilde{x}^{(k)} &= \text{Threshold}(\bar{x}^{(k)}, \lambda) = \\ &\begin{cases} \bar{x}^{(k)} & |\bar{x}^{(k)}| > \lambda \sigma^{(k)} \sqrt{2 \log N} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \\ \hat{x}^{(k)} &= \Psi^{-1} \tilde{x}^{(k)} \end{aligned}$$

4) 对每个图像块进行凸集投影,即

$$\hat{x}_i^{(k+1)} = \hat{x}_i^{(k)} + \Phi_B^T (y_i - \Phi_B \hat{x}_i^{(k)}), \quad i=1, \dots, n$$

5) 判断是否满足终止准则:若满足 $|D^{(k+1)} -$

$$D^{(k)}| < \varepsilon, \text{ 进行下一次迭代, 其中 } D^{(k)} = \frac{1}{\sqrt{N}} \|\hat{x}^{(k)} - \bar{x}^{(k-1)}\|_2。$$

输出: $\hat{x}$ 。

MMSE 线性估计出的初始图像存在大量的块效应和噪声,所以在每次迭代中,首先使用 3×3 的维纳滤波器减少块效应以及平滑图像;然后,将滤波后的图像再投影回凸集 $C = \{x_i: y_i = \Phi_B x_i, i=1, \dots, n\}$;随后,使用稀疏矩阵 Ψ 对图像作变换,进行硬阈值收缩,进一步消除噪声;最后再投影回凸集 C 。如此迭代,直到满足终止准则。这种算法很容易与所提出的自适应测量方案相结合,将输入参数中的固定测量矩阵 Φ_B 用正交矩阵 Θ 和各块的测量次数 M_i 代替,利用这些参数构造出各块的测量矩阵 Φ_i ,更改 MMSE 初始图像估计公式和凸集投影公式中的 Φ_B 即可。

2.2 基于PCA 的硬阈值收缩法

利用SPL 算法重建图像的性能好坏关键在于阈值收缩过程是否能够有效地消除噪声,文献[9]采用叠盖的块离散余弦变换(block-based lapped cosine transform)和非抽样小波变换(undecimated wavelet transform)进行硬阈值去噪,但是这两种变换并不能很好地捕获图像的一些方向特征(点、线、边缘),使得重构出的图像效果并不理想,为了改善这方面的缺陷,文献[16]提出采用方向小波(轮廓波、双树复数小波)作变换,并考虑到小波分解系数之间的相关性,采用双收缩法替代硬阈值收缩,获得更为出色的图像重构质量。这些方法都是通过构造各种特定的小波来使图像的有用信息尽量多地集中在

若干变换域稀疏系数上,以使阈值收缩尽可能多的保留图像有用信息,消除无用噪声。根据文献[21-22]可知直接从含噪图像中学习出适应于图像的稀疏冗余字典用于硬阈值收缩去噪,应该会比构造特定小波更容易捕获图像的有效信息,但学习冗余字典的算法(例如 K-SVD 算法)往往计算复杂度高,因此不太适合于基于 SPL 的 CS 重构算法。文献[23-24]提出的基于 PCA 的硬阈值收缩去噪技术,从含噪图像中提取图像子块作为样本,采用 PCA 技术训练出可以去除图像子块像素间统计冗余的正交变换矩阵,采用该矩阵对图像子块作变换,可以很好地分离图像的有效信号和噪声,从而使得硬阈值收缩去噪更加高效。除此之外,基于 PCA 的硬阈值收缩去噪计算复杂度不高,所以十分适合于基于 SPL 的 CS 重构算法。以下提出了 3 种不同的基于 PCA 的硬阈值收缩方案,分别将它们用于基于 SPL 的 CS 重构算法中的硬阈值收缩过程。

2.2.1 基于块的全局 PCA 硬阈值收缩法

基于块的全局 PCA (PGPCA) 硬阈值收缩法直接收集含噪图像中的图像子块,运用 PCA 训练出通用的去相关正交矩阵,再使用该矩阵对所有子块作变换,进行硬阈值收缩后,重新变换回像素域。具体的步骤如下:

