光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021.02.021

基于稀疏优化的图像压缩感知重建算法

胡　浩[1,2,3*]，张建林[2,3]，李斌成[1]，徐智勇[2,3]

（1. 电子科技大学 光电科学与工程学院，成都 610054；2. 中国科学院光电技术研究所，成都 610209；
3. 中国科学院光束控制重点实验室，成都 610209）

摘　要： 在信号的稀疏表示方法中，传统的基于变换基的稀疏逼近不能自适应性地提取图像的纹理特征，而基于过完备字典的稀疏逼近算法复杂度过高。针对该问题，文章提出了一种基于小波变换稀疏字典优化的图像稀疏表示方法。该算法在图像小波变换的基础上构建图像过完备字典，利用同一场景图像的小波变换在纹理上具有内部和外部相似的属性，对过完备字典进行灰色关联度的分类，有效提高了图像表示的稀疏性。将该新算法应用于图像信号进行稀疏表示，以及基于压缩感知理论的图像采样和重建实验，结果表明新算法总体上提升了重建图像的峰值信噪比与结构相似度，并能有效缩短图像重建时间。

关键词： 图像重建；KSVD；字典优化；压缩感知；灰色关联度

中图分类号： TP391　**文章编号：** 1001－5868(2021)02－0269－06

Compressive Sensing Image Reconstruction Algorithm Based on Optimized Sparse Representation

HU Hao[1,2,3], ZHANG Jianlin[2,3], LI Bincheng[1], XU Zhiyong[2,3]

(1. School of Optoelectronic Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, CHN; 2. Institute of Optics and Electronics of The Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, CHN;
3. Key Laboratory of Optical Velocity Control of The Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, CHN)

Abstract: In the signal sparse representation methods, the traditional sparse approximation based on transform basis cannot extract the texture features of image adaptively, and the sparse approximation algorithm based on the over-complete dictionary is too complex. To solve this problem, a sparse representation method based on sparse dictionary optimization of wavelet transform is proposed. Based on the wavelet transform of image, this algorithm constructs over-complete dictionaries, and makes use of the similar attributes in interior and exterior on the texture in wavelet transform of images in the same scene, and classifies the over-complete dictionary with grey correlation degree, which improves the effectiveness of sparse representation. The new algorithm is applied in image signal sparse representation and image sampling and reconstruction experiments based on compressive sensing theory. The results show that the new algorithm improves the peak signal to noise ratio (PSNR) and structural similarity (SSIM) of reconstructed images as a whole, and can shorten the time of image reconstruction effectively.

Key words: image reconstruction; KSVD; dictionary refinement; compressive sensing; gray relational degree

收稿日期：2020－12－09.

基金项目：中国科学院西部之光创新人才基金项目(YA18K001).

*通信作者：胡　浩　　**E-mail:** huhao1631@163.com

0 引言

图像的稀疏性是数字图像的一个重要特性，即能以较少的数字对图像信息进行表示和传输，在图像压缩、去噪等领域[1]具有重要作用。在压缩感知图像重构的理论框架中，图像的精确重建很大程度依赖于图像的稀疏性，即寻找一个变换空间 $\boldsymbol{\Psi}$ 可以使原始图像在该空间以少量的系数表示，这就使得稀疏表示在压缩感知方面具有至关重要的作用。

目前关于图像的稀疏表示主要有以下两种：1)传统上，信号的稀疏表示通常采用非冗余的正交变换，如早期的傅里叶变换、小波变换，以及基于多尺度分析的曲波(Curvelets)变换等[2-3]。这些变换都可进行快速运算，但对于图像信号的自适应性不高，难以找到一个合适的正交基进行稀疏化；2)基于学习的表示方法[4]，根据信号特征自适应地选择变换基，对于特定信号具有极高稀疏性，但需要提前针对特定场景的图像进行训练生成字典，在训练过程所消耗的时间使其不利于图像的快速重建。

如何构造一个普遍适应的稀疏基，使图像表示更为稀疏，一直是国内外学者的研究热点，目前已有大量的研究成果涌现。Yang 等[5]借鉴了 KSVD 算法的思想，并联合多个分辨率的图像进行训练，提高了图像重建的质量。徐健等[6]改变了在训练之初就固定字典规模的方式，在训练过程中自适应地添加原子个数，避免了 SVD 运算，降低了算法复杂度。练秋生等[7]通过图像的局部特性进行子空间划分，利用几何共轭梯度算法在子空间进行独立的稀疏化，进而完成对完整图像的稀疏表示。

