

加权结构组稀疏表示的图像压缩感知重构

李佳¹, 高志荣², 熊承义¹, 周城¹

(1. 中南民族大学电子信息工程学院智能无线通信湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430074;

2. 中南民族大学计算机科学学院, 湖北 武汉 430074)

摘 要: 利用图像的非局部相似性先验以提升图像恢复质量已得到广泛关注。为了更有效地提升压缩感知 (CS) 图像的重构质量, 提出了一种基于加权结构组稀疏表示 (WSGSR) 的图像压缩感知重构方法。采用非局部相似图像块结构组加权稀疏表示的 ℓ_1 范数作为正则化项约束优化重构, 实现在更好地恢复图像高频细节信息的同时有效减少对图像低频成分的损失, 图像重构质量得到明显改善。推导出一种加权软阈值收缩方法, 实现对模型的优化求解, 对幅值较大的重要系数采用较小的阈值收缩处理, 对幅值较小的非重要系数采用相对较大的阈值收缩处理。实验结果比较验证了所提方法的有效性。

关键词: 压缩感知; 图像重构; 加权结构组稀疏表示; 加权软阈值收缩

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

Image compressive sensing recovery based on weighted structure group sparse representation

LI Jia¹, GAO Zhi-rong², XIONG Cheng-yi¹, ZHOU Cheng¹

(1. Hubei Key Lab of Intelligent Wireless Communication, College of Electronic and Information Engineering,

South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China;

2. College of Computer Science, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)

Abstract: Non-local similarity prior has been widely paid attention to efficiently improve image recovery quality. To further improve the recovered image quality for compressive sensing (CS), an image compressive sensing recovery method based on reweighted structure group sparse representation (WSGSR) was proposed. ℓ_1 -norm of WSGSR of image non-local similar patch group was used as a regularization term to optimize reconstruction, which achieved well reserving image high-frequency detail with less loss of image low-frequency component, and thus considerably improve the reconstructed image quality. A reweighted soft thresholding shrinkage method was deduced to achieve optimization solution, in which the significant coefficient with large magnitude value was shrunk by a small threshold, while the non-significant coefficient with small magnitude value was shrunk by a relative large threshold. Experimental results comparison demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: compressive sensing, image reconstruction, weighted structure group sparse representation, weighted soft thresholding shrinkage

1 引言

2006 年, Donoho 等^[1,2]提出了压缩感知理论, 突破了传统奈奎斯特采样定理的约束, 可实现对稀疏

信号的降维采样, 从而实现信号采样与压缩的同时完成; 利用降维采样得到的观测值, 可通过优化求解准确重构原信号。压缩感知理论自提出以来, 已在信号获取、信号处理、通信、识别分类等领域应

收稿日期: 2016-06-20; 修回日期: 2016-10-26

通信作者: 高志荣, gaozhirong@mail.scuec.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61471400)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61471400)

用得到了广泛的关注^[3,4]。

基于压缩感知理论, 对于信号 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$, 如果它在某个域具有稀疏性, 即信号本身或者在变换 Ψ 对应的变换域是稀疏的, 则可以利用随机观测矩阵 Φ 将其投影到低维空间上, 得到降维采样的测量值 $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \in \mathbb{R}^M (M \ll N)$ 。

由于测量值维数小于信号的原始维数, 由测量值重构原信号将会产生无穷多解, 其为病态问题。然而, 压缩感知理论证明了, 当观测矩阵 Φ 或感知测量矩阵 $\mathbf{A} = \Phi \Psi$ 符合限制等距性质^[5]时, 信号 \mathbf{x} 的准确重构可通过求解式(1)得到。

$$\min_{\mathbf{x}} \|\Psi^{-1} \mathbf{x}\|_0, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (1)$$

其中, $\|\cdot\|_0$ 表示 l_0 范数, 即计算不为 0 元素的个数。由于求解 l_0 范数最小化为组合优化问题, 因此, 直接求解式(1)是 NP 难的问题, 并且在有噪声时稳定性较差。为此, 式(1)中的 l_0 范数通常松弛为 l_1 范数对应的凸优化求解问题如下

$$\min_{\mathbf{x}} \|\Psi^{-1} \mathbf{x}\|_1, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (2)$$

在选取合适正则化参数 λ 时, 上述的约束优化问题可进一步等价表示为式(3)对应的无约束优化求解问题

$$\mathbf{x} = \arg \min_{\mathbf{x}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\Psi^{-1} \mathbf{x}\|_1 \quad (3)$$