1) 从含噪图像 $\bar{\mathbf{x}}^{(k)}$ 中提取出尺寸为 $d = W_p \times W_p$ 的所有 m 个图像子块,记为 $\mathbf{p}_i, i = 1, \dots, m$ 。图像子块 $\mathbf{p}_i$ 的左上角对应于第 i 个像素,每一个像素对应一个图像子块,图像子块之间有叠盖,超出图像边界的子块不提取,即 $m = (I_c - W_p) \times (I_r - W_p)$ 。

2) 计算出 $d \times d$ 的协方差矩阵

$$\mathbf{\Sigma} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{p}_i \mathbf{p}_i^T - \bar{\mathbf{p}} \bar{\mathbf{p}}^T, \quad \bar{\mathbf{p}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{p}_i \quad (8)$$

3) 计算协方差矩阵 $\mathbf{\Sigma}$ 的特征值 $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_d$, 和相对应的规范化特征向量 $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_d$ 。

4) 组成 $d \times d$ 正交变换矩阵 $\mathbf{\Gamma} = [\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_d]$, 对每个图像子块作正交变换,即

$$\hat{\mathbf{p}}_i = \mathbf{\Gamma}^T \cdot \mathbf{p}_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (9)$$

5) 进行硬阈值收缩,即

$$\hat{\hat{\mathbf{p}}}_i = \begin{cases} \hat{\mathbf{p}}_i & |\hat{\mathbf{p}}_i| \geq \lambda \sigma \\ 0 & \text{其他} \end{cases}, \quad i = 1, \dots, m \quad (10)$$

$$\sigma = \frac{\text{median}(|\hat{\hat{\mathbf{p}}}|)}{0.6745}, \quad \hat{\mathbf{p}} = [\mathbf{p}_1^T, \mathbf{p}_2^T, \dots, \mathbf{p}_m^T] \quad (11)$$

6) 反变换回像素域,即

$$\tilde{\mathbf{p}}_i = \mathbf{\Gamma} \cdot \hat{\hat{\mathbf{p}}}_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (12)$$

7) 将反变换回的子块重新合并成整幅图像。由于子块之间往往相互叠盖,对于像素重叠的位置,取该位置所有像素的平均值。

由于自然图像中各个子块之间具有一定的相似性,所以通过 PGPCA 法可以选择出它们具有高方差的主成分方向,从而获得图像的大部分频率成分,有效地消除了与图像无关的噪声。

2.2.2 基于块的局部 PCA 硬阈值收缩法

PGPCA 法与 SPL 重构算法相结合,虽然可以获得较好的图像重构质量,但是由于所有子块都共用一个正交变换矩阵,使得这一方法存在了两大缺陷:1) 少部分子块由于对图像总方差贡献较小,所以在公用正交变换矩阵下通常不具有稀疏表达式;2) 组成公用正交变换矩阵的特征向量中仅有少部分与图像相关,大部分仍与噪声相关。为了克服这些缺陷,提出了基于块的局部 PCA (PLPCA) 硬阈值收缩法。PLPCA 法利用图像的局部相似性,将图像划分为各个相互叠盖的搜索区域,对每个搜索区域的子块采用 PCA 训练出专用正交变换矩阵。这种专用正交变换矩阵不仅适应于图像,而且适应于特定的图像局部区域,因此图像子块可以使用自己的专属变换矩阵,得到更为稀疏的表达式。具体步骤如下:

1) 设置尺寸为 $h = W_s \times W_s$ 的滑动搜索窗口,以步长 $\delta = \frac{W_s - 1}{2}$ 在含噪图像 $\bar{\mathbf{x}}^{(k)}$ 上滑动窗口。提取每个窗口内尺寸为 $d = W_p \times W_p$ 的所有 h 个子块 $\mathbf{p}_i, i = 1, \dots, h$ 。

2) 采用 PGPCA 法的步骤 2) — 6) 得到硬阈值收缩处理后的搜索窗口内所有子块 $\tilde{\mathbf{p}}_i, i = 1, \dots, h$ 。

3) 由于搜索窗口相互叠盖,使得处理后的各个子块之间发生重叠,对重叠的子块取它们的平均值。

4) 将处理过的子块重新合并成整幅图像。由于子块之间往往相互叠盖,对于像素重叠的位置,取该位置所有像素的平均值。

PLPCA 法充分利用了图像的局部相似性,采用 PCA 为图像局部区域训练出专用的正交变换矩阵,这样使得所有图像子块都可以使用最适合于它们的变换矩阵,有效地保留有用信息和消除无用噪声。PLPCA 法虽然会在性能上优于 PGPCA 法,但这是要付出一定的代价:沉重的运算负担和有可能出现的过拟合现象。运算负担的增大是因为要对各个搜索区域使用 PCA 训练变换矩阵,而过拟合现象的产