上述研究成果都是在稀疏字典建模阶段进行改进优化，提高了图像重建结果的质量，但没有显著地降低图像的重建时间。本文结合 KSVD 字典学习方法和灰色关联度的思想，提出了一种新的生成过冗余字典的方式，提高了字典学习方法对图像的适应性，在保证图像重建精度的前提下大大缩短了图像重建的时间。

1 压缩感知图像重建算法的基本思想

压缩感知(Compressive Sensing)理论指出，对于可压缩信号能以远低于奈奎斯特的频率进行采样[8]，将采样和压缩过程结合起来，然后在后期可通过高性能的计算机对信号进行精确恢复。设 $\boldsymbol{\Phi}\in\boldsymbol{R}^{M\times N}(M\ll N)$ 为测量矩阵，考虑某未知信号 $\boldsymbol{x}$ 在该矩阵下的测量值 $\boldsymbol{y}\in\boldsymbol{R}^{N}$，有：

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{\Phi x} \tag{1}$$

而信号的精确重构过程是由 $\boldsymbol{y}$ 解析生成 $\boldsymbol{x}$，由于 $\boldsymbol{y}$ 的维数远小于 $\boldsymbol{x}$ 的维数，对式(1)的求解是一个欠定过程。然而 Candes 等证明[9]，如果原始信号 $\boldsymbol{x}$ 是 K 稀疏的，测量次数满足 $M=O(K\lg N)$，且 $\boldsymbol{\Phi}$ 满足 RIP(Restricted Isometry Property)条件，就可将信号 x 恢复转化为 l_0 最优范数的问题进行精确重构：

$$\hat{\boldsymbol{x}}=\arg\min\|\boldsymbol{x}\|_0 \quad s.t. \quad \boldsymbol{\Phi x}=\boldsymbol{y} \tag{2}$$

但实际工程应用中所需处理信号在其采样空间几乎都非常冗余，不能直接应用以上过程进行采样与重构，因而需要利用某种变换基 $\boldsymbol{\Psi}$ 对原始信号进行稀疏表示，即 $\boldsymbol{x}=\boldsymbol{\Psi f}$，则有：

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{\Phi x}=\boldsymbol{\Phi\Psi f}=\boldsymbol{Af} \tag{3}$$

其中，$\boldsymbol{A}=\boldsymbol{\Phi\Psi}$ 为 $M\times N$ 矩阵，称为感知矩阵。如果 $\boldsymbol{A}$ 满足 RIP 条件，就可以将 $\boldsymbol{f}$ 的稀疏性作为先验条件，通过求解类似式(2)的最优 l_0 范数问题重构出 $\boldsymbol{f}$，进而得到原始信号 $\boldsymbol{x}$。

具体的压缩感知流程如图 1 所示。图像高分辨率重构是指从低分辨率图像重建生成高分辨率图像，本质上是一个从低维到高维的解析延拓过程。一般而言，直接从低分辨率图像进行图像高分辨率重构是非适定的[10]。然而在压缩感知中，由式(3)可知通过稀疏变换表示，当图像足够稀疏，即 $\boldsymbol{x}$ 仅需极少的 $\boldsymbol{f}$ 便可表示时，从少量的测量值 $\boldsymbol{y}$ 解算 $\boldsymbol{f}$，并由此重建高分辨率原始信号 $\boldsymbol{x}$ 便不再是非适定问题，因此借鉴压缩感知的思想进行图像的稀疏表示与高分辨率图像的重构研究具有重要的理论价值与实际意义。