对于自然信号, 寻找合适的变换 Ψ , 使信号在该变换域具有更好的稀疏性, 对于提升压缩感知重构性能十分关键。

在图像压缩感知重构研究中, 尽管基于传统稀疏变换(如离散余弦变换、离散小波变换等)或学习字典的重构方法已经取得了较大的成功^[6-10], 但是研究者们仍然在不断探求图像信号潜在的更有效的稀疏表示, 以期在低采样率下得到更好的重构图像质量。

人们很早就注意到, 自然图像信号存在大量的相似结构信息, 即存在相似图像块的像素值及结构基本相同。这种结构相似普遍存在于图像的平滑区域、纹理区域和边缘区域。自然图像信号存在的这种结构相似也称为图像的非局部相似性。近年来, 将图像存在的这种非局部相似先验用于图像复原得到了广泛关注, 并在图像去噪^[11]、图像超分辨率重建^[12]、图像压缩感知重建^[13-15]等领域均取得了较大成功。在文献[13]中, Zhang 等提出了一种结合图像梯度先验和非局部协同滤波的 CS 重构方法,

利用非局部相似图像块组成的三维矩阵具有的稀疏性协同约束 CS 重构, 有效增强了重构图像质量; 但是由于采用了固定基稀疏变换, 不能自适应不同图像块组具有的统计特性。在文献[14]中, Zhang 等进一步提出了一种基于结构组稀疏表示(SGSR)的 CS 重构方法, 通过将相似图像块组成二维数据矩阵, 并利用该二维数据矩阵的自适应稀疏表示的 l_0 范数约束优化 CS 重构, 重构图像质量得到进一步提升。类似地, 沈燕飞等^[15]提出的一种基于图像相似块组秩极小化的 CS 重构方法, 利用相似图像块组成的二维数据矩阵具有的非局部低秩特性(NLR)约束 CS 重构, 也得到了较好的重构效果。

基于结构组稀疏表示 l_0 范数约束优化的 CS 重构方法^[14]与基于秩极小化约束优化的 CS 重构方法^[15]分别采用了奇异值硬阈值收缩和奇异值软阈值收缩实现。奇异值硬阈值收缩处理实际上认为, 幅度较大的主分量系数代表的是有用成分, 因此应予完全保留; 而幅度小的非主分量系数代表的是噪声成分, 因此应予完全剔除。不同于奇异值硬阈值收缩处理, 奇异值软阈值收缩处理虽然同样完全剔除小于阈值的小系数, 但是对于大于该阈值的系数却实行减去相应阈值后予以保留的策略。由此可见, 文献[14]采用的奇异值硬阈值收缩没有考虑到大系数对应的信号成分中可能存在无用信息, 因此, 不能予以有效剔除; 而文献[15]基于固定阈值的软阈值收缩处理又没有考虑到干扰信号在不同频率分布的差异性, 因此, 可能导致对低频有用信号造成不应有的过度滤除。

为了有效提升 CS 图像重构的质量, 提出了一种加权结构组稀疏表示规则化的 CS 图像重构方法, 并提出一种基于加权软阈值滤波处理的求解方法。大量实验结果验证了本文方法的有效性。

2 相关工作

传统基于图像块的稀疏表示, 是将划分的不同图像块分别进行稀疏表示, 如传统图像编码中采用的分块离散余弦变换(DCT)。近年来, 图像的结构稀疏性或组稀疏性已被广泛应用于图像处理领域。不同于传统基于图像块的稀疏表示, 结构稀疏或组稀疏表示^[14]旨在利用自然图像具有的非局部相似性, 以相似图像块组为单元, 寻找每一个相似图像块组的稀疏表示用于图像处理的目的。

虽然自然图像通常具有丰富的自重复性，但是为了有效降低实现的复杂度，通常采用下面方法来构造图像的结构相似块组。首先，将维数为 $\sqrt{N} \times \sqrt{N}$ 的整幅图像 \mathbf{x} 划分为 n 个大小为 $\sqrt{B} \times \sqrt{B}$ 的重叠图像块 $\mathbf{x}_k, k=1, 2, \dots, n$ ；然后，对应每个图像块 \mathbf{x}_k ，在其给定的 $W \times W$ 邻域窗内，基于欧式距离度量找到与之最相似的 $c-1$ 个图像块；最后，将 c 个相似图像块矢量化后形成二维数据矩阵 $\mathbf{G}_{x_k} = [\mathbf{x}_{k1}, \mathbf{x}_{k2}, \dots, \mathbf{x}_{kc}]$ 表示为图像结构相似块组。