生是因为受限的训练子块数量使得PCA无法精确估计出图像子块的主成分方向。

2.2.3 基于块的分层PCA硬阈值收缩法

为了解决PLPCA计算量过大和PGPCA无法描述图像局部特性的问题,提出了一种折中方案:基于块的分层PCA(PHPCA)硬阈值收缩法。PHPCA法不仅运算量少于PLPCA法,而且比PGPCA法更加适合于图像的局部区域。具体步骤如下:

1)从含噪图像 $\bar{x}^{(k)}$ 中提取出尺寸为 $d = W_p \times W_p$ 的所有 m 个图像子块,记为 $p_i, i = 1, \dots, m$ 。利用PCA分离出所有子块的前 d_1 个主成分,即所有子块的协方差矩阵的前 d_1 个最大特征值对应的特征向量 $e_1, e_2, \dots, e_{d_1}$ 。

2)修正所有的子块,将每个子块 p_i 投影至由剩余的特征向量 $e_{d_1+1}, e_{d_1+2}, \dots, e_d$ 张成的子空间上。由于特征向量之间相互正交,所以修正过的子块正交于前 d_1 个主轴: $e_1, e_2, \dots, e_{d_1}$ 。

3)将图像分割为尺寸相同的4个区域,每个区域内的子块都是经步骤2)修正过的子块。重新估计出每个区域内图像子块的特征向量,由于修正过的子块正交于 $e_1, e_2, \dots, e_{d_1}$,所以新生成的特征向量也正交于 $e_1, e_2, \dots, e_{d_1}$ 。这个过程将会重复地进行直到分割区域的尺寸降低到最小值 $G_{\min} \times G_{\min}$ 。

4)为每个子块 p_i 构造出相应的正交变换矩阵 Γ_i 。 Γ_i 的组成包含了两部分:第一部分为步骤1)生成的所有图像子块的前 d_1 个主成分: $e_1, e_2, \dots, e_{d_1}$;第2部分的获取过程如下:首先从步骤3)中生成的所有特征向量中收集使用 p_i 作为样本训练得到的特征向量,然后再从其中挑选出的前 $d - d_1$ 个最大特征值对应的特征向量。

5)使用 Γ_i 对相应的子块 p_i 作变换,采用与PGPCA相同的硬阈值收缩算子处理各个子块,再反变换回像素域。

6)将反变换回的子块重新合并成整幅图像。由于子块之间往往相互叠盖,对于像素重叠的位置,取该位置所有像素的平均值。

PHPCA法旨在提供一个介于PLPCA法和PGPCA法之间的中间解,其训练变换矩阵的计算复杂度低于PLPCA法,但高于PGPCA法,然而,训练出的变换矩阵比PGPCA法更能描述图像局部特性,但却比不上PLPCA法。

值得注意的是,与文献[17]提出的算法(MH-BCS-SPL)不同,上述3种基于PCA硬阈值去噪的

SPL算法是直接重构原始图像,而并不是首先对原始图像做出预测,再利用SPL算法恢复原始图像与预测之间的残差。因此,上述3种算法比文献[17]算法有更少的计算复杂度。除此之外,上述3种算法也可作为文献[17]算法的一部分,用于恢复图像残差。

3 实验结果及分析

为了测试所提出的自适应测量方案和基于PCA的CS图像重构法,在编码端采用两种方案:1)传统分块压缩感知方法(即固定块测量次数),将其命名为BCS;2)基于边缘检测的自适应分块压缩感知方法,将其命名为ABCS。在解码端用于对比的重构算法采用以下4种方法:文献[16]提出的采用轮廓波变换和采用双树复数小波变换的SPL算法(分别命名为SPL-CT和SPL-DDWT),TV算法^[12]和GPSR算法^[13](稀疏基底采用Daubechies-4正交小波);将本文所提出的3种基于PCA的SPL算法分别命名为SPL-PLPCA、SPL-PGPCA、SPL-PHPCA。将编码端的两种方法和解码端的7种重构算法进行组合得到14种方案,其中SPL算法的各种参数设置如表1所示。采用5幅 512×512 的灰度图像测试这14种方案的性能,性能指标为两种:重构图像的PSNR值和重构时间。实验仿真的硬件平台为主频为2.80 GHz的酷睿i5 CPU计算机,软件平台为64位的Windows7操作系统和Matlab 7.9仿真实验软件。需要注意的是,由于测量矩阵的随机性,重构图像的质量和速度会因此而改变,所以PSNR值和重构时间都是独立地进行5次测试的平均值。