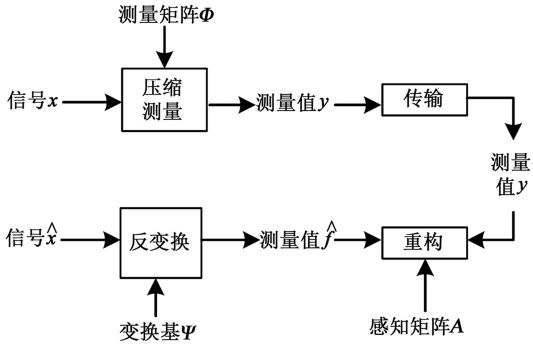


图 1 压缩感知理论中信号采样与重建流程图

2 图像重建系统的稀疏表示优化设计

在压缩感知图像重构系统中，对原始图像信号

进行稀疏表示是保证图像能够精确重构的前提。但是，一方面，传统的基于正交变换的展开不能自适应性地提取图像的几何特性，另一方面能给图像带来更高稀疏化的字典训练算法复杂度过高。基于此，本文提出了一种新的思路，对原始图像的小波变换进行字典训练，并对冗余字典进行灰色关联度的分类，针对分类结果选取优化的字典进行稀疏表示，大大减少了图像重建时间。

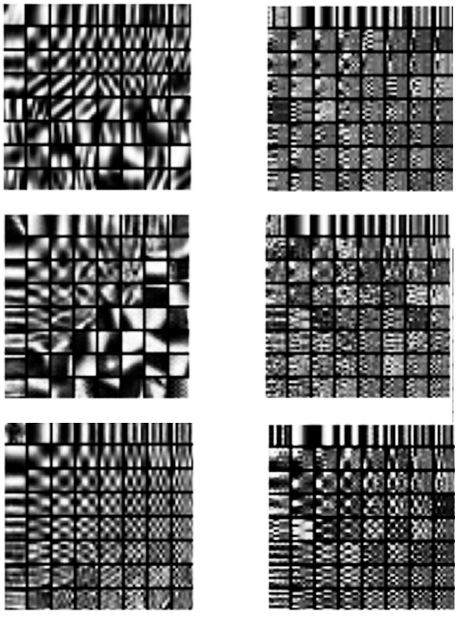
数学上离散小波变换 DWT 可表示为

$$\boldsymbol{W}_x = DWT(\boldsymbol{x}) \tag{4}$$

$\boldsymbol{x}$ 为原始图像信号，为方便计算，对于固定维度的 DWT 变换，可用固定的变换矩阵 $\boldsymbol{M}$ 进行表示而便于系统的设计与实现[11]，即有：

$$\boldsymbol{W}_x = \boldsymbol{M}\boldsymbol{x} \tag{5}$$

小波变换不能自适应地提取图像的复杂纹理特征，不利于图像的高分辨率重构。可对于同一场景或同一类型的多幅图像，虽然它们的空域表示千差万别，但往往由于其小波变换在纹理上的特征而具有某种内部和外部相似的属性，这就导致用其小波变换训练得到的字典具有极高的相似性[12]。图 2(a)表示对三幅人物图像的空域变换进行字典训练的结果，(b)表示对原始图像的小波域变换进行字典训练得到的冗余字典，可以看到尽管三幅人物图像是完全不相同的，它们的小波域表示差异性也很大，但由于属于同一类别的图像，其小波域训练得到的字典相似性很高。如果将冗余字典相似的图像归为一类，并对同一类图像使用相同的字典进行稀疏表示，就将提升字典对图像的自适应性，从而提高压缩感知的精度并缩短计算时间。



(a)　空域训练结果　　(b)　小波域训练结果

图 2　同一场景中的三张图像用空域和小波域训练得到的字典

2.1　基于小波变换的 KSVD 算法

本文在稀疏矩阵生成阶段利用图像小波域在纹理上的相似性，并对其进行 KSVD 字典训练[13-14]，通过将原子与稀疏系数更新相结合，在提高字典自适应训练的同时，又保证了收敛速度。

假设 $\boldsymbol{D}$ 为需优化的字典，T_0 为稀疏度，将每个信号 $\boldsymbol{x}_i$ 表示为字典 $\boldsymbol{D}$ 上的最稀疏系数 $\boldsymbol{\theta}_i$，字典学习的优化模型为

$$\min\sum_{i=1}^{M}\|\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{D}\boldsymbol{\theta}_i\|_2^2 \text{ s.t. } \|\boldsymbol{\theta}_i\|_0 \leqslant k_0, 1\leqslant i\leqslant M \tag{6}$$

