

图像压缩感知中自适应二维投影梯度重构算法

万成宏 杨春玲 和志杰

(华南理工大学电子与信息学院, 广州, 510640)

摘要: 二维图像的压缩感知及重构大多利用一维信号压缩感知及重构方法实现, 导致图像重构效率较低, 重构算法复杂度高等缺点。二维随机投影及二维投影梯度重构算法有效地解决了这一问题。但在二维投影梯度重构算法中, 不同图像不同采样率的重构中采用相同滤波阈值参数 η 的方案会降低图像重构质量。本文结合二维图像信号的纹理特性, 提出了自适应二维投影梯度重构算法, 该算法提出了一种双变量收缩阈值参数 η 在迭代重构过程中基于图像纹理信息的自适应计算公式。实验结果表明, 自适应二维投影梯度重构算法比二维投影梯度重构算法在重构质量和视觉效果上都有所提升。

关键词: 二维随机投影; 纹理特性; 双变量收缩; 自适应

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A

Adaptive Two-Dimensional Projected Gradient Algorithm for Compressed Image Sensing

Wan Chenghong, Yang Chunling, He Zhijie

(School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, 510640, China)

Abstract: Most of existing two-dimensional compressed sensing and reconstruction methods for images are complemented by utilizing one-dimensional signals compressed sensing and reconstruction algorithms, which is inefficient and increases memory requirements. Two-dimensional random projection theory and two-dimensional projected gradient algorithm can overcome these disadvantages. However, fixed threshold parameter used in two-dimensional projected gradient algorithm for different images at different sampling rate may lead to poor reconstruction quality. Here, we propose an adaptive two-dimensional projected gradient algorithm based on image texture property. The parameter η of bivariate shrinkage is calculated according to image texture information during the iterative reconstruction process. Experimental results show that compared with two-dimensional projected gradient algorithm, the proposed adaptive two-dimension projected gradient algorithm provides superior performance on both the image reconstruction quality and visual effect.

Key words: two-dimensional random projection; texture property; bivariate shrinkage; self-adaptation

引 言

21 世纪初由 Donoho 等提出的压缩感知理论^[1] (Compressive sensing, CS) 打破了传统奈奎斯特采

样率必须高于两倍信号带宽的限制,从而有效降低了信号采集系统的复杂性。压缩感知理论的核心思想是将高维信号通过不相干的测量矩阵投影到低维空间上,利用信号在变换域上的稀疏性,通过非线性重构算法恢复原信号。压缩感知应用的领域广泛,如图像压缩感知^[2]、视频压缩感知^[3]和语音压缩感知^[4]等。构造鲁棒性能高、恢复效果好的重构算法一直是压缩感知理论研究的核心问题。压缩感知及重构算法的研究始于一维信号压缩感知,CS重构算法主要包括凸优化算法和贪婪迭代算法。凸优化算法通过最小化目标函数的 l_1 范数重构原信号,如基追踪法^[5]、梯度投影法^[6](Gradient projection for sparse reconstruction, GPSR)等。贪婪算法直接求解 l_0 范数最小化问题来重构原信号,其中包括正交匹配追踪算法^[7]、改进的SLO算法^[8]等。对二维图像信号压缩感知的研究,一般转化为一维信号的压缩感知来实现。目前基于该思路的最优算法是文献[9, 10]提出的分块压缩感知算法,通过将二维信号分割成若干大小相同的子块进行一维采样和重构。但是基于分块处理的方法破坏了二维图像原有的整体结构信息,降低了重构质量。为了保留图像原有的结构特性,文献[11]提出了二维观测模型, Eftekhari 在此基础上进一步阐述了二维随机投影^[12]的理念。