表2列出了在编码端采用传统分块压缩感知方案下各算法重构出图像的PSNR值和重构时间。可看出,在测量率为0.2~0.5时,SPL-PLPCA重构出图像的PSNR值都明显高于其他算法,而SPL-PHPCA和SPL-PGPCA优于GPSR算法和TV算法,但基本与SPL-DDWT算法和SPL-CT算法持平;在测量率为0.1时,本文3种算法与SPL-DDWT、SPL-CT和TV算法基本持平,而优于GPSR算法。然而,也可看到本文3种算法的重构时间要比SPL-DDWT、SPL-CT和GPSR算法高出许多,这表明了基于PCA的SPL算法具有较高的计算复杂度,但本文3种算法的重构时间仍远低于TV算法。综上所述,本文3种算法通过增加计算复杂度而改善了图像重构质量,但重构时间仍在1~2 min内,所以具有一定的

实际应用价值。对比本文 3 种算法,可看到 PLPCA 的 PSNR 值较高,PGPCA 的 PSNR 值较低,PHPCA 基本介于两者之间,这印证了它们训练出的字典描述图像结构信息的能力大小:PLPCA 最好、PHPCA

次之、PGPCA 最差。在重构时间上,也可看到 PLPCA 较慢,PGPCA 较快,PHPCA 同样基本介于两者之间,这说明了 3 种方法在计算复杂度上的差异:PLPCA 最高、PHPCA 次之、PGPCA 最低。

表 1 测量方式-SPL 重构算法的各种参数设置

Table 1 Parameter settings of measuring modes & SPL reconstruction algorithms

测量方式- 重构算法	参数设置							
	阈值 参数 λ	终止 容限 ε	小波分 解级数	边缘检 测阈值 T	分块 尺寸 W_p	搜索 区域 W_s	最小 区域 $G_{\min}$	保留 主轴 d_1
BCS-SPL-PLPCA	2.5	0.005	—	—	7	21	—	—
BCS-SPL-PGPCA	2.5	0.010	—	—	7	—	—	—
BCS-SPL-PHPCA	2.5	0.008	—	—	7	—	32	1
BCS-SPL-CT	10	0.001	—	—	—	—	—	—
BCS-SPL-DDWT	25	0.001	6	—	—	—	—	—
ABCS-SPL-PLPCA	2.5	0.010	—	20	7	21	—	—
ABCS-SPL-PGPCA	2.5	0.010	—	20	7	—	—	—
ABCS-SPL-PHPCA	2.5	0.010	—	20	7	—	32	1
ABCS-SPL-CT	2.5	0.010	—	20	—	—	—	—
ABCS-SPL-DDWT	5	0.010	6	20	—	—	—	—

表 2 传统 BCS 重构图像的 PSNR 值和重构时间比较

Table 2 The PSNR and time of reconstructed images with traditional BCS

		/dB,/s				
图像	测量方式-重构算法	CS 测量率				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Lena	BCS-SPL-PLPCA	28.20,45.0	31.35,62.3	33.70,87.1	35.55,78.4	37.27,75.4
	BCS-SPL-PGPCA	28.01,34.7	30.84,32.0	32.91,30.6	34.75,27.9	36.52,28.0
	BCS-SPL-PHPCA	28.03,30.8	30.91,41.1	33.00,41.2	34.85,41.3	36.62,41.3
	BCS-SPL-CT	28.08,31.3	30.96,13.8	32.95,10.6	34.65,7.8	36.22,6.6
	BCS-SPL-DDWT	28.07,47.9	31.32,24.2	33.46,15.8	35.20,11.7	36.76,9.6
	BCS-TV	28.08,495.4	30.66,721.8	32.64,1222.0	34.38,989.3	36.02,1066.1
	BCS-GPSR	20.66,45.1	24.31,43.5	26.90,35.7	29.18,26.8	31.26,21.3
Barbara	BCS-SPL-PLPCA	22.76,74.9	24.57,59.9	27.66,197.8	30.09,170.9	32.34,149.9
	BCS-SPL-PGPCA	22.63,33.3	23.89,31.9	24.99,33.3	26.20,34.7	27.56,34.8
	BCS-SPL-PHPCA	22.60,30.7	23.94,41.0	25.09,45.1	26.33,51.3	27.69,51.3
	BCS-SPL-CT	22.73,25.7	24.27,15.6	25.85,8.9	27.54,7.2	29.33,7.2
	BCS-SPL-DDWT	22.59,59.4	24.12,34.1	25.69,13.2	27.21,11.7	28.82,11.7
	BCS-TV	22.51,491.4	23.65,658.6	24.59,965.8	25.60,1449.6	26.72,1051.7
	BCS-GPSR	18.17,46.8	20.95,47.0	22.69,40.6	24.31,31.8	26.06,24.7