首先使用原始样本或者左奇异矩阵的列向量初始化字典中的原子，然后按照稀疏编码和字典更新两个阶段交替进行，直到满足收敛条件。首先假设字典 $\boldsymbol{D}$ 确定，优化问题就转化为寻找样本集 $\boldsymbol{x}$ 的稀疏表示的问题，可以使用适当的追踪算法求解稀疏分解因子 $\boldsymbol{\theta}$。然后，利用获得的稀疏因子对字典的原子依次进行修正，取出稀疏矩阵不为 0 的索引的集合。

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{\omega}_k=\{i\mid 1\leqslant i\leqslant n,\theta_{\mathrm{T}}^k(i)\neq 0\},\\&\boldsymbol{\theta'}_{\mathrm{T}}^k=\{\theta_{\mathrm{T}}^k(i)\mid 1\leqslant i\leqslant n,\theta_{\mathrm{T}}^k(i)\neq 0\}\end{aligned} \tag{7}$$

计算误差矩阵 $\boldsymbol{E}_k$：

$$\boldsymbol{E}_k=\boldsymbol{x}-\sum_{j\neq k}\boldsymbol{d}_j\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{T}}^j \tag{8}$$

从 $\boldsymbol{E}_k$ 中取出 $\boldsymbol{\omega}_k$ 对应的列，得 $\boldsymbol{E'}_k$。对 $\boldsymbol{E'}_k$ 作奇异值分解 $\boldsymbol{E'}_k=\boldsymbol{U}\sum\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}$，利用矩阵 $\boldsymbol{U}$ 的第一列代替字典中的原子 $\boldsymbol{d}_k$，并用 $\sum(1,1)\boldsymbol{V}(.,1)^{\mathrm{T}}$ 修正 $\boldsymbol{\theta}_{\mathrm{T}}^k$。

2.2　灰色关联度理论

应用相同场景或同一类型的图像的小波域学习得到的字典相似性极高，但图像之间由于退化等因素自身存在一定的不确定性，可利用灰色关联度的理论得到其字典之间的相关度信息[15]。同时，利用压缩感知理论对原始图像进行线性测量并重建的过程往往是将图像块排列成列向量进行处理的，这也对灰色关联度的计算提供了方便。本文对 KSVD 训练得到的字典进行灰色关联度分类，对分到同一类的图像使用相应优化的字典进行稀疏表示，提高了稀疏表示的有效性，大大缩短了重建时间。

假设将图像小波域训练得到的字典排列成列向

量为 $\boldsymbol{X}_0 \sim \boldsymbol{X}_m$，其中

$$\boldsymbol{X}_i = (x_i(1), x_i(2), x_i(3), \cdots, x_i(n)) \tag{9}$$

式中，$i = 0,1,2,\cdots,m$，m 为序列数，n 为序列中包含的总元素数，则 $\boldsymbol{X}_i$ 序列的初项值为

$$\boldsymbol{X}'_i = \frac{\boldsymbol{X}_i}{x_i(1)} = (x'_i(1), x'_i(2), \cdots, x'_i(n)) \tag{10}$$

序列对应的差序列、最小差和最大差分别为

$$\begin{aligned} &\Delta_i(k) = x'_0(k) - x'_i(k) \\ &m = \min_i \min_k \left| x'_0(k) - x'_i(k) \right| \\ &M = \max_i \max_k \left| x'_0(k) - x'_i(k) \right| \end{aligned} \tag{11}$$

关联系数为

$$\gamma_{0i}(k) = \frac{m + \lambda M}{\Delta_i(k) + \lambda M} \tag{12}$$

这里 $\lambda \in (0,1)$ 称为分辨率系数，最后可得到关联度为

$$\gamma_{0i} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} \gamma_{0i}(k) \tag{13}$$

灰色关联度理论对先验的约束条件不高，同时能发现每一类原子之间存在的某种关联性，关联度越大表示两个变换基之间的关联性越强，关联度越小表示两个变换基之间的关联性越弱。通过对冗余字典进行灰色关联度的分析，并根据关联度的大小进行分类，可增强具体类别的图像的稀疏表示的有效性。