二维观测模型下的压缩感知在观测端通过两个独立不相干的测量矩阵对信号行、列同时进行观测,重构端将信号作为一个整体进行处理,在充分保留信号纹理信息的前提下利用系数之间的相关性得到更优的重构信号。基于二维观测的压缩感知重构算法有:二维平滑零范数^[13](Modified from smoothed l_0 , 2DS l_0)算法,二维正交匹配追踪^[14](2D orthogonal matching pursuit, 2DOMP)算法,二维子空间追踪^[15](2-Dimensional measurement model space pursuit, 2DMMSp)算法。2DS l_0 是一种快速重构的二维压缩感知算法,但是重构质量较差。2DOMP继承了OMP的重构方式通过选取字典中的最优矩阵原子重构原信号,但二维矩阵形式的原子增加了计算机存储的负担,降低了图像重构效率;由一维子空间追踪算法衍生得到的2DMMSp还处于算法研究阶段,并没有应用于实际图像的压缩感知。在二维观测模型下,文献[16]提出的二维投影梯度算法(2-Dimensional projected gradient, 2DPG)是目前性能最好的压缩感知图像重构算法。2DPG算法采用全变差的梯度下降和双变量收缩^[17-18]交替迭代求解得到重构信号。与一维压缩感知重构算法相比,2DPG算法更好地保留了图像的细节信息,在快速重构信号的同时保证了图像的高质量重构。研究发现,在2DPG算法双变量收缩过程中,阈值对滤波结果有很大的影响,阈值过大导致图像丢失过多细节信息,阈值过小导致噪声难以滤除。本文基于2DPG算法,结合图像信号的纹理特性,提出了一种自适应二维投影梯度(Adaptive two-dimensional projected gradient, A-2DPG)算法,其中双变量收缩阈值参数在迭代过程中根据图像信号的特征自适应生成,随着迭代过程的深入,最终趋于稳定。

1 图像二维压缩感知与投影重构算法

对图像压缩感知的研究最早是基于一维信号压缩感知实现的,即在测量投影过程中将图像信号进行一维向量化处理,但这一操作会破坏图像块之间原有的结构相关性,不利于高质量重构。2DPG算法基于二维观测的重构算法,即利用两个不相关的测量矩阵对图像信号行和列同时观测,其表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B}^T \quad (1)$$

式中: \mathbf{X} 为 $N_1 \times N_2$ 维的图像信号, \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 分别为 $M_1 \times N_1$ 和 $M_2 \times N_2$ 维的测量矩阵, \mathbf{Y} 为 $M_1 \times M_2$ 的观测信号。2DPG算法的二维观测过程很好地保留了图像信号的结构相关性,有利于提高图像的重构质量。在重构端,2DPG算法解决了一个受约束最优化的问题,则

$$\min_x \|\Psi\mathbf{X}\Psi^T\|_0 + \alpha TV(\mathbf{X}) \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B}^T \quad (2)$$

在一定条件下式(2)可以转变成求解受约束最小线性二乘的问题,则

$$\min_x f(\mathbf{X}) = \min_x \frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B}^T\|_F^2 + \tau [\|\Psi\mathbf{X}\Psi^T\|_0 + \alpha TV(\mathbf{X})] =$$

$$\min_{\mathbf{X}} f_1(\mathbf{X}) + \tau[f_2(\mathbf{X}) + f_3(\mathbf{X})] \quad (3)$$

式中: $f_1(\mathbf{X}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{AXB}^T\|_F^2$, $f_2(\mathbf{X}) = \|\Psi\mathbf{X}\Psi^T\|_0$, $f_3(\mathbf{X}) = TV(\mathbf{X})$ 。2DPG 算法没有直接求解式(2)的约束问题,而是转化成式(3)进行分步求解。 $\min_{\mathbf{X}} TV(\mathbf{X})$ 利用梯度下降法实现,目的是为了能够更好地重构图像的边缘信息; $\min_{\mathbf{X}} \Psi\mathbf{X}\Psi^T$ 通过小波域的双变量收缩实现,去噪的同时实现信号的稀疏化; $\min_{\mathbf{X}} \frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{AXB}^T\|_F^2$ 保证可以找到离超平面 $\mathbf{Y} = \mathbf{AXB}^T$ 距离最近的向量。上述操作相当于隐式求解式(3),2DPG 算法利用上述 3 个过程的交替迭代实现信号的重构。