为了得到对每一个图像结构相似块组的最佳稀疏表示，需要找到自适应于每一个结构相似图像块组 \mathbf{G}_{x_k} 的最佳稀疏字典 \mathbf{D}_k 。在给定稀疏字典 \mathbf{D}_k 时，图像结构相似块组可稀疏表示为 $\mathbf{a}_k = \mathbf{D}_k^{-1} \mathbf{G}_{x_k}$ ，这种表示在文献[14]中称为结构组稀疏表示， \mathbf{a}_k 称为结构组稀疏表示系数。于是，利用基于结构组的稀疏表示作为约束项，文献[12]提出基于求解结构组稀疏表示的 ℓ_0 范数最小的 CS 重构模型如式(4)所示。

$$\min_x \sum_{k=1}^n \|\mathbf{a}_k\|_0, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (4)$$

通过引入规则化参数 λ ，式(4)表示的约束优化问题可等价转化为式(5)表示的无约束优化问题。

$$\min_x \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \sum_{k=1}^n \|\mathbf{a}_k\|_0 \quad (5)$$

为了得到式(5)的数值解，Zhang 等^[14]提出了采用迭代收缩阈值(IST)^[16]的算法，通过 2 步迭代来完成求解。

3 加权结构组稀疏表示的 CS 重构

为了更好地恢复图像的细节信息，以及减少对图像有用成分的损失，本文提出了一种基于加权结构组稀疏表示的 CS 重构方法。该方法利用了加权结构组稀疏表示的 ℓ_1 范数作为规则化项约束 CS 的优化重构，其中加权系数自适应于图像结构块组。提出了一种基于加权软阈值滤波处理的求解方法。

基于上述思想，提出改进的基于加权结构组稀疏表示的 CS 重构模型如式(6)所示。

$$\min_x \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \sum_{k=1}^n \|\mathbf{w}_k \cdot \mathbf{a}_k\|_1 \quad (6)$$

其中， \mathbf{a}_k 为第 k 图像块组 \mathbf{G}_{x_k} 的结构稀疏表示系数， \mathbf{w}_k 为引入的加权系数矢量， $\mathbf{w}_k \cdot \mathbf{a}_k$ 表示为对应元素间点乘。确定 \mathbf{w}_k 的主要策略是对较大的稀疏表示系数乘以较小的权值，而对较小的稀疏表示系数乘以较大的权值，由此减少较大稀疏表示系数在成本函数中的影响，而提升较小系数在成本函数中的影响。加权矢量 \mathbf{w}_k 的具体定义将在后面进一步给出。

在同样采用文献[14]迭代收缩阈值求解框架下（若采用 ADMM^[17]或 SBI^[18]算法求解可获得更稳定的解），式(6)可进一步通过以下 2 步迭代完成。

$$\mathbf{r}^{(j)} = \mathbf{x}^{(j)} - \rho \Phi^T (\Phi \mathbf{x}^{(j)} - \mathbf{y}) \quad (7)$$

$$\mathbf{x}^{(j+1)} = \operatorname{argmin}_x \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{r}^{(j)}\|_2^2 + \lambda \sum_{k=1}^n \|\mathbf{w}_k \cdot \mathbf{a}_k\|_1 \quad (8)$$

其中， ρ 为步长因子，上标 j 表示迭代次数， $\mathbf{x}^{(0)}$ 为重构图像 \mathbf{x} 的初始估计值， $\mathbf{r}^{(j)}$ 为 j 步迭代运算后 \mathbf{x} 的近似值， $\mathbf{x} - \mathbf{r}^{(j)}$ 为第 j 步迭代运算后 \mathbf{x} 与其近似值 $\mathbf{r}^{(j)}$ 间的误差。

通过采用 IST 算法^[16]，式(6)表示的最小化问题转化为式(7)和式(8)这 2 步迭代完成。

由于可以认为误差图像的像素值服从独立同分布，因此，根据大数定理，在图像维数足够高的条件下，有式(9)成立。

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{r}\|_2^2 = \frac{N}{K} \sum_{k=1}^n \|\mathbf{G}_{x_k} - \mathbf{G}_{r_k}\|_2^2 \quad (9)$$

其中， $K = Bcn$ ；为了表示的简单， $\mathbf{r}^{(j)}$ 在后文中略去上标表示为 \mathbf{r} ， \mathbf{G}_{r_k} 表示其对应的第 k 图像块组。

于是，式(8)表示的最小化问题的求解可进一步转化为式(10)表示的问题。

$$\mathbf{G}_{x_k} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{G}_{r_k}} \frac{1}{2} \|\mathbf{G}_{x_k} - \mathbf{G}_{r_k}\|_2^2 + \tau \|\mathbf{w}_k \cdot \mathbf{a}_k\|_1 \quad (10)$$