3 实验结果与分析

使用具有多种纹理特性的 Lena 标准图像进行仿真实验，分别采用四种稀疏表示方法：小波变换直接表示法（WT）、KSVD 字典直接表示法（KSVD）、进行字典优化但不进行灰色关联度分析的图像表示法（WT_KSVD）和基于字典优化和灰色关联度的图像表示法（WT_GR_KSVD），对原始图像进行稀疏表示。其中，原始图像的大小为 256×256，并对其进行 8×8 分块，以降低观测矩阵的维数并减少重构算法的计算量。为了能直观地表示各个算法之间的差异，并对其优劣性进行比较，采取 0.5 的采样率对原始图像进行采样。在 WT_GR_KSVD 算法中，选取大量的人物图像，对其小波域进行 KSVD 字典训练，并对训练结果进行灰色关联度的分析，再分出 3 个小的类别，并将每种类别中的图像进行迭代，生成优化的冗余字典。在四种稀疏表示方法中，将稀疏变换得到的系数进行排序和硬截断，即只取前 0.1，0.2，0.3，0.4，0.5 的系数，并用 OMP 算法完成重建工作，计算在各个稀疏度下对标准图像 Lena（图 3）进行图像重建的峰值信噪比（PSNR），变化曲线如图 4 所示。



图 3 标准图像 Lena

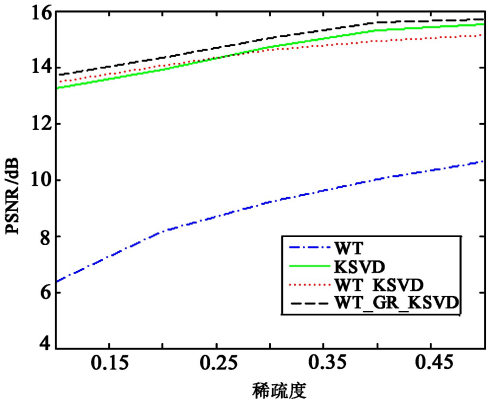


图 4 Lena 图像在不同稀疏度下重建结果的峰值信噪比

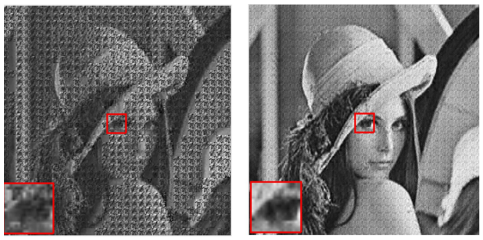
从图 4 可看出，WT_GR_KSVD 算法由于用灰色关联度的思想对字典进行了再分类，使字典对于图像的自适应性得到提高，所以在整个 0.1～0.5 的稀疏度范围内图像重建的精度都比 WT_KSVD 和 KSVD 算法高，且远高于 WT 算法。相比于传统的 KSVD 算法，当稀疏度在 0.25～0.5 范围内时，用 WT_GR_KSVD 算法进行稀疏表示并重建的效果最好，PSNR 的提升幅度约为 0.55 dB。

选取代表人物的 Lena 图像、代表室内场景的 peppers 图像和代表室外场景的 goldhill 图像（如图 5），用上述四种算法对其进行稀疏表示并进行线性