(1) 图像的全变差

对于一幅大小为 $N_1 \times N_2$ 的图像,其局部导数定义为

$$(X_v)_{i,j} = \begin{cases} X_{i+1,j} - X_{i,j} & i < N_1 \\ 0 & i = N_1 \end{cases} \quad (4)$$

$$(X_h)_{i,j} = \begin{cases} X_{i,j+1} - X_{i,j} & j < N_2 \\ 0 & j = N_2 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $X_{i,j}$ 为图像第 i 行,第 j 列对应点的像素值;式(4)和式(5)分别表示图像垂直方向和水平方向上的局部导数。一副自然图像通常包含丰富的纹理信息和复杂的细节,全变差^[19]很好地诠释了图像的纹理复杂程度。纹理信息越复杂的图像对应全变差系数值越大,定义为

$$TV(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} \sqrt{(X_h)_{i,j}^2 + (X_v)_{i,j}^2} \quad (6)$$

(2) 图像小波域的双变量收缩

自然图像的小波系数有很强的相关性,利用相邻尺度父子小波的相关性并结合贝叶斯最大后验估计理论得到双变量收缩模型为

$$\text{Threshold}(\xi, \eta) = \frac{(\sqrt{\xi^2 + \xi_p^2} - \eta \frac{\sqrt{3\sigma^i}}{\sigma_\xi})_+}{\sqrt{\xi^2 + \xi_p^2}} \cdot \xi \quad (7)$$

式中: ξ 为小波系数; ξ_p 为 ξ 对应相同空间位置上的小波父系数; σ_ξ^2 为系数 ξ 的边缘方差; σ^i 为噪声方差, $\sigma^i = \frac{\text{median}(\xi)}{0.6745}$ 。双变量收缩模型最初用于滤除图像中的高频噪声,本文结合一定的先验噪声模型利用双变量收缩达到去除噪声和稀疏化信号的目的。

(3) 二维投影梯度重构算法

2DPG 算法通过全变差梯度下降、双变量阈值收缩和超平面投影 3 步迭代实现图像信号的重构,过程如下:

(1) 初始化。初始化迭代参数 $\lambda, \eta, \mathbf{X}_0 = \mathbf{A}^T \mathbf{Y} (\mathbf{B}^T)^T$; 其中, $\mathbf{A}^\Gamma = \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}$ 和 $\mathbf{B}^\Gamma = \mathbf{B}^T (\mathbf{B} \mathbf{B}^T)^{-1}$ 分别表示测量矩阵 \mathbf{A}, \mathbf{B} 的伪逆。

(2) 梯度下降。沿 \mathbf{X}_n 全变差负方向用梯度下降法更新 \mathbf{X}_n , 得到 $\mathbf{X}'_n = \mathbf{X}_n - \lambda \frac{\partial TV(\mathbf{X}_n)}{\partial (\mathbf{X}_n)}$ 。

(3) 双树复小波域的双变量收缩。将 \mathbf{X}'_n 信号进行小波分解,在小波域空间采用双变量收缩方法稀疏信号。 $\tilde{\mathbf{X}}'_n = \Psi \mathbf{X}'_n \Psi^T$, $\tilde{\mathbf{X}}'_n = \text{threshold}(\tilde{\mathbf{X}}'_n, \eta)$, $\mathbf{X}''_n = \Psi^T \tilde{\mathbf{X}}'_n \Psi$ 。

(4) 投影。将稀疏信号 \mathbf{X}''_n 投影到 $\mathbf{Y} = \mathbf{AXB}^T$ 超空间平面上,得到距离超平面最近的向量,即 $\mathbf{X}_{n+1} = \mathbf{X}''_n - \mathbf{A}^\Gamma (\mathbf{A} \mathbf{X}''_n \mathbf{B} - \mathbf{Y}) (\mathbf{B}^T)^T$ 。

(5) 迭代更新。检测迭代停止条件 $\|\mathbf{X}_n - \mathbf{X}_{n-1}\|_F \leq \epsilon_0$ 或 $n > C_0$, 若满足条件则停止迭代,不满足则