续表 2
Continued table 2

图像	测量方式-重构算法	CS 测量率					/dB,/s
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	
Peppers	BCS-SPL-PLPCA	28.06,57.0	32.17,134.7	34.27,119.9	35.81,105.1	37.16,90.2	
	BCS-SPL-PGPCA	27.95,26.3	31.47,34.7	33.95,47.2	35.61,41.8	37.02,35.0	
	BCS-SPL-PHPCA	27.87,30.6	31.64,59.5	34.12,81.9	35.76,71.6	37.16,61.5	
	BCS-SPL-CT	28.40,28.8	31.44,14.5	33.21,10.5	34.61,7.6	35.88,5.9	
	BCS-SPL-DDWT	28.96,42.8	31.99,21.8	33.72,14.8	35.12,11.2	36.38,8.7	
	BCS-TV	28.49,433.5	31.77,569.4	33.63,696.1	35.08,818.7	36.34,984.6	
	BCS-GPSR	19.80,45.9	23.99,45.4	27.04,37.3	29.51,27.7	31.68,22.3	
Mandrill	BCS-SPL-PLPCA	20.46,341.2	22.03,105.1	23.34,90.3	24.62,96.5	25.92,93.4	
	BCS-SPL-PGPCA	20.43,43.0	21.80,66.5	23.05,55.5	24.32,41.7	25.64,34.9	
	BCS-SPL-PHPCA	20.47,126.6	21.82,122.7	23.15,83.9	24.45,75.7	25.82,57.4	
	BCS-SPL-CT	20.49,21.1	21.78,11.0	22.89,7.6	24.00,6.1	25.19,5.2	
	BCS-SPL-DDWT	20.67,43.2	21.85,17.9	22.90,11.8	23.96,9.8	25.09,8.7	
	BCS-TV	20.21,433.5	21.45,591.8	22.59,721.7	23.76,851.2	25.02,1 019.3	
	BCS-GPSR	17.67,50.1	19.15,50.5	20.29,45.3	21.57,37.9	22.79,29.4	
Goldhill	BCS-SPL-PLPCA	27.02,44.8	29.29,44.9	31.09,60.0	32.73,75.2	34.27,75.1	
	BCS-SPL-PGPCA	26.94,40.1	29.15,33.3	30.84,27.8	32.43,26.5	34.03,27.9	
	BCS-SPL-PHPCA	26.99,30.7	29.22,30.7	30.94,34.9	32.58,41.1	34.19,41.2	
	BCS-SPL-CT	26.77,45.4	28.91,19.5	30.47,12.2	31.87,8.6	33.25,6.4	
	BCS-SPL-DDWT	26.91,37.0	28.90,20.9	30.37,13.7	31.70,10.3	33.05,8.0	
	BCS-TV	26.66,409.0	28.94,566.8	30.71,694.3	32.26,817.1	33.75,986.6	
	BCS-GPSR	21.60,42.0	24.51,41.2	26.46,35.7	28.35,27.6	30.11,22.1	

表 3 列出了在编码端采用自适应分块压缩感知方案下各算法重构出图像的 PSNR 值和重构时间。首先,与传统分块压缩感知方案相比,自适应分块压缩感知方案下各算法重构出的图像 PSNR 值均高出 1~3 dB,这表明了在重构图像质量上自适应方案优于传统方案,但自适应方案的重构时间是明显高于传统方案的,这说明了重构质量的提升是以一定的计算复杂度为代价的;其次,相互对比自适应方案下各算法之间的性能,可发现与传统方案相似,在测量率为 0.1 时,本文算法的