其中， $\tau = \frac{\lambda K}{N}$ 。

在选取稀疏字典 \mathbf{D}_k 为正交变换矩阵时，根据正交变换具有的能量不变性质，则有 $\|\mathbf{G}_{r_k}\|_2^2 = \|\mathbf{D}_k \cdot \hat{\mathbf{a}}_k\|_2^2 = \|\hat{\mathbf{a}}_k\|_2^2$ ， $\|\mathbf{G}_{x_k}\|_2^2 = \|\mathbf{D}_k \cdot \mathbf{a}_k\|_2^2 = \|\mathbf{a}_k\|_2^2$ ，及 $\|\mathbf{G}_{x_k} - \mathbf{G}_{r_k}\|_2^2 = \|\mathbf{a}_k - \hat{\mathbf{a}}_k\|_2^2$ 。于是，式(9)可进一步重写为等价形式为

$$\mathbf{a}_k = \operatorname{argmin}_{\hat{\mathbf{a}}_k} \frac{1}{2} \|\mathbf{a}_k - \hat{\mathbf{a}}_k\|_2^2 + \tau \|\mathbf{w}_k \cdot \mathbf{a}_k\|_1 \quad (11)$$

基于上面所说的定义加权系数 \mathbf{w}_k 的原则：对于

大的组稀疏表示系数乘以小的权值, 而对于小的组稀疏表示系数乘以大的权值, 这里设计权系数 w_k 取 $\hat{\alpha}_k$ 的倒数, 即有

$$w_k = \frac{1}{\hat{\alpha}_k + \varepsilon} \quad (12)$$

其中, ε 是为避免计算溢出引入的微小量。

由于 $\hat{\alpha}_k$ 与 α_k 近似相等, 这样设计权值的结果实际是由 $\|w_k \cdot \alpha_k\|_1$ 得到的值也近似等于 α_k 中非 0 元素的个数, 因此, $\|w_k \cdot \alpha_k\|_1$ 等价于 $\|\alpha_k\|_0$ 。因为 w_k 与 $\hat{\alpha}_k$ 同号, 因此, $\|w_k \cdot \alpha_k\|_1 = w_k \cdot \alpha_k$ 成立。于是, 式(11)可进一步变换为

$$\hat{\alpha}_k = \arg \min_{\alpha_k} \frac{1}{2} \|\alpha_k - \hat{\alpha}_k\|_2^2 + \tau w_k \cdot \alpha_k \quad (13)$$

式(12)是简单二次函数求极值的问题, 因此, 可以通过令其导数等于 0 而直接得到解的闭合形式为

$$\alpha_k = \hat{\alpha}_k - \tau w_k \quad (14)$$

根据上面的介绍, 最后给出基于加权结构组稀疏表示 CS 重构方法的完整描述如下。

输入 测量值 y , 测量矩阵 Φ , 规则化参数 λ , 最大迭代次数 J_{\max} ;

初始化: $j=0$, 输出图像 x 的初始估计 $x^{(0)}$;

循环:

1) 由式(7)更新重构图像的估计值 r ;

2) 在新的图像估计 r 中搜索相似图像块构造结构组 G_{r_k} ;

3) 对 G_{r_k} 进行正交变换得到变换系数 $\hat{\alpha}_k$;

4) 由式(14)对 $\hat{\alpha}_k$ 进行阈值处理得到 α_k ;

5) 对 α_k 进行逆正交变换得到 G_{x_k} ;

6) 由 G_{x_k} 采用像素加权平均更新重构图像 x ;

7) $j = j + 1$;

8) 如果 $j = J_{\max}$, 循环结束, 否则返回;

输出 最后重构的图像 x 。

4 实验与结果分析

为了验证本文方法(WSGSR)的有效性, 本节给出了采用本文方法与多假设(MH^[19])方法、同类的协同稀疏表示(RCoS^[13])方法、结构组稀疏表示(SGSR^[14])方法和秩极小化(RM^[15])方法进行压缩感知重构的仿真实验结果比较。选取常用的 6 幅自然图像(House、Barbara、Leaves、Monarch、

Parrots 和 Vessels, 其中, Vessels 大小是 96×96 , 其余 5 幅的大小都是 256×256) 作为测试图像, 采用峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)作为评估重构图像质量的指标。

在实验中, 采用了基于分块的图像压缩感知^[20]技术以降低计算复杂度, 图像分块大小选取为 32×32 ; 压缩感知测量矩阵采用的是随机投影矩阵; 在图像块组的提取中, 设置图像块的大小为 8×8 , 图像块与块重叠的间隔为 4, 结构相似图像块组的规模设定为 60, 搜索相似块的窗口大小为 40×40 ; 在不同测量率条件下, 调整规则化参数 λ 以得到较好结果。本文方法实验中采用的正交变换采用了与文献[14]相同的基原子, 即利用迭代估计的相似图像块组的奇异值分解得到对应每个结构组的自适应变换基。所有实验都是在 Matlab R2008a 平台上进行, 硬件条件为英特尔双核 CPU、频率 3 GHz、内存 1.99 GB。