返回步骤(2),重复步骤(2)~(5)的过程。上述算法步骤(3)中,图像稀疏化过程是基于双变量收缩完成的,式(7)给出了双变量收缩函数的表达式。在2DPG算法中阈值参数 η 取常量的方式忽略了阈值对图像重构质量的影响。在研究中发现,阈值参数 η 取值过大会导致信号在重构过程损失过多的图像细节信息;阈值参数 η 取值过小则保留了过多的噪声。基于上述考虑,本文提出了A-2DPG,该算法根据图像的特性,在重构过程中自适应选取双变量收缩阈值参数 η ,从而进一步提高图像的重构质量。

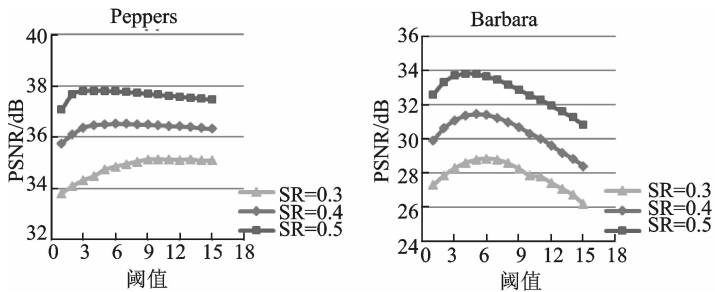
2 基于高频小波系数的自适应二维投影梯度重构算法

2.1 改进算法依据

对于图像重构质量的评价,通常利用峰值信噪比(Peak signal to noise ratio, PSNR)来表示,其单位为dB,对应公式表达为

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left(\frac{255 \times 255}{m \times n \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |X(i, j) - \hat{X}(i, j)|^2} \right) \quad (8)$$

式中: m, n 分别为图像的长和宽; $X(i, j), \hat{X}(i, j)$ 分别为相同空间位置上重构图像和原图像的像素值。可以发现当重构图像与原始图像像素值越接近,PSNR值越大,因而可知图像重构质量越好对应PSNR值越大。在二维投影梯度重构算法研究中发现,对于不同图像,重构时最优阈值参数 η 的选取不同,对于同一图像不同采样率下最优阈值参数 η 的选取也不同。图1(a,b)分别为Peppers和Barbara图像在采样率SR=0.3,0.4,0.5时随阈值参数 η 变化的图像重构质量曲线,算法固定迭代次数为500次,以保证所得结果均为稳定值。从图1发现,图像重构质量随阈值参数 η 的增大呈现先增后减的趋势,且在某点具有最优重构阈值参数 η ;比较图1(a,b)两幅图像不同采样率下的最优重构阈值参数发现,纹理复杂的Barbara图像比纹理简单的peppers图像的阈值参数 η 要小,且随采样率的增大最优阈值参数不断减小。对于简单的Peppers图像,在采样率SR=0.3下阈值参数对重构质量影响在1dB左右,而对复杂的Barbara图像的影响在2~3dB,因而相较于简单图像,阈值参数 η 对复杂图像重构质量的影响更大。综合上述分析,对于纹理信息越复杂的图像,在重构过程中应该选用较小阈值,这样可以保留更多的图像细节信息;对于不同采样率下图像的重构,采样率越高,信号噪声越小,因此减小阈值以保留信号中更多的有效信息。此过程可以通过自适应调整双变量收缩阈值参数 η 达到相应的目的。另外,在仿真实验中还发现,图像经过小波分解后的最高对角频率(HH子带)的全变差系数值和图像的复杂度有较好的对应关系。图2给出了在阈值参数 $\eta=15$,采样率SR=0.3的条件下,Lena,Barbara和Peppers图像在50次迭代中最高对角频率(HH子带)全变差值的变化趋势。从仿真实验结果中可以看出,在平稳阶



(a) Peppers 图像重构质量 (b) Barbara 图像重构质量
(a) Reconstruction quality of Peppers (b) Reconstruction quality of Barbara

图1 不同采样率下重构质量随阈值的变化趋势

Fig. 1 Reconstruction quality change trend under different sampling rates with threshold