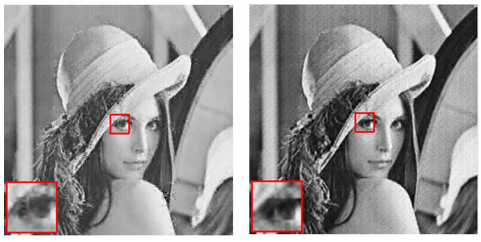


（a） peppers （b） goldhill

图 5 标准图像 peppers 和 goldhill

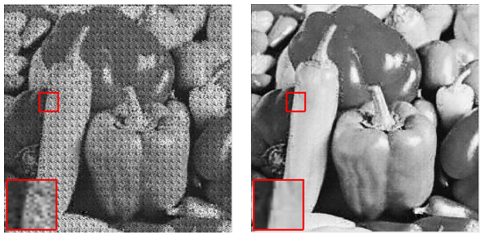


（a）　WT　　（b）　KSVD

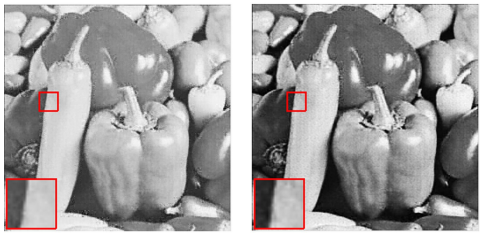


（c）　WT_KSVD　　（d）　WT_GR_KSVD

图 6　Lena 图像在四种稀疏表示方法下的重构结果



（a）　WT　　（b）　KSVD



（c）　WT_KSVD　　（d）　WT_GR_KSVD

图 7　peppers 图像在四种稀疏表示方法下的重构结果



（a）　WT　　（b）　KSVD



（c）　WT_KSVD　　（d）　WT_GR_KSVD

图 8　goldhill 图像在四种稀疏表示方法下的重构结果

测量和重建的结果如图 6～8 所示。表 1 中统计了各算法对应的重建图像两个表征重建精度的指标：峰值信噪比（PSNR）和结构相似度（SSIM），并列出了整个图像重建过程消耗的时间。

表 1　4 种稀疏表示算法的图像重建时间及重建精度

图像	算法	重建时间/s	PSNR/dB	SSIM
Lena	WT	0.939	11.042	0.255
	KSVD	6.553	15.642	0.814
	WT_KSVD	0.949	15.294	0.819
	WT_GR_KSVD	0.931	15.968	0.825
peppers	WT	0.876	11.603	0.497
	KSVD	5.157	16.158	0.834
	WT_KSVD	0.881	15.385	0.827
	WT_GR_KSVD	0.901	16.147	0.835
goldhill	WT	0.916	6.975	0.215
	KSVD	7.038	12.168	0.804
	WT_KSVD	0.928	12.180	0.856
	WT_GR_KSVD	0.937	12.190	0.864

从图像重建结果来看，由于在图像采样和重建的过程中进行了分块处理，利用 WT 对原始图像进行稀疏表示并重建的结果中出现了很多小小的凸起，这说明用 WT 对图像的稀疏表示能力很低，导致块效应十分严重。用 KSVD 对原始图像进行稀疏表示时，由于要对原始图像进行字典训练，导致整个重建过程的算法复杂度过高，所需的时间消耗很大。WT_KSVD 和 WT_GR_KSVD 算法由于利用到了同一场景或同一类型图像小波变换之间的相似性，在对图像进行稀疏表示时使用了优化的字典基，不必每次都执行字典训练的过程，所以时间消耗大为降低。WT_GR_KSVD 算法使用了灰色关联度的方法对字典以关联度的大小为依据进行了再分类，增强了图像对于字典的自适应性，提高了图像重建的精度。

4　结论

本文提出了一种图像稀疏表示的优化算法，并把它应用到压缩感知图像重建的实践当中。该算法利用同一场景图像的小波变换在纹理上相似的属性，对其训练得到的字典进行灰色关联度的分类，提高了图像的稀疏表示能力，在保证图像重建精度的前提下大大缩短了重建的时间。但是图像重建的质量不是十分稳定，相比于未优化算法，大部分图像的重建精度都有所改善，但也有部分图像的重建精度出现了小幅下降，这些不足需要在后续的研究中进行克服。

参考文献：

[1] 刘帅奇，胡绍海. 基于稀疏表示的 Shearlet 域 SAR 图像去噪[J]. 电子与信息学报，2012(9)：743-749.
Liu S Q，Hu S H. SAR image denoising in Shearlet domain based on sparse representation[J]. J. of Electronics and Information，2012(9)：743-749.

[2] Candes E J，Demanet L. Fast discrete Curvelet transform[J]. Multiscale Modelingand Simulation，2006，5(3)：861-899.

[3] Candes E J，Donoho D L. New tight frames of Curvelets and optimal representations of objects with C_2 singularities[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics，2004，57(2)：219-266.

[4] Duarte J M. Learning to sense sparse signals：simultaneous sensing matrix and sparsifying dictionary optimization[J]. IEEE Trans. on Image Processing，2009，8(7)：1395-1408.

[5] Yang J，Wright J，Huang T. Image super-resolution via sparse representation[J]. IEEE Trans. on Image Processing，2010，19(11)：2861-2873.