本文设定测量率(定义为测量维数与原始图像维数的比率)分别为 0.1、0.2、0.3 和 0.4 时进行仿真实验, 不同重构算法的图像恢复质量的比较结果如表 1 示。根据表 1 中实验结果可见, 本文方法对不同图像在不同测量率下均取得了更好的重构质量。比较同类方法中性能最好的基于结构组稀疏表示的方法^[14], 其重构图像质量均有较大幅度改进, PSNR 的增益平均达到 0.7~1.37 dB。图 1~图 4 给出了部分重构图像的视觉质量效果比较, 其中, 图 3 和图 4 同时给出了重构图像的局部放大结果比较。根据图 1~图 4 的重构图像比较结果可以发现, 本文方法得到的重构图像的视觉质量也有明显改进, 能得到更清晰的纹理和边缘信息。

5 结束语

利用图像的非局部相似性先验, 提出了一种基于加权结构组稀疏表示的图像压缩感知重构方法。用加权的组稀疏表示系数的 l_1 范数作为规则化项约束 CS 的优化重构, 重构图像质量对比同类方法得到了明显的提升。究其原因, 采用加权软阈值收缩能够在去除噪声干扰的同时, 更好折中保留有用的高频细节信息, 并且减少对图像质量有重要影响的图像低频成分的损失。本文存在的主要不足在于, 本文实验中的规则化参数 λ 的设定采用实验的方法得到, 还不能很好地自适应于图像的特性。在后续的研究中将进一步寻找一种自适应于图像统计特性的规则化参数设定方法, 以更好地提升重构图像质量。

表 1 不同测量率下重构图像的 PSNR/SSIM 比较

测试图像	测量率	PSNR(dB)/SSIM				
		MH	RCoS	SGSR	RM	WSGSR
House	0.1	30.44/0.831 7	31.69/0.850 4	33.29/0.869 3	31.30/0.853 6	33.94/0.886 1
	0.2	33.89/0.884 9	35.15/0.893 6	35.95/0.904 7	35.04/0.909 9	36.89/0.925 7
	0.3	35.83/0.911 0	36.85/0.918 3	37.72/0.930 5	37.29/0.938 7	39.05/0.950 3
	0.4	37.03/0.940 2	38.30/0.940 9	39.43/0.952 7	39.08/0.956 8	41.23/0.968 4
Barbara	0.1	26.70/0.815 5	23.52/0.660 9	29.09/0.878 6	27.40/0.839 6	29.31/0.880 7
	0.2	31.23/0.912 7	27.20/0.825 6	33.63/0.942 1	31.86/0.925 3	34.05/0.948 3
	0.3	33.52/0.941 2	30.60/0.913 7	35.98/0.962 0	34.49/0.954 1	36.71/0.968 5
	0.4	34.62/0.953 2	33.05/0.948 9	37.77/0.973 1	35.93/0.966 3	39.21/0.980 2
Leaves	0.1	20.48/0.732 0	20.93/0.773 5	22.50/0.856 4	21.96/0.812 4	24.35/0.880 8
	0.2	24.81/0.852 7	27.31/0.932 5	29.38/0.951 7	26.61/0.915 5	30.12/0.957 5
	0.3	27.68/0.903 8	30.81/0.965 0	33.20/0.973 6	29.63/0.950 6	33.94/0.978 6
	0.4	29.85/0.931 7	33.73/0.980 5	36.10/0.983 5	32.40/0.970 2	37.57/0.989 9
Monarch	0.1	23.44/0.774 9	23.95/0.794 8	24.95/0.850 0	24.48/0.822 1	26.24/0.858 5
	0.2	27.02/0.863 8	29.39/0.917 5	29.48/0.925 1	28.36/0.904 1	30.66/0.938 0
	0.3	29.50/0.904 1	32.33/0.950 8	33.26/0.955 1	30.91/0.936 0	34.11/0.963 0
	0.4	31.32/0.925 5	34.96/0.967 2	35.88/0.968 5	33.13/0.955 5	37.02/0.976 8
Parrots	0.1	25.12/0.819 1	25.47/0.830 1	26.36/0.863 0	25.79/0.842 8	27.17/0.867 6
	0.2	28.71/0.888 1	28.57/0.898 1	30.75/0.913 0	29.33/0.900 9	31.45/0.920 4
	0.3	31.80/0.924 4	31.01/0.927 1	33.73/0.936 6	32.38/0.934 1	34.28/0.945 2
	0.4	33.86/0.944 1	32.76/0.944 9	35.91/0.953 4	34.39/0.951 6	36.14/0.963 7
Vessels	0.1	20.26/0.665 2	19.87/0.680 2	22.76/0.817 5	20.95/0.725 1	23.92/0.826 8
	0.2	25.66/0.852 7	26.64/0.899 5	31.16/0.947 7	26.59/0.890 0	31.44/0.952 9
	0.3	29.85/0.921 9	31.57/0.958 4	35.10/0.973 1	31.06/0.948 0	35.90/0.978 4
	0.4	33.46/0.961 1	35.71/0.981 6	38.05/0.983 6	34.86/0.974 1	40.26/0.990 6
平均	0.1	24.41/0.773 1	24.24/0.765 0	26.50/0.855 8	25.31/0.815 9	27.49/0.866 8
	0.2	28.55/0.875 8	29.04/0.894 5	31.73/0.930 7	29.63/0.907 6	32.44/0.940 5
	0.3	31.36/0.917 7	32.20/0.938 9	34.83/0.955 2	32.63/0.943 6	35.67/0.964 0
	0.4	33.36/0.942 6	34.75/0.960 7	37.19/0.969 1	34.97/0.962 4	38.57/0.978 3