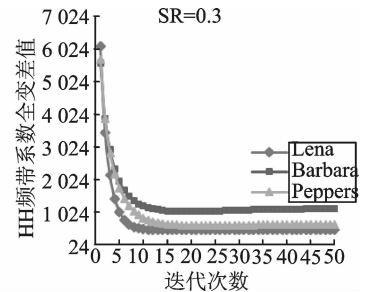


图2 迭代过程高频系数全变差值变化趋势

Fig. 2 Total variation change trend of high frequency coefficient in iterative process

段全变差值能够体现出图像的复杂程度。迭代平稳时,纹理信息复杂的 Barbara 图像的全变差值最大,纹理信息简单的 Lena 图像的全变差值最小。此外,从图 2 中还可看出在重构初始阶段信号中噪声含量较多,随着重构过程噪声不断减少,最终趋于稳定。因此本文提出了两阶段阈值计算方法,在初始迭代过程用较大阈值参数 η 快速滤除噪声,然后减小阈值参数 η 以保证图像的重构精度。

2.2 自适应 2DPG

本文在 2DPG 算法基础上提出一种自适应阈值计算公式,从而得到 A-2DPG。A-2DPG 算法中阈值计算分为:(1)去噪阶段,使用较大阈值去除信号中噪声,尽快得到低噪声重构图像。(2)平稳阶段,选取较小阈值得到高质量重构图像。在 A-2DPG 算法中,阈值参数 η 的计算公式为

$$\eta = \begin{cases} TV_1(X_{HH}) \times (1.5 - SR) & |TV_1(X_{HH})_n - TV_1(X_{HH})_{n-1}| \geq 0.2 \\ \frac{TV_1(X_{HH})}{\text{var}(X_{HH})} \times (1.5 - SR) & |TV_1(X_{HH})_n - TV_1(X_{HH})_{n-1}| < 0.2 \end{cases} \quad (9)$$

式中: $TV_1(X_{HH}) = \frac{TV(X_{HH})}{\sqrt{n_1 \times n_2}}$; X_{HH} 为信号在小波分解域上第 1 级分解后的对角高频子带系数; n_1 和 n_2

分别为 X_{HH} 子带的行数和列数;SR 为信号的采样率; $\text{var}(X_{HH})$ 为 X_{HH} 子块上的方差; $TV(X_{HH})$ 为 X_{HH} 子块的全变差值; $TV_1(X_{HH})_n$ 为第 n 次迭代中 $TV_1(X_{HH})$ 的值。本文提出的 A-2DPG 算法,延续了 2DPG 算法的基本框架,但是对其双变量收缩过程的阈值部分做了一定的改进:不再固定阈值参数 η ,而是根据图像的纹理信息和采样率运用式(9)自适应生成阈值参数 η 。

3 仿真结果与分析

3.1 仿真条件

本实验用 4 副 512×512 具有不同复杂程度的标准灰度图像作为测试图像,实验图像如图 3 所示,分别为人物图像 Lena 和 Barbara,动物图像 Baboon,植物图像 Peppers。其中 Barbara 和 Baboon 图像的纹理信息比 Lena 和 Peppers 要丰富。本实验给出的对比算法有:原 2DPG 算法^[16],基于 DDWT 的分块压缩感知平滑 landweber 摄影重构算法(Block-based CS sampling and smoothed-projected landweber reconstruction algorithm based dual-tree discrete wavelet transform, BCS-SPL-DDWT)^[9]算法以及 GPSR^[6]算法。观测矩阵采用随机高斯矩阵,除 GPSR 算法以外其他算法都采用双树复小波基作为稀疏基。在双变量收缩中,使用正负系数共同重构信号,在参数的设置上,2DPG 算法和 A-2DPG 算法迭代停止条件与 BCS-SPL-DDWT 算法的迭代停止条件一致,即

$$|D^{(i+1)} - D^i| < \epsilon_0 \quad (10)$$

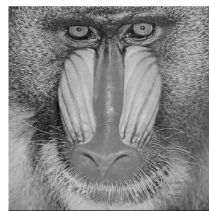
式中: $D^i = \|\hat{X}_n - \hat{X}_{n-1}\|_2 / \sqrt{N_1 \times N_2}$; N_1, N_2 分别为图像的行数与列数。在仿真实验中,2DPG 算法中