[6] 徐 建，常志国. 基于聚类的自适应图像稀疏表示算法[J]. 光子学报，2011，40(2)：316-319.
Xu J，Chang Z G. Adaptive sparse representation of image algorithm based on clustering[J]. J. of Photons，2011，40(2)：316-319.

[7] 练秋生，王小娜，石保顺. 基于多重解析字典学习和观测矩阵优化的压缩感知[J]. 计算机学报，2015，38(6)：1162-1171.
Lian Q S，Wang X N，Shi B S. Compressive sensing based on multiple analytic dictionary learning and observation matrix optimization[J]. J. of Computer Science，2015，38(6)：1162-1171.

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

[9] Candes E，Romberg J，Tao T. Robust uncertainty principles：exact signal reconstruction from highly incomplete frequency informatin[J]. IEEE Trans. on Information Theory，2006，52(4)：1289-1306.

[10] 张 敬. 多源图像超分辨率重建研究[D]. 合肥：中国科学技术大学，2015，43(3)：76-80.
Zhang J. Research on super-resolution reconstruction of multi-source image[D]. Hefei：University of Science and Technol. of China，2015，43(3)：76-80.

[11] Selesnick I W. Hilbert transform pairs of wavelet bases[J]. IEEE Signal Processing Lett.，2001，8(6)：170-173.

[12] Srivastava M，Freed J H. A new wavelet denoising method for selecting decomposition levels and noise thresholds[J]. IEEE Access，2016，13(2)：176-183.

[13] Aharon M. K-SVD：An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Trans. Signal Process，2006，54(11)：4311-4322.

[14] Yang B，Li S. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation[J]. IEEE Trans. of Instrumentation and Measurement，2010，59(4)：884-891.

[15] 刘思峰，杨英杰. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京：科学出版社，2014：143-156.
Liu S F，Yang Y J. Grey System Theory and Application[M]. Beijing：Science Press，2014：143-156.

作者简介：

胡 浩(1995－)，男，河南许昌人，硕士生，研究方向为数字图像处理、压缩感知。

(上接第 268 页)

[5] 王一帆，尹传历，黄义明，等. 基于双边滤波的图像去雾[J]. 中国图象图形学报，2014，19(3)：386-392.
Wang Yifan，Yin Chuanli，Huang Yiming，et al. Image haze removal using a bilateral filter[J]. J. of Image and Graphics，2014，19(3)：386-392.

[6] 张 津，周祥全，舒 漫，等. 基于 GPU 的单幅图像去雾的实现及优化[J]. 计算机应用研究，2019，36(1)：312-315.
Zhang Jin，Zhou Xiangquan，Shu Man，et al. Implementation and optimization of single image haze removal based on GPU[J]. Application Research of Computers，2019，36(1)：312-315.

[7] 蒲 坤，张家树. 低照度图像去雾算法的 FPGA 实现[J]. 微电子学与计算机，2015，32(10)：121-124.
Pu Kun，Zhang Jiashu. FPGA implementation of low-light enhancement and defogging for video images [J]. Microelectronics & Computer，2015，32(10)：121-124.

[8] Mccartney E J. Scattering phenomena. (Book Reviews：Optics of The Atmosphere. Scattering by Molecules and Particles)[J]. Science，1977，196：1084-1085.

[9] 刘 国，吕群波，刘扬阳. 基于自适应暗原色的单幅图像去雾算法[J]. 光子学报，2018，47(2)：179-186.
Liu Guo，Lv Qunbo，Liu Yangyang. Single image dehazing algorithm based on adaptive dark channel prior[J]. Acta Photonica Sinica，2018，47(2)：179-186.

[10] 茅天诒，王敬东，孙 震，等. 天空区域分割的暗原色先验去雾视觉优化技术[J]. 半导体光电，2017，38(6)：902-907，915.
Mao Tianyi，Wang Jingdong，Sun Zhen，et al. Optimizing technology of dark channel prior dehazing based on sky region segmentation[J]. Semiconductor Optoelectronics，2017，38(6)：902-907，915.

作者简介：

张春雷(1998－)，男，河南人，硕士研究生，主要研究方向为数字 IC 设计及数字图像处理；

李国峰(1958－)，男，天津人，博士，教授，主要研究方向为电子电路系统设计与应用、IC 设计、数字信号处理等。