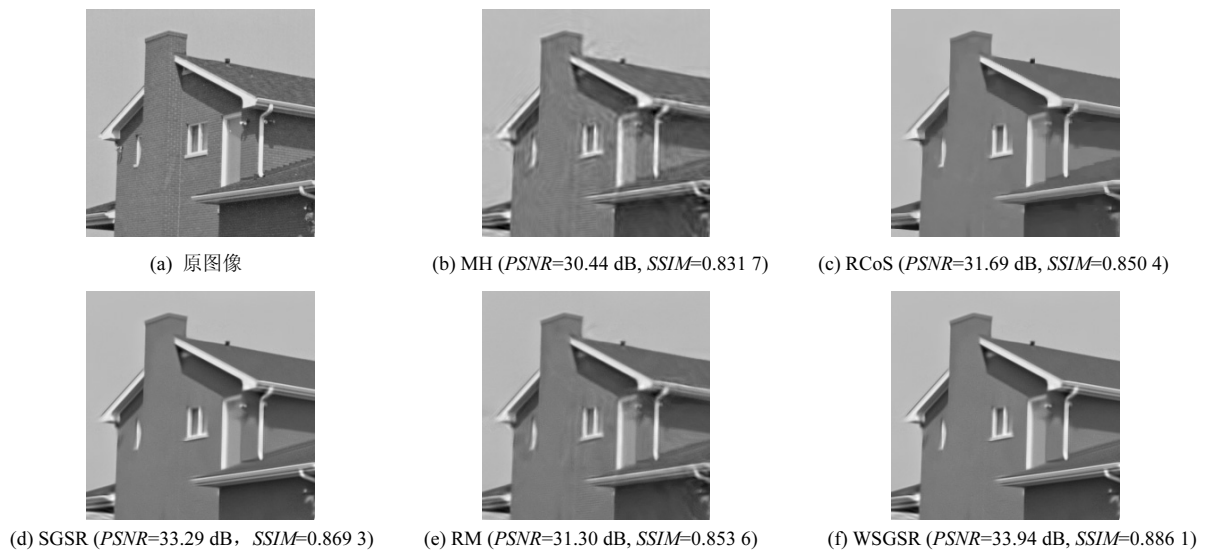


图 1 测量率为 0.1 时 House 图像的重构图像比较

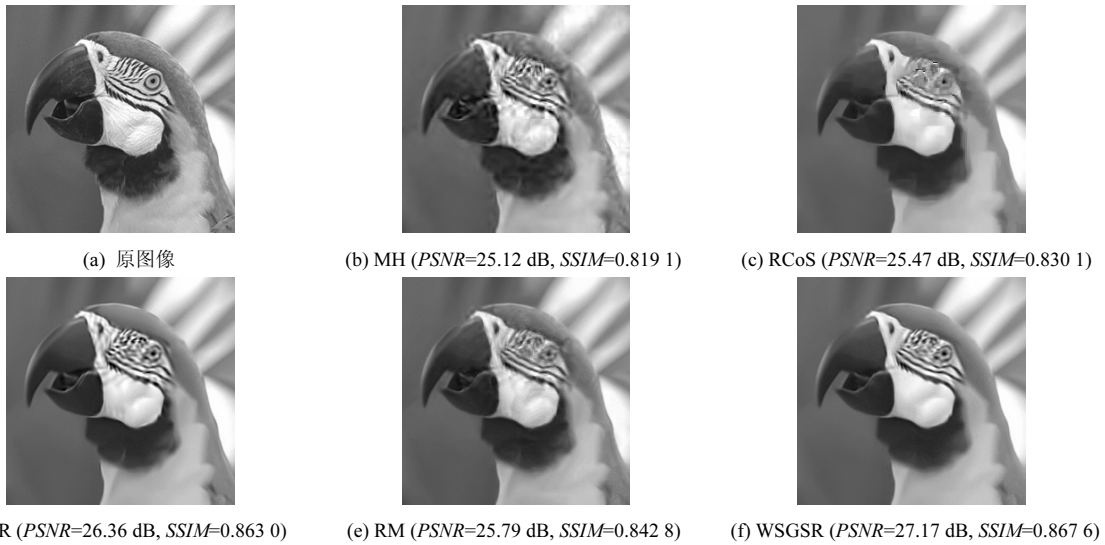


图 2 测量率为 0.1 时 Parrots 图像的重构图像比较