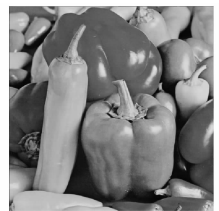
(a) Lena 图像
(a) Image of Lena



(b) Barbara 图像
(b) Image of Barbara



(c) Baboon 图像
(c) Image of Baboon



(d) Peppers 图像
(d) Image of Peppers

图 3 标准测试图像

Fig. 3 Standard test image

参数和文献[16]相同,即 ϵ_0 取 10^{-5} ,算法最大迭代次数为 200 次, λ 设置为 0.8, η 设置为 15。在 A-2DPG 算法中除阈值外,其余参数设置也同文献[16];GPSR 和 BCS-SPL-DDWT 算法中的分块大小设置为 16×16 ;平滑 landweber 投影(Smoothed projected landweber, SPL)算法中的最大迭代次数设定 200 次。结果均为每个算法独立运行 5 次后的平均值。实验在 MATLAB2014a 环境下完成,计算机的 CPU 为 Intel core i5 2.80GHz,内存大小为 4 GB。

3.2 仿真结果

用 3.1 节的 4 幅图像及 4 种 CS 重构算法,对比验证本文提出的 A-2DPG 算法的整体性能。图 4 展示了 Lena, Baboon, Barbara, Peppers 4 幅图像在采样率分别为 0.3, 0.4, 0.5 和 0.6 时 4 种算法的重构质量曲线图。由于采样率变化范围较大,实验还验证了各算法的鲁棒性。由图 4 可以看出,相比于其他几种重构算法,本文提出的 A-2DPG 算法获得了最好的重构质量。和原 2DPG 算法相比,图像的重构质量也有明显的提升。对于纹理复杂的图像,性能改善尤其显著,图 4(a)中采样率为 0.3 时 A-2DPG 比 2DPG 算法性能要好 2.5 dB 左右。对于纹理简单的图像,2DPG 和 A-2DPG 算法的重构质量在低采样率时相差不大,但是随着采样率不断提升,A-2DPG 算法相比于 2DPG 算法性能提升逐渐明显。由图 4(c)和图 4(d)的数据看出,在采样率 $SR=0.3$ 时重构质量基本相同,但在采样率 $SR=0.6$ 时 A-2DPG 比 2DPG 算法重构质量好 0.3~0.5 dB。其主要原因是 2DPG 算法的阈值参数 η 随采样率的增大而偏离最优重构阈值参数 η ,从而导致两个算法重构质量差异逐渐明显。表 1 给出了 4 种算法在采样率为 0.3, 0.5 时各自重构图像的 PSNR 值。对比表 1 中 4 种算法重构质量可以看出,相比于 2DPG 算法,A-2DPG 算法在两种采样率下 PSNR 值都有所提高,对于纹理信息复杂的图像,改善性能更加显著。在采样率 $SR=0.5$ 时,对于 Barbara 图像,A-2DPG 算法比 2DPG 算法的 PSNR 值提高了 2.8 dB, Baboon 图像 PSNR 值也提高了 1.2 dB,但是对于纹理简单的 Lena 和 Peppers 图像,PSNR 最多只提高了 0.4 dB。图 5 是 Barbara 图像在采样率 $SR=0.5$ 时,各算法重构视觉效果的对比如。A-2DPG 算法相比于 2DPG 算