PSNR 值基本与 SPL-DDWT、SPL-CT 和 TV 算法持平,在测量率为 0.2~0.5 时,SPL-PLPCA 明显高于其他算法,而 SPL-PHPCA 和 SPL-PGPCA 基本与 SPL-DDWT 和 SPL-CT 持平,而优于 GPSR 算法和 TV 算法,同样值得注意的是,在自适应方案下,本文算法的计算复杂度仍然较高,但远低于 TV 算法;最后,对比本文 3 种算法,仍能得出与传统方案相似的结论。

图 2 显示了测量率为 0.3 时,SPL-PLPCA、SPL-DDWT 以及 TV 算法重构出的 512×512 Barbara 图

表 3 自适应 BCS 重构图像的 PSNR 值和重构时间比较

Table 3 The PSNR and time of reconstructed images with adaptive BCS

图像	测量方式-重构算法	CS 测量率				
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Lena	ABCS-SPL-PLPCA	29.62,68.0	33.59,81.8	36.25,97.1	38.27,111.7	39.89,117.1
	ABCS-SPL-PGPCA	29.24,46.9	33.05,60.9	35.75,76.6	37.77,91.5	39.40,95.2
	ABCS-SPL-PHPCA	29.24,40.7	33.12,52.2	35.93,65.6	38.12,93.0	39.77,108.4
	ABCS-SPL-CT	29.22,12.2	32.98,23.6	35.64,38.6	37.65,52.5	39.22,66.9
	ABCS-SPL-DDWT	29.24,12.3	33.09,24.5	35.90,38.9	38.04,52.9	39.69,67.3
	ABCS-TV	29.86,426.9	33.29,577.2	35.69,732.3	37.54,876.2	39.06,1028.5
	ABCS-GPSR	20.97,47.5	24.86,46.0	28.54,47.2	32.08,50.0	34.90,40.7
Barbara	ABCS-SPL-PLPCA	23.97,134.5	27.72,197.7	30.39,179.3	32.93,173.2	35.38,174.3
	ABCS-SPL-PGPCA	23.04,42.8	25.29,53.1	27.85,71.4	30.57,78.7	33.14,99.6
	ABCS-SPL-PHPCA	23.04,39.7	25.35,49.9	27.87,63.1	30.66,80.0	33.47,107.1
	ABCS-SPL-CT	23.02,10.3	25.24,21.6	27.68,35.6	30.33,50.5	32.86,68.4
	ABCS-SPL-DDWT	23.02,11.6	25.25,26.1	27.86,34.8	30.74,51.7	33.51,73.0
	ABCS-TV	22.82,442.8	24.94,596.5	27.25,753.5	29.64,910.5	31.65,1071.7
	ABCS-GPSR	18.95,50.4	21.08,53.4	23.91,48.3	26.85,46.7	29.61,42.9
Peppers	ABCS-SPL-PLPCA	29.43,91.7	33.26,126.4	35.21,142.7	36.57,138.5	37.78,134.3
	ABCS-SPL-PGPCA	28.95,33.4	32.85,57.9	35.12,83.4	36.56,89.8	37.81,107.4
	ABCS-SPL-PHPCA	28.91,39.4	32.72,61.8	35.19,102.4	36.63,106.2	37.87,123.7
	ABCS-SPL-CT	28.98,10.5	32.54,23.5	34.62,38.6	36.08,55.3	37.31,72.9
	ABCS-SPL-DDWT	29.19,12.8	32.97,27.2	35.07,43.7	36.50,57.5	37.73,74.3
	ABCS-TV	30.21,436.7	33.25,586.1	34.84,741.2	36.05,900.6	37.13,1063.6
	ABCS-GPSR	20.83,49.8	25.21,45.8	28.36,43.6	30.99,43.1	33.19,42.8
Mandrill	ABCS-SPL-PLPCA	20.81,87.9	22.77,106.8	24.54,129.0	26.35,150.5	28.39,156.3
	ABCS-SPL-PGPCA	20.73,47.6	22.49,76.6	24.19,92.1	26.06,94.7	28.21,114.2
	ABCS-SPL-PHPCA	20.75,61.8	22.57,85.6	24.32,106.5	26.22,119.1	28.40,138.3
	ABCS-SPL-CT	20.70,11.1	22.42,22.5	24.03,39.8	25.79,57.5	27.89,76.6
	ABCS-SPL-DDWT	20.71,14.4	22.46,27.6	24.22,41.7	26.10,58.6	28.22,73.5
	ABCS-TV	20.44,441.2	22.11,602.3	23.75,755.4	25.54,923.6	27.72,1109.9
	ABCS-GPSR	17.73,53.8	19.56,57.3	21.18,53.6	22.98,48.1	25.04,47.7
Goldhill	ABCS-SPL-PLPCA	27.57,59.4	30.28,88.5	32.09,102.9	33.73,118.4	35.41,129.6
	ABCS-SPL-PGPCA	27.43,51.2	30.00,60.6	31.84,73.2	33.44,87.7	35.05,100.3
	ABCS-SPL-PHPCA	27.46,39.6	30.10,49.9	32.05,74.0	33.74,91.5	35.40,107.7
	ABCS-SPL-CT	27.40,10.2	29.91,21.4	31.72,35.6	33.33,51.1	34.92,67.0
	ABCS-SPL-DDWT	27.45,11.5	30.04,22.8	31.93,37.0	33.57,52.3	35.15,68.2
	ABCS-TV	27.53,427.4	30.00,580.5	31.76,740.2	33.37,897.6	35.01,1048.1
	ABCS-GPSR	22.14,45.8	25.28,45.4	27.65,43.0	29.63,42.1	31.58,42.7