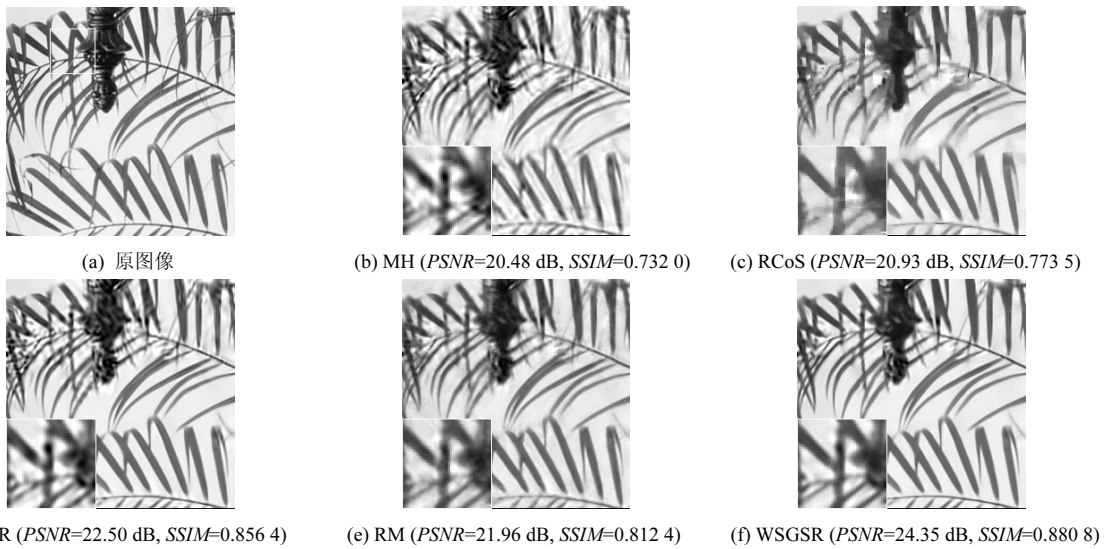


图 3 测量率为 0.1 时 Leaves 图像的重构图像局部放大比较

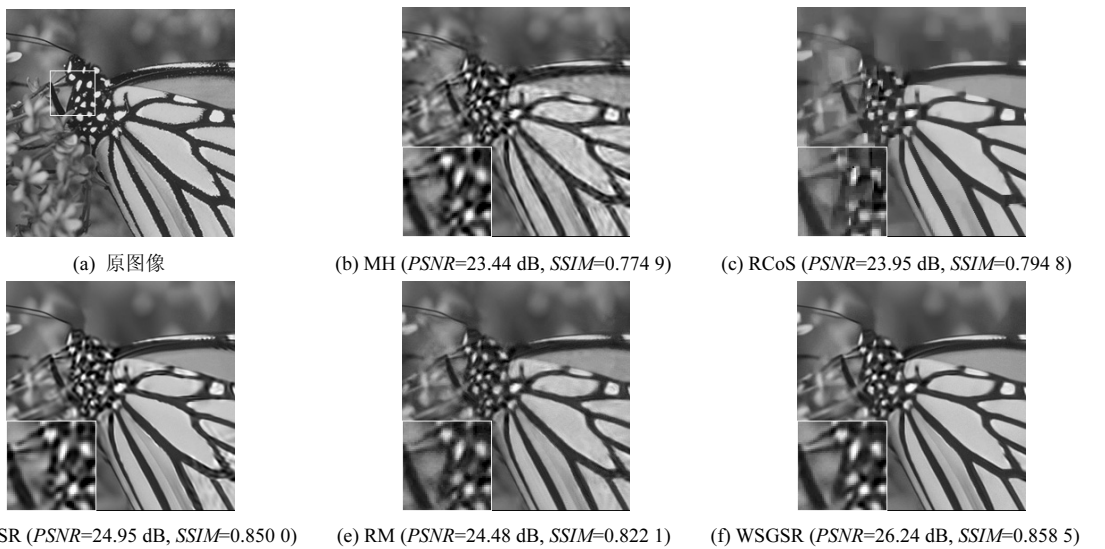


图 4 测量率为 0.1 时 Monarch 图像的重构图像局部放大比较

参考文献:

- [1] DONOHO D. Compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] BARANIUK R. Compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-120.
- [3] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳. 压缩感知回顾与展望[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1651-1662.
JIAO L C, YANG S Y, LIU F. Development and prospect of compressive sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1651-1662.
- [4] 刘磊, 张建军, 陆阳, 等. 依赖连通度的压缩感知多目标定位方法[J]. 通信学报, 2016, 37(5): 152-164.
LIU L, ZHANG J J, LU Y, et al. Multiple targets localization via compressive sensing from mere connectivity [J], Journal on Communications, 2016, 37(5): 152-164.
- [5] CANDES E. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing [J]. Comptes Rendus Mathematique, 2008, 346(9): 589-592.
- [6] MUN S, FOWLER J E. Block compressed sensing of images using directional transforms[C]//IEEE International Conference on Image Processing. Cairo, Egypt: IEEE Press, 2009. 3021-3024.
- [7] HE L, CARIN L. Exploiting structure in wavelet-based bayesian compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(9): 3488-3497.
- [8] LI C, YIN W, ZHANG Y. TVAL3: TV minimization by augmented Lagrangian and alternating direction algorithms[EB/OL]. <http://www.caam.rice.edu/optimization/L1/TVAL3/>.
- [9] ZHANG Z, ZHAO C, GAO W. Image compressive sensing recovery using adaptively learned sparsifying basis via L0 minimization[J]. Signal Processing, 2014, 103: 114-126.
- [10] 陈建, 苏凯雄, 杨秀芝, 等. 基于变分模型的块压缩感知重构算法[J]. 通信学报, 2016, 37(1):100-109.
CHEN J, SU K X, YANG X Z, et al. Reconstruction algorithm for block compressed sensing based on variation model[J]. Journal on Communications, 2016, 37(1):100-109.
- [11] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising[C]//In Proc Int Conf CVPR. 2005: 60-65.
- [12] ZHANG K, GAO X, TAO D. Single image super-resolution with non-local means and steering kernel regression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(11): 4544-4556.
- [13] ZHANG J, ZHAO D, ZHAO C. Image compressive sensing recovery via collaborative sparsity[J]. IEEE J Emerg Sel Topics Circuits Syst, 2012, 2(3): 380-391.
- [14] ZHANG J, ZHAO D, JIANG F. Structural group sparse representation for image compressive sensing recovery[C]//IEEE DCC. Snowbird, UT, USA, 2013: 331-340.
- [15] 沈燕飞, 朱珍民, 张勇东. 基于秩极小化的压缩感知图像恢复算法[J]. 电子学报, 2016, 44(3): 572-579.
SHEN Y F, ZHU Z M, ZHANG Y D. Compressed sensing image reconstruction algorithm based on rank minimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(3): 572-579.
- [16] AFONSO M, BIOUCAS-DIAS J, FIGUEIREDO M. Fast image recovery using variable splitting and constrained optimization[J].IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(9): 2345-2356.
- [17] BOYD S, PARIKH N, CHU E. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. Found, Trends Mach Learn, 2011, 3(1): 1-122.
- [18] GOLDSTEIN T, OSHER S. The split Bregman algorithm for L1 regularized problems[J]. SIAM J Imag Sci, 2009, 2(2): 323-343.
- [19] CHEN C, TRAMEL E W. Compressed-sensing recovery of images and video using multi-hypothesis predictions[C]//In Proc 45th Asilomar Conf Signals, Syst, Comput Pacific Grove. CA, USA, 2011: 1193-1198.
- [20] LU G. Block compressed sensing of natural images[C]//International Conference on Digital Signal Processing. Cardiff, UK: IEEE, 2007: 403-406.

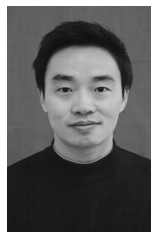
作者简介:



李佳 (1991-), 女, 湖北孝感人, 中南民族大学硕士生, 主要研究方向为图像复原、压缩感知。



高志荣 (1972-), 女, 湖北仙桃人, 中南民族大学副教授, 主要研究方向为图像处理与识别、压缩感知。



熊承义 (1969-), 男, 湖南临澧人, 中南民族大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为图像与视频编码、图像分类与识别。



周城 (1979-), 男, 湖北武汉人, 中南民族大学讲师、硕士生导师, 主要研究方向为视频编码与通信。