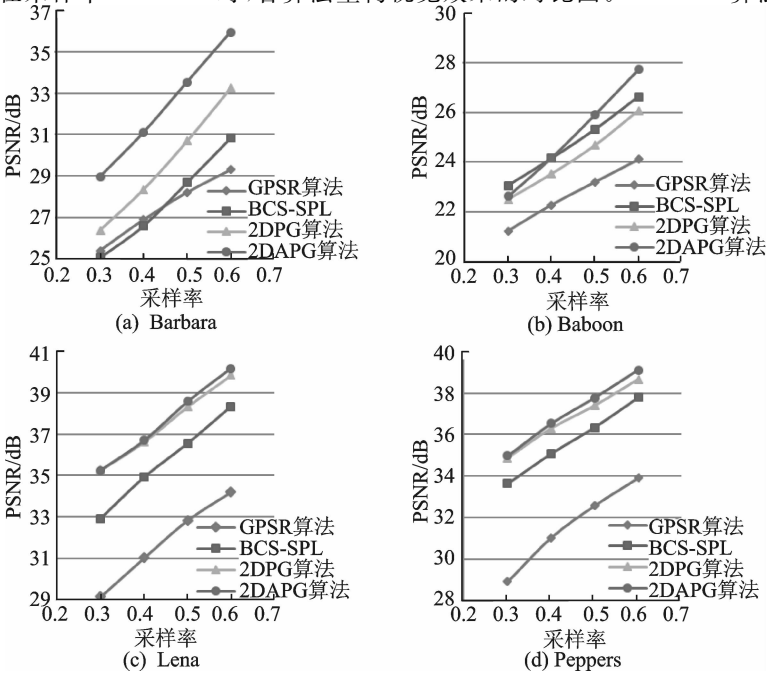


图 4 不同算法重构质量比较

Fig. 4 Comparison of reconstruction quality by different algorithms

表 1 不同算法重构质量对比

Tab. 1 Comparison of reconstruction quality between different algorithms

图像	重构算法	采样率 SR=0.3	采样率 SR=0.5
Barbara 图像	GPSR 算法	25.405 7	28.214 5
	BCS-SPL-DDWT 算法	25.072 9	28.696 8
	2DPG 算法	26.380 1	30.693 8
	A-2DPG 算法	28.964 3	33.537 8
Baboon 图像	GPSR 算法	21.222 2	23.200 9
	BCS-SPL-DDWT 算法	23.056 5	25.311 6
	2DPG 算法	22.493 0	24.663 0
	A-2DPG 算法	22.620 5	25.906 7
Lena 图像	GPSR 算法	29.161 0	32.844 6
	BCS-SPL-DDWT 算法	32.928 3	36.542 8
	2DPG 算法	35.285 6	38.329 1
	A-2DPG 算法	35.264 0	38.576 9
Peppers 图像	GPSR 算法	28.901 6	32.586 6
	BCS-SPL-DDWT 算法	33.638 4	36.356 9
	2DPG 算法	34.882 0	37.400
	A-2DPG 算法	34.982 6	37.780 8



(a) A-2DPG算法图像重构质量(PSNR=33.558 4 dB)
(a) Construction quality of A-2DPG (PSNR=33.558 4 dB)



(b) 2DPG算法图像重构质量(PSNR=30.896 3 dB)
(b) Construction quality of 2DPG(PSNR=30.896 3 dB)



(c) BCS-SPL算法重构质量(PSNR=28.593 2 dB)
(c) Construction quality of BCS-SPL(PSNR=28.593 2 dB)



(d) GPSR算法重构质量(PSNR=28.138 2 dB)
(d) Construction quality of GPSR(PSNR=28.138 2 dB)

图 5 Barbara 图像重构质量对比(采样率为 0.5)

Fig. 5 Comparison of reconstruction quality for Barbara (sampling rate 0.5)

法纹理更清晰,BCS-SPL 算法对 Barbara 中纹理简单的图像块重构质量尚佳,但是对腿脚纹理较复杂部分的重构却存在很多毛刺,而 GPSR 算法重构的图像在视觉上比较模糊。因此无论从重构的 PSNR 值还是重构图像的视觉效果,A-2DPG 算法都要优于其他 3 种算法。A-2DPG 算法利用阈值参数 η 的自适应变化策略使图像具有更好的重构质量。

4 结束语

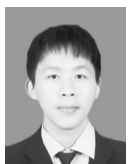
二维观测是一种新的图像压缩感知观测模型,相较于一维观测,二维观测可以很好地保留二维图像的整体结构信息。基于图像的不同纹理复杂度,本文在二维观测模型框架下提出了阈值自适应变化的 A-2DPG。在重构过程中,首先使用较大阈值去除信号中噪声,尽快得到低噪声重构图像;然后选取较小阈值精细化重构,得到高质量的重构图像。仿真结果表明,A-2DPG 算法比其他 3 种算法在重构质量上均有所提升,且随着采样率的增大,重构质量的提升更加明显。然而二维观测现今仍处于初步研究阶