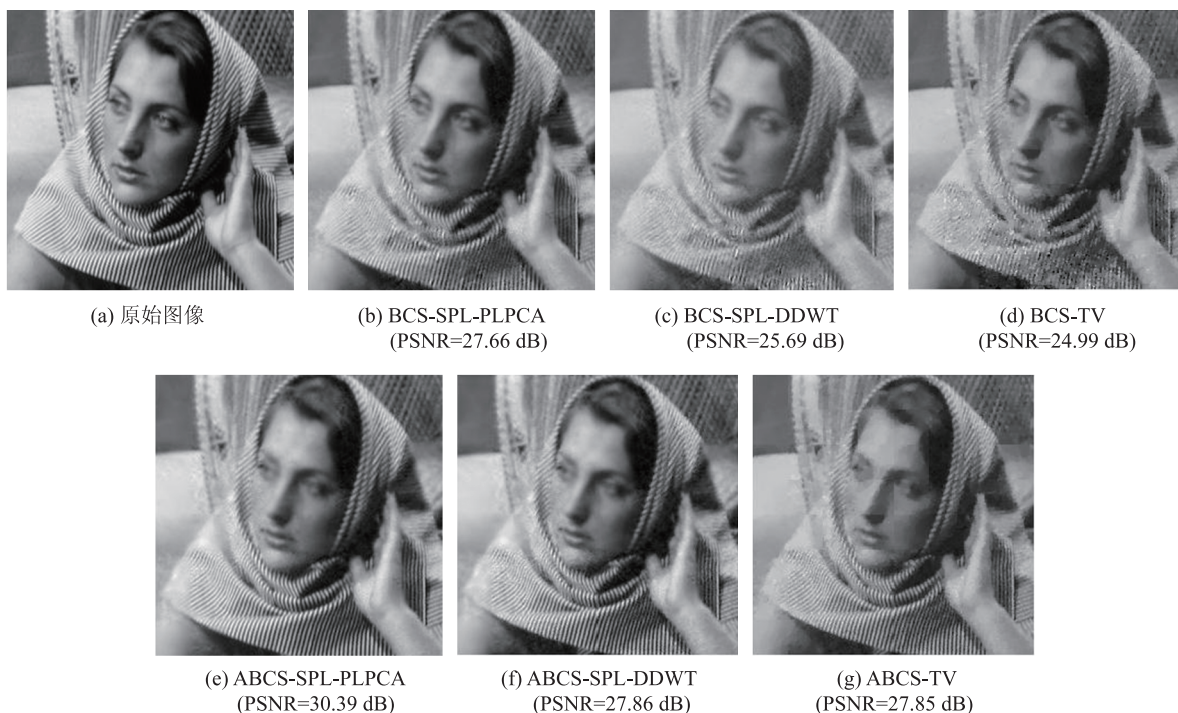


图2 不同算法重构图像及其PSNR值(CS测量率为0.3)