段,尽管 A-2DPG 算法相比于其他重构算法在重构质量上有所提高,但仍存在有待深入研究之处,如梯度下降过程中迭代步长对算法的影响等。此外,本文并未对压缩感知中观测矩阵的构造、稀疏字典的选取两个重要问题作更多讨论,然而它们也是决定最终重构质量的关键因素,需要进一步研究。

参考文献:

- [1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006,52(4):1289-1306.
- [2] Zhang J, Zhao D, Gao W. Group-based sparse representation for image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(8): 3336-3351.
- [3] Li R, Liu H, He W, et al. Space-time quantization and motion-aligned reconstruction for block-based compressive video sensing[J]. THS, 2016, 10(1): 321-340.
- [4] 孙林慧, 杨震. 语音压缩感知研究进展与展望[J]. 数据采集与处理, 2015,30(2):275-288.
Sun Linhui, Yang Zhen. Compressed speech sensing for research progress and prospect[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(2): 275-288.
- [5] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1998,20(1):33-61.
- [6] Figueiredo M A R A, Nowak R D, Wright S J. Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007,1(4):586-597.
- [7] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. Information Theory, IEEE Transactions on, 2007,53(12):4655-4666.
- [8] 冯俊杰, 张弓, 文方青. 基于 SL0 范数的改进稀疏信号重构算法[J]. 数据采集与处理, 2016,31(1):178-183.
Feng Junjie, Zhang Gong, Wen Fangqing. Improved sparse signal reconstruction algorithm based on SL0 norm[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2016,31(1): 178-183.
- [9] Mun S, Fowler J E. Block compressed sensing of images using directional transforms[C]// IEEE International Conference on Image Processing. 2009:3021-3024.
- [10] Gan L. Block compressed sensing of natural images[C]//Proceedings of the International Conference on Digital Signal Processing. Cardiff, UK: IEEE, 2007: 403-406.
- [11] Ghaffari A, Babaie-Zadeh M, Jutten C. Sparse decomposition of two dimensional signals[C]// Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. [S.l.]:IEEE, 2009:3157-3160.
- [12] Eftekhari A, Babaie-Zadeh M, Moghaddam H A. Two-dimensional random projection[J]. Signal Processing, 2011,91(7): 1589-1603.
- [13] Jihong L, Shaokun X, Xunzhang G, et al. Compressive radar imaging methods based on fast smoothed L0 algorithm[J]. Procedia Engineering, 2012,29:2209-2213.
- [14] Fang Y, Wu J, Huang B. 2D sparse signal recovery via 2D orthogonal matching pursuit[J]. Science China Information Sciences, 2012,55(4):889-897.
- [15] 田文彪, 芮国胜, 张海波, 等. 一种面向二维观测模型的压缩感知重构算法[J]. 宇航学报, 2014,35(9):1072-1077.
Tian Wenbiao, Rui Guosheng, Zhang Haibo, et al. A compressive sensing reconstruction algorithm based on two-dimensional observation model [J]. Journal of Aerospace, 2014,35(9):1072-1077.
- [16] Chen G, Li D, Zhang J. Iterative gradient projection algorithm for two-dimensional compressive sensing sparse image reconstruction[J]. Signal Processing, 2014,104:15-26.
- [17] Sendur L, Selesnick I W. Bivariate shrinkage with local variance estimation[J]. Signal Processing Letters, IEEE, 2002,9(12):438-441.
- [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] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992,60(1):259-268.

作者简介:



万成宏(1991-),男,硕士研究生,研究方向:图像压缩感知, E-mail: 1126258999@qq.com.



杨春玲(1970-),女,教授,博士生导师,研究方向:图像/视频压缩。



和志杰(1990-),男,硕士研究生,研究方向:视频压缩感知。