Fig. 2 Reconstructed images and PSNR with different algorithms(CS measurement rate is 0.3)

像,通过主观上的对比可看出,无论在传统分块压缩感知方案下还是在自适应分块压缩感知方案下,本文算法均消除了块效应现象,且主观视觉质量良好。

4 结 论

采用基于分块的压缩感知测量方案,在编码端,提出了一种基于边缘检测的自适应压缩感知测量方案,在解码端,基于SPL的CS图像重构法,提出了一种采用PCA进行硬阈值收缩的改进方法。仿真实验结果表明:自适应测量方案与SPL算法相结合,重构出图像的质量均优于传统方案,但需要以一定的计算复杂度为代价;改进的基于PCA的SPL算法,尤其是SPL-PLPCA重构法,无论在传统分块压缩感知方案下还是在自适应分块压缩感知方案下,与基于方向小波变换的SPL算法相比,都具有一定的竞争力。

参考文献 (References)

[1] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.

[2] Candès E J, Romberg J K, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(8): 1207-1223.

[3] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

[4] Candès E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.

[5] Coifman R, Geshwind F, Meyer Y. Noiselet [J]. Appl. Comput. Harmon. Anal., 2001, 10(1): 27-44.

[6] Candès E J, Romberg J. Robust signal recovery from incomplete observations [C]//Proceedings of the International Conference on Image Processing. Atlanta, GA: IEEE, 2006: 1281-1284.

[7] Do T, Gan L, Nguyen N, et al. Fast and efficient compressive sensing using structurally random matrices [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(1): 139-154.

[8] Gan L, Do T, Tran T D. Fast compressive imaging using scrambled block Hadamard ensemble [C]//Proceedings of the European Signal Processing Conference. Lausanne, Switzerland: Eurasp, 2008: 1-5.

[9] Gan L. Block compressed sensing of natural images [C]//Proceedings of the International Conference on Digital Signal Processing. Cardiff, UK: IEEE, 2007: 403-406.

[10] Wang A, Liu L, Zeng B, et al. Progressive image coding based on an adaptive block compressed sensing [J]. IEICE Electronics Express, 2011, 8(8): 575-581.

[11] She Q, Luo Z. Spatially adaptive image reconstruction via compressive sensing [C]// Proceedings of the 7th Asian Control

- Conference. Hong Kong, China: IEEE, 2009: 27-29.
- [12] Candès E J, Romberg J. l1-magic: recovery of sparse signals via convex programming [EB/OL]. (2005-10-12) [2012-10-10]. <http://www.acm.caltech.edu/l1magic>.
- [13] Figueiredo M, Nowak R D, Wright S J. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems [J]. IEEE Journal Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 586-597.
- [14] Do T, Gan L, Nguyen N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]//Proceedings of the 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computer. Pacific Grove, CA: IEEE, 2008: 581-587.
- [15] Haupt J, Nowak R. Signal reconstruction from noisy random projections [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(9): 4036-4048.
- [16] Mun S, Fowler J E. Block compressed sensing of images using directional transforms [C]// Proceedings of the International Conference on Image Processing. Cairo, Egypt: IEEE, 2009: 3021-3024.
- [17] Chen C, Tramel E W, Fowler J E. Compressed-sensing recovery of images and video using multihypothesis predictions [C]// Proceedings of the 45th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA: IEEE, 2011: 1193-1198.
- [18] Tsaig Y, Donoho D L. Extensions of compressed sensing [J]. Elsevier Signal Processing, 2006, 86(3): 549-571.
- [19] Fowler J E, Mun S, Tramel E W. Multiscale block compressed sensing with smoothed projected Landweber reconstruction [C]// Proceedings of the European Signal Processing Conference. Barcelona, Spain: Eurasp, 2011: 564-568.
- [20] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing [M]. 2nd ed. London, USA: Prentice Hall, 2002: 467-471.
- [21] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [22] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representation over learned dictionaries [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(12): 3736-3745.
- [23] Deledalle C A, Salmon J, Dalalyan A. Image denoising with patch based PCA: local versus global [C]//Proceedings of the 22nd British Machine Vision Conference. Dundee, British: Dalhousie Building, 2011: 1-10.
- [24] Zhang L, Dong W, Zhang D, et al. Two-stage image denoising by principal component analysis with local pixel grouping [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1531-1